12. АЛГОРИТМЫ ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ В ОНЛАЙН-ТОРГОВЛЕ

Чистяков Н.А. Ячменева Е.А.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники г. Минск, Республика Беларусь

Канаш А.В. – старший преподаватель, каф. ЭИ

Аннотация. В статье рассматриваются современные подходы к формированию цен в онлайн-торговле с учетом динамики спроса и поведения потребителей. Описаны математические модели, используемые для анализа спроса, а также методы машинного обучения и алгоритмы искусственного интеллекта, применяемые в е-commerce. Особое внимание уделено алгоритмическому ценообразованию и его практическому применению в цифровой экономике. Обоснована актуальность внедрения интеллектуальных систем ценообразования для повышения конкурентоспособности онлайн-бизнеса.

Ключевые слова. электронная коммерция, ценообразование, динамическое ценообразование, машинное обучение, прогнозирование спроса, математическое моделирование, алгоритмы, big data.

Развитие электронной торговли в XXI веке сопровождалось стремительным ростом объема данных о потребителях и их поведении. На фоне высокой конкуренции и изменчивости спроса традиционные методы ценообразования, основанные на фиксированных правилах и ручном управлении, теряют свою эффективность. Онлайн-продавцы всё чаще сталкиваются с необходимостью адаптации цен в реальном времени, опираясь на поведенческие и рыночные сигналы.

Актуальность темы обусловлена тем, что правильная ценовая стратегия оказывает прямое влияние на прибыльность бизнеса и его способность удерживать клиентов. Алгоритмическое ценообразование позволяет не только автоматизировать процесс, но и оптимизировать его с точки зрения максимизации прибыли, роста продаж и удержания лояльной аудитории.

Целью настоящей работы является обзор современных методов ценообразования в электронной коммерции с акцентом на математические модели и алгоритмы искусственного интеллекта. В статье рассматриваются ключевые подходы к моделированию спроса, динамическому управлению ценами, а также примеры применения AI в реальных бизнес-практиках. Также затрагиваются вопросы этики и рисков, связанных с использованием интеллектуальных систем ценообразования.

До широкого распространения алгоритмических подходов формирование цен в онлайн-торговле основывалось на традиционных, статических моделях. Одним из самых простых и до сих пор применяемых методов является ценообразование с фиксированной наценкой, при котором цена определяется как сумма себестоимости и заранее установленного процента прибыли.

Несмотря на простоту и предсказуемость, такой подход слабо учитывает динамику рыночной ситуации, уровень спроса и поведение потребителей. В условиях высокой конкуренции и постоянного изменения рыночных условий такие модели нередко приводят к снижению прибыли и потере клиентов.

Другим примером классического подхода является ручное регулирование скидок и акций. Продавцы, ориентируясь на текущие продажи или сезонность, могут снижать цены на отдельные

товары, однако такие решения чаще всего принимаются интуитивно и не базируются на объективном анализе данных. Это ограничивает возможности для точного прогнозирования доходов и адаптации к изменениям в покупательском поведении.

С развитием цифровых платформ и накоплением больших массивов пользовательских данных всё большее распространение получает динамическое ценообразование. Его основная идея заключается в автоматической адаптации цен в зависимости от множества факторов: текущего спроса, поведения покупателей, уровня запасов, времени суток и активности конкурентов. Примером могут служить системы ценообразования на маркетплейсах (Amazon, Ozon) и в отельном бизнесе, где стоимость может изменяться в режиме реального времени на основе анализа спроса и доступности ресурсов.

Важным элементом таких систем является использование моделей прогнозирования спроса. На практике это может реализовываться через анализ временных рядов, методы скользящего среднего, экспоненциального сглаживания, а также авторегрессионные модели, такие как ARIMA. Эти методы позволяют выявлять тренды и сезонные колебания, а также оценивать потенциальное влияние изменения цены на объём продаж. Например, метод экспоненциального сглаживания с постоянным коэффициентом рассчитывается следующим образом:

$$Dt + 1 = \alpha \times Dt + (1 - \alpha) \times \widehat{Dt}$$
(1),

где Dt+1 — прогноз спроса на следующий период, Dt — фактический спрос в текущем периоде, Dt — предыдущий прогноз, α — коэффициент сглаживания (от 0 до 1).

Однако при значительном количестве переменных и высокой изменчивости поведения потребителей, традиционные статистические подходы начинают уступать более сложным алгоритмам на основе машинного обучения. Например, в случае линейной регрессии модель может рассчитывать цену как сумму взвешенных факторов:

$$P += \beta_0 + \beta_1 \times D + \beta_2 \times C + \beta_3 \times S + \beta_4 \times R \tag{2},$$

где P — итоговая цена, D — спрос, C — себестоимость, S — сезонный коэффициент, R — цена конкурента, β0 ... β4 — коэффициенты модели, полученные после обучения.

Более сложные алгоритмы, такие как градиентный бустинг, нейронные сети или случайные леса, способны учитывать десятки и сотни признаков: поведение пользователей, частоту визитов, глубину просмотра, тип устройства и даже внешние факторы (например, погоду). Такие модели строят сложные зависимости между признаками и ценой, обеспечивая гибкую адаптацию стратегии к текущей рыночной ситуации [2].

До появления автоматизированных алгоритмов и систем анализа данных, ценообразование в розничной торговле, включая электронную коммерцию, основывалось преимущественно на простых и легко реализуемых стратегиях. Одним из самых распространённых подходов была установка цены с фиксированной наценкой. Такая цена рассчитывается по формуле:

$$P = C + C \times m \tag{3},$$

где P — цена, C — себестоимость, m — коэффициент наценки (например, 0.2 соответствует 20%).

Такой метод отличается простотой, но в условиях высокой конкуренции и переменного спроса он часто не обеспечивает максимальной прибыли. Он не учитывает изменения потребительского поведения и потому теряет актуальность в условиях цифровой экономики.

Ещё один распространённый метод — ручное ценообразование на основе интуитивной оценки спроса и конкуренции. В рамках этой стратегии продавцы корректируют цены вручную, ориентируясь на сезонность, личный опыт, поведение конкурентов или текущий уровень продаж. Примером может служить проведение скидочных акций накануне праздников или снижение цены на товары с низкой оборачиваемостью. Несмотря на то, что такие меры могут приносить краткосрочные результаты, они редко опираются на объективные данные и не позволяют оценить долгосрочные последствия для выручки и маржинальности.

В условиях онлайн-торговли классические методы сталкиваются с дополнительными вызовами. Пользователи могут легко сравнивать цены между продавцами, а сама рыночная ситуация изменяется значительно быстрее, чем в офлайн-среде. При этом наличие большого количества товаров и постоянных изменений ассортимента делает ручное управление ценами практически невозможным без потерь эффективности.

Существуют и более формализованные подходы, такие как ценообразование на основе эластичности спроса. В рамках такой модели продавец оценивает, как изменение цены влияет на объём продаж, и определяет оптимальную цену, обеспечивающую наибольшую прибыль. Однако даже

эта методика остаётся в рамках статического подхода — анализ проводится на исторических данных и не всегда учитывает текущую ситуацию на рынке. Классические методы, несмотря на свою ограниченность, легли в основу более сложных динамических и алгоритмических моделей, которые активно развиваются в последние годы [1].

Современные системы ценообразования всё чаще полагаются на алгоритмы машинного обучения (ML) и элементы искусственного интеллекта (AI), что обусловлено ростом объёмов данных и необходимостью оперативного реагирования на изменения рыночной ситуации. Такие алгоритмы позволяют выявлять сложные закономерности в поведении потребителей, учитывать множество факторов одновременно и строить прогнозы на основе как текущих, так и исторических данных.

Одним из ключевых преимуществ ML-моделей является способность адаптироваться к динамике спроса. Например, алгоритмы градиентного бустинга, линейной регрессии или случайных лесов могут учитывать не только цену, но и сезонность, характеристики товара, поведение конкурентов, поведенческие паттерны клиентов и даже макроэкономические показатели. Эти методы уже доказали свою эффективность на практике и активно используются в ценообразовании крупнейших е-commerce платформ [2].

Особенно активно применяются методы кластеризации и сегментации клиентов. Это позволяет выделить группы покупателей с различной чувствительностью к цене и адаптировать стратегии под каждую из них. Например, постоянным клиентам может предлагаться персонализированная скидка, тогда как новым — более агрессивная акция. Такие подходы получили широкое распространение в онлайн-ритейле, особенно в маркетплейсах с системой лояльности.

Дополнительно применяются нейросетевые архитектуры, включая рекуррентные и сверточные нейронные сети, позволяющие анализировать временные ряды продаж, сезонные тренды и взаимосвязи между товарами. Такие модели показывают высокую точность при прогнозировании спроса и реакций на изменение цен.

Кроме того, в последние годы получили распространение модели reinforcement learning (обучение с подкреплением), где алгоритм постепенно учится выбирать наилучшие цены, основываясь на обратной связи от покупателей. Эти подходы особенно эффективны в условиях высокой неопределённости и большого ассортимента, как это реализовано, например, на платформах Amazon и Alibaba. Согласно анализу внедрения Al в таких системах, применение интеллектуальных алгоритмов может повысить выручку на 5–10 % и снизить затраты на управление ценами до 30 % [3].

Применение Al-алгоритмов позволяет не только оптимизировать прибыль, но и учитывать стратегические цели компании: рост доли рынка, удержание клиента, снижение возвратов или повышение лояльности. Однако внедрение таких систем требует наличия качественных данных, вычислительных ресурсов и чётко поставленных бизнес-целей, а также внимания к этическим аспектам.

Интеллектуальные алгоритмы ценообразования нашли широкое применение в онлайн-торговле. Крупнейшие платформы, такие как Amazon, eBay, Ozon и Wildberries, используют динамическое ценообразование для управления ассортиментом, стимулирования спроса и конкуренции. Например, Amazon пересматривает цены на некоторые товары каждые 10–15 минут, реагируя на поведение пользователей, наличие альтернатив у конкурентов и уровень остатков на складе. Такие подходы позволяют не только повышать продажи, но и снижать издержки, связанные с избыточными запасами и устаревшими позициями [3].

В дополнение к прямым выгодам, алгоритмические системы ценообразования способствуют росту лояльности покупателей за счёт персонализированных предложений. Например, покупателям, склонным к частым возвратам, могут автоматически предлагаться товары с более высокой маржой или ограниченными условиями возврата, что снижает потенциальные потери. А новым клиентам — привлекательные стартовые цены для привлечения и вовлечения в экосистему магазина.

Однако внедрение подобных систем сопряжено с определёнными вызовами. Среди них — необходимость сбора и обработки больших массивов данных, обеспечение их достоверности, прозрачности алгоритмов и этические аспекты, такие как недопущение дискриминации потребителей или манипуляций. Также важно понимать, что даже самые продвинутые алгоритмы требуют регулярного пересмотра и адаптации к изменяющимся рыночным условиям.

Таким образом, современные алгоритмы ценообразования позволяют бизнесу в сфере электронной коммерции действовать более гибко, точно и стратегически. Их внедрение становится не просто конкурентным преимуществом, а необходимым условием эффективной работы на насыщенном и быстро меняющемся рынке.

61-я Научная Конференция Аспирантов, Магистрантов и Студентов БГУИР, Минск 2025

Список использованных источников:

1. Моргунов, Е.Б. Ценообразование: учебное пособие / Е.Б. Моргунов. — М.: Юрайт, 2022. — 256 с.

2.Chen, L., Mislove, A., & Wilson, C. Peeking Beneath the Hood of Uber. Proceedings of the 2015 ACM Internet Measurement Conference, 2015. - P. 495-508.

3.Tang, C.S., & Veelenturf, L.P. The strategic role of logistics in the industry 4.0 era. Transportation Research Part E: Logistics

and Transportation Review, 2022. – Vol. 129. – P. 1–11.

4. Ferreira, K.J., Gallino, S., & Swinney, R. Supply Chain Management for Retail: Combining Machine Learning and Operations Research. Management Science, 2016. – Vol. 62(8). – P. 2700–2720.

UDC 519.866.2:[004.738.5+339]

PRICING ALGORITHMS IN ONLINE COMMERCE

Chystsiakov N.A. Yachmeneva A.A.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Kanash A.V. – senior lecture, department of El

Annotation. The article discusses modern approaches to pricing in online commerce, taking into account the dynamics of demand and consumer behavior. Mathematical models used for demand analysis are described, as well as machine learning methods and artificial intelligence algorithms used in e-commerce. Special attention is paid to algorithmic pricing and its practical application in the digital economy. The relevance of the introduction of intelligent pricing systems to increase the competitiveness of online business is substantiated.

Keywords. e-commerce, pricing, dynamic pricing, machine learning, demand forecasting, mathematical modeling, algorithms, big data