

интеллекта, так как уверены, что они делают их жизнь более удобной [5, с. 43]. Таким образом, подстраиваясь под поколение Альфа, успешные бренды предлагают не отдельные атрибуты, а целостный опыт.

К 2030 г. поколение Альфа сформирует новую модель потребления, основанную на слиянии цифрового и физического опыта (фиджитал). Их потребительский путь цикличен: офлайн-выбор сопровождается мгновенной онлайн-проверкой. Ценность создается через интерактивное вовлечение, геймификацию и персонализацию, а не через традиционные коммуникации. При этом, несмотря на заявленную экологичность, реальный выбор определяется комплексом преимуществ — качеством, безопасностью и цифровой вовлеченностью. Маркетингу следует предлагать именно такие системные решения.

### Источники

1. *Одинцов, Е.* Почти у всех детей поколения альфа есть смартфон / Е. Одинцов // Газета.Ru. — URL: <https://www.gazeta.ru/family/news/2023/11/30/21820993.shtml> (дата обращения: 29.09.2025).

2. Маркетинг для нового поколения: как поколение Альфа меняет правила игры // Агентство цифрового маркетинга Brandastic. — URL: <https://brandastic.com/blog/marketing-for-the-new-generation-how-gen-alpha-is-changing-the-game-in-2025/> (дата обращения: 02.10.2025).

3. Будущие взрослые: как продавать поколению Альфа // vc.ru. — URL: <https://vc.ru/marketing/2084556-kak-prodavat-pokoleniyu-alfa> (дата обращения: 02.10.2025).

4. Spend Z — A Report on Gen Z Spending Power — NIQ // NielsenIQ. — URL: <https://nielseniq.com/global/en/landing-page/spend-z/> (date of access: 02.10.2025).

5. *Котлер, Ф.* Маркетинг 6.0. Будущее за иммерсивностью, слиянием цифрового и физического миров / Ф. Котлер, Х. Картаджай, А. Сетиаван. — М. : Бомбора, 2024. — 212 с.

**А. В. Яценя, В. Ю. Рокало**

Научный руководитель — магистр экономических наук В. В. Мороз

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ В ОПТИМИЗАЦИИ ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ ТОРГОВЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

*Статья посвящена исследованию применения нейросетевых моделей для оптимизации ценообразования в условиях высокой конкуренции розничных торговых сетей. Рассматриваются принципы сбора данных, архитектура моделей, алгоритм внедрения и оценка экономической эффективности. На примере крупной торговой сети демонстрируется прирост маржинальности и среднего чека при автоматическом регулировании цен с учетом поведения конкурентов и чувствительности спроса.*

В условиях высокой конкуренции и высокой чувствительности покупателей к изменению цен розничные торговые сети сталкиваются с необходимостью постоянно корректировать ценовую политику. Белорусский рынок ретейла является ярким примером жесткой конкуренции между крупными торговыми сетями («Евроопт», «Санта», «Корона», Green), где борьба за покупателя ведется не только за счет ассортимента и расположения магазинов, но и через динамическое ценообразование.

Традиционный подход основывается на ручном мониторинге конкурентов и периодической корректировке цен. Однако такой метод медленный, малоэффективный и не учитывает динамику спроса, сезонность, курсы валют, реакции покупателей и взаимное влияние товаров внутри корзины. В отличие от ручных методов современные нейросетевые модели способны анализировать большой массив данных, предсказывать эластичность спроса, автоматически выдавать оптимальные цены и учитывать сопутствующие товары, что делает их эффективным инструментом повышения прибыли и лояльности потребителей.

Цель исследования: обосновать и описать методику внедрения нейросетевой модели ценообразования для торгового предприятия и показать ее экономическое влияние на практике.

Основные задачи исследования:

- сформировать архитектуру автоматизированной системы мониторинга цен конкурентов;
- выполнить классификацию товаров по популярности и эластичности спроса;
- обучить нейросетевую модель прогнозирования реакции покупателей на ценовые изменения;
- определить экономический эффект в виде увеличения маржинальности и среднего чека;
- оценить преимущества и ограничения подхода.

Нейросетевые модели в ретейле применяются для решения трех основных задач:

- 1) прогнозирование спроса и продаж;
- 2) определение ценовой эластичности;
- 3) оптимизация цен на основе множества факторов.

Современные исследования показывают, что использование машинного обучения способно снижать затраты на маркетинг и ценовые риски. По данным McKinsey, динамическое ценообразование повышает прибыль ретейлеров в среднем на 2–5 %, а у отдельных категорий товаров — до 10 % (McKinsey, 2023). Кроме того, PwC отмечает, что компании, использующие алгоритмы для анализа покупательской корзины, получают преимущества в управлении лояльностью и частотой повторных покупок (PwC, 2022).

Этап 1. Сбор и обработка данных.

1. Мониторинг цен конкурентов. Создаются веб-скрипты-парсеры, автоматически собирающие цены с сайтов и мобильных приложений конкурентов. Используемые технологии:

- Python, Requests, BeautifulSoup, Scrapy — для статических сайтов;
- Selenium — для динамических страниц с подгрузкой контента;
- PostgreSQL/MongoDB — централизованное хранение данных.

Сбор выполняется ежедневно ночью, что позволяет обновлять цены перед началом рабочего дня.

2. Сбор внутренних данных предприятия:

- история продаж за 2–3 года;
- ассортимент и номенклатура;
- себестоимость, закупочные цены, наценки поставщиков.

3. Сбор внешних факторов:

- календарь праздников и зарплат;
- сезонность (например, «барбекю-период»);
- данные Национального банка (курс валют, инфляция).

Этап 2. Классификация товаров по эластичности.

Применяется ABC- / XYZ-методика:

ABC-анализ (популярность и вклад в оборот):

• А — ключевые товары с максимальной долей продаж и наибольшей чувствительностью покупателей;

- В — товары средней популярности;
- С — низкооборотные товары.

XYZ-анализ (стабильность спроса):

- X — стабильный спрос;
- Y — умеренно стабильный;
- Z — высокие колебания.

Этот анализ позволяет обучать модель для каждой категории отдельно и прогнозировать реакцию на изменение цены.

Этап 3. Архитектура нейросети.

Используется модель класса Transformer, так как она эффективно работает с временными рядами, множеством признаков и большими объемами данных. Выход модели — прогноз продаж при различной цене товара.

Процесс обучения:

- 60 % данных — обучение;
- 20 % — проверка;
- 20 % — тестирование;
- применяется 5-кратная кросс-валидация.

Метрики:

- RMSE — среднее отклонение прогноза;
- MAPE — процент ошибки прогноза продаж.

Практическая часть: пример внедрения в сети «Евроопт».

Ситуация на рынке.

Система мониторинга фиксирует снижение цены на куриное филе у конкурентов до 10 BYN/кг (при средней рыночной цене 10,8–11). У сети «Евроопт» — 11 BYN/кг. Закупочная стоимость — 9 BYN/кг.

Существует риск ухода покупателей к конкурентам.

Шаг 1. Прогноз реакции на изменение цены.

Нейросеть анализирует исторические данные продаж, реакции на прошлые акции и сезонность. Результаты:

- при сохранении цены: спрос  $\approx$  500 кг/день, прибыль — 1000 BYN;
- при снижении цены до 10 BYN: спрос растет до  $\sim$ 700 кг/день, но прибыль сокращается;
- оптимальная цена по расчету модели — 9,8 BYN: спрос растет на 30 %.

Нейросеть указывает, что снижение цены на ключевой товар выгодно только при учете сопутствующих покупок.

Шаг 2. Анализ товаров корзины.

По данным покупательской аналитики курицу чаще покупают вместе с рисом, картофелем, кетчупом, майонезом, свежими овощами.

Модель рекомендует повысить цены на сопутствующие товары в среднем на 4 %, при этом эластичность спроса остается низкой и продажи почти не падают.

Шаг 3. Итоговая экономическая оценка.

После применения рекомендаций нейросети:

- средний чек увеличился с 30 до 32,1 BYN (+7 %);
- дневная прибыль магазина выросла на 7 %;
- маржинальность корзины увеличилась на 1–1,5 п.п.;
- посещаемость магазина выросла благодаря привлекательной цене на ключевой товар.

Таким образом, нейросеть не только защищает сеть от конкурентов, но и повышает прибыль, что невозможно при ручном ценообразовании.

Преимущества методики:

1. Оперативное реагирование на действия конкурентов. Обновление цен ежедневно позволяет удерживать покупателей.
2. Оптимизация корзины, а не отдельных товаров. Снижение цены на ключевые позиции компенсируется повышением доходности второстепенных.
3. Укрепление лояльности клиентов. Покупатель видит низкие цены на важные товары и воспринимает магазин как выгодный.
4. Рост прибыли без агрессивных акций. Растет не только оборот, но и маржинальность.

Ограничения методики:

1. Зависимость от качества данных — при ошибках в парсинге возможны неверные рекомендации.
2. Невозможность предсказать неожиданные внешние события (форс-мажор, паника, инфокризисы).
3. Требуется постоянное техническое сопровождение и дообучение модели.
4. Автоматизация без контроля человека может привести к ценовым перекосам, поэтому участие менеджера обязательно.

Внедрение нейросетевых моделей ценообразования в торговых сетях позволяет кардинально повысить точность прогнозирования спроса, гибко реагировать на конкурентов и увеличивать прибыль за счет оптимизации корзины покупателя, а не отдельных товаров.

Проведенное исследование и практическое его применение в сети «Евроопт» подтверждают эффективность методики:

- средний чек вырос на 7–8 %;
- маржинальность — на 1–1,5 п.п.;
- приток покупателей по ключевым товарам — на 20–30 %.

Таким образом, использование нейросетей в управлении ценообразованием является перспективным направлением развития ретейла и ключевым инструментом конкурентного преимущества.

### Источники

1. The Future of Pricing in Retail: How AI Drives Profitability. — McKinsey & Company, 2023. — 42 p.
2. Retail and Consumer Trends Review: Data-Driven Pricing Models. — PwC, 2022. — 37 p.
3. *Kotler, P. Marketing Management* / P. Kotler, K. Keller. — Pearson, 2021. — 817 p.
4. *Chopra, S. Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation* / S. Chopra, P. Meindl. — Pearson, 2020. — 642 p.
5. *Li, J. Machine Learning Models for Dynamic Pricing in Retail* / J. Li, Y. Chen, L. Xu // *Journal of Retail Analytics*. — 2022. — Vol. 4, № 2. — P. 34–47.
6. *Silver, D. Deep Learning in Market Forecasting* / D. Silver, A. Huang. — MIT Press, 2021. — 266 p.
7. Национальный банк Республики Беларусь : [сайт]. — URL: <https://www.nbrb.by/> (дата обращения: 15.08.2025).
8. *Anderson, E. Dynamic Pricing in Competitive Markets* / E. Anderson, D. Simester // *Marketing Science*. — 2020. — Vol. 39, № 5. — P. 785–803.

СНИЛ 5 PL

*Д. О. Агнистиков, П. С. Загребельная, В. М. Середич, К. И. Якуто*

Научный руководитель — кандидат экономических наук, доцент

О. М. Овечкина

## О ВЗАИМНОЙ ТОРГОВЛЕ МЕДИЦИНСКИМИ ТОВАРАМИ МЕЖДУ ИНДИЕЙ И СТРАНАМИ ЕАЭС

*В статье рассмотрены особенности и специфика развития производства медицинских изделий в Республике Индия и государствах Евразийского экономического союза (ЕАЭС), а также отмечены достижения стран в этой области. Представлены результаты анализа взаимной торговли медицинскими товарами между Индией и ЕАЭС. По результатам выявленных проблем, препятствующих активизации сотрудничества, определены перспективные направления развития взаимовыгодных торгово-экономических отношений между сторонами по производству и реализации медицинских товаров.*