

УДК 339.138:004.738.5

174. ВЛИЯНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ НА СТРУКТУРУ ПОТРЕБЛЕНИЯ И МОНОПОЛИЗАЦИЮ ЦИФРОВЫХ РЫНКОВ

Бруевич К.Н. студент гр.578105

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

Петрович Ю.Ю. – старший преподаватель каф. ЭИ, магистр

Аннотация. В работе рассмотрено влияние рекомендательных алгоритмов на трансформацию потребительского поведения и процессы монополизации цифровых рынков. Проанализированы основные типы алгоритмов (коллаборативная, контентная и гибридная фильтрация), а также их воздействие на формирование «фильтрационных пузырей», концентрацию спроса на гиперпопулярных объектах и усиление рыночной власти крупных платформ. Показано, что рекомендательные системы создают эффект масштаба данных и сетевые экстерналии, выступая барьером входа для новых игроков. Отмечены регуляторные вызовы, связанные с непрозрачностью алгоритмов и неадекватностью традиционного антимонопольного законодательства. Сделан вывод о необходимости обновления подходов к регулированию цифровых рынков.

Современные цифровые платформы – маркетплейсы (Amazon, Ozon, Wildberries), видеохостинги (YouTube, TikTok), стриминговые сервисы (Spotify, Netflix) и социальные сети – в значительной степени определяют потребительский опыт. По данным на 2025 год, более 70% пользователей интернета ежедневно взаимодействуют с рекомендательными системами, а на крупнейших платформах до 80% просматриваемого контента и приобретаемых товаров так или иначе связаны с алгоритмическими подсказками. Ключевым инструментом, формирующим этот опыт, выступают рекомендательные алгоритмы. Они автоматически отбирают товары, видео или музыку на основе анализа поведения пользователя, его социально-демографического профиля и истории взаимодействий. В технической литературе выделяют три основных типа рекомендательных систем: коллаборативная фильтрация («другим пользователям с похожими вкусами понравилось это»), контентная фильтрация (на основе сходства свойств объектов) и гибридные нейросетевые модели, которые доминируют на крупнейших платформах [1; 2]. Гибридные алгоритмы, в частности, используются на YouTube и TikTok: они комбинируют анализ поведения пользователя с извлечением признаков из самого контента (аудиодорожка, визуальные паттерны, метаданные), что позволяет предсказывать вовлечённость с высокой точностью. Важно понимать, что алгоритмы не просто отражают предпочтения – они активно конструируют их, подстраивая предлагаемый контент под ожидаемую реакцию пользователя. Это явление получило название «прескриптивная персонализация»: алгоритм не столько угадывает вкус, сколько формирует его, постепенно сужая поле доступных альтернатив.

Одним из наиболее заметных макроэкономических эффектов внедрения рекомендательных алгоритмов является трансформация структуры потребления. За счёт так называемого «фильтрационного пузыря» (filter bubble) пользователю показывается всё более узкий спектр товаров или контента, соответствующий его прошлым действиям. Этот термин был введён Эли Паризером в 2011 году, но с развитием нейросетей эффект усилился многократно: современные алгоритмы способны предсказывать поведение пользователя на десятки шагов вперёд, намеренно скрывая «раздражающие» или «неинтересные» с точки зрения модели варианты. В результате происходит концентрация спроса на гиперпопулярных объектах – формируется «короткая голова» вместо «длинного хвоста» разнообразных предложений. Эмпирические исследования показывают: на YouTube 10% каналов получают 90% рекомендаций на главной странице, на TikTok 3% видео собирают 94% просмотров, на Amazon более половины продаж идёт через рекомендательные блоки [3]. Аналогичные данные получены для Spotify: 20% треков составляют 80% всех прослушиваний в плейлистах, сгенерированных алгоритмом. Таким образом, структура потребления сжимается, а нишевые товары и образовательный контент оказываются практически невидимыми для большинства пользователей. Это создаёт парадоксальную ситуацию: формально выбор потребителя не ограничен (он может найти любой товар через поиск), но фактически алгоритмическая лента подталкивает его к стандартизированному, «безопасному» с точки зрения вовлечённости объектам.

Рекомендательные алгоритмы также меняют поведение потребителей, стимулируя импульсивные, неосознанные покупки. Они активируют «Систему 1» (быстрое, интуитивное мышление по Д. Канеману), увеличивая время онлайн и частоту взаимодействий. Пользователи тратят на платформах в среднем на 30-40% больше времени, чем при самостоятельном поиске, причём значительная доля этого времени приходится на бесцельный «скроллинг», когда алгоритм непрерывно подгружает новый контент. В результате пользователи всё чаще совершают транзакции под влиянием рекомендаций, не включая рациональный анализ альтернатив [4]. Исследования показывают, что до 60% покупок на маркетплейсах совершаются именно через блоки «с этим также покупают» или

«рекомендуем вам», а не через осознанный поиск. Для платформ это означает рост конверсии и рекламных доходов, однако для малых производителей и независимых авторов персонализация создаёт непреодолимые барьеры: их товары или контент просто не попадают в рекомендательные ленты, что снижает рыночное разнообразие. Особенно остро это ощущается на рынке цифрового контента: видеоблогеры с числом подписчиков менее 10 тысяч получают в 100 раз меньше рекомендаций, чем «миллионники», даже при сопоставимом качестве роликов.

Ещё одним значимым макроэкономическим фактором становится монополизация цифровых рынков. Рекомендательные алгоритмы обучаются на больших массивах пользовательских данных. Чем больше пользователей у платформы, тем точнее её рекомендации, тем выше вовлечённость и тем больше новых пользователей она привлекает. Возникает положительная обратная связь – эффект масштаба данных. Новый конкурент не может собрать сопоставимый объём данных, поэтому его алгоритмы изначально работают хуже. Даже если новый игрок скопирует интерфейс и бизнес-модель лидера, без истории поведения миллионов пользователей его рекомендации будут случайными или тривиальными (например, показывать только самые популярные товары), что не удержит аудиторию. Кроме того, РА усиливают сетевые экстерналии на двухсторонних рынках (потребители + продавцы) и создают «эффект привязывания» (lock-in): накопленный профиль предпочтений становится ценным активом, который пользователю невыгодно терять при переходе на другую платформу [5]. Чем дольше человек пользуется одной платформой, тем точнее её алгоритм предсказывает его желания – и тем болезненнее будет переход на альтернативный сервис с «холодным стартом». Это превращает пользовательские данные в своего рода невозвратные инвестиции. В итоге алгоритмы систематически перераспределяют спрос в пользу уже доминирующих игроков, формируя алгоритмическую монополию, которая не требует традиционных барьеров входа (патенты, лицензии). На практике это означает, что даже если завтра появится идеальный клон YouTube с открытым кодом, он не сможет конкурировать, потому что у него не будет данных о вкусах миллиардов пользователей.

Однако внедрение рекомендательных алгоритмов связано не только с экономическими преимуществами для платформ, но и с серьёзными регуляторными вызовами. Ключевая проблема – непрозрачность работы РА («чёрный ящик»). Пользователи и даже регулирующие органы не знают, почему конкретный товар или видео было рекомендовано. Алгоритмы могут учитывать сотни факторов – от времени удержания взгляда на превью до частоты нажатия кнопки «не рекомендовать», – но эти параметры являются коммерческой тайной. Это создаёт риски манипуляции выбором, дискриминации поставщиков и нарушения принципов добросовестной конкуренции. Традиционное антимонопольное законодательство, оценивающее рыночную власть через долю рынка и цены, не учитывает власть через управление вниманием [6]. В ответ на эти вызовы в ЕС с 2024 года действуют Digital Services Act (требует от крупных платформ раскрывать основные параметры ранжирования и предоставлять пользователям хотя бы один вариант рекомендательной ленты, не основанный на профилировании) и Digital Markets Act (обязывает платформ-«привратников» обеспечивать равный доступ к данным о производительности для сторонних продавцов). В России и Беларуси также обсуждаются подходы к регулированию рекомендательных систем в рамках антимонопольных пакетов [7; 8]. В частности, в Беларуси в 2025 году велись консультации с крупнейшими маркетплейсами (Ozon, Wildberries) о добровольном раскрытии параметров ранжирования товаров белорусских производителей, однако законодательного закрепления эти меры пока не получили.

Несмотря на сложность регулирования, влияние рекомендательных алгоритмов на структуру потребления и монополизацию рынков становится всё более заметным. Они превращаются не просто в технологический инструмент, а в активного агента, перераспределяющего спрос и закрепляющего доминирование крупных платформ. В ближайшие годы следует ожидать дальнейшего совершенствования нейросетевых моделей (включая большие языковые модели, встроенные в рекомендательные системы), что только усилит описанные эффекты. Одновременно растёт запрос на децентрализованные альтернативы – открытые протоколы рекомендаций, где пользователь может выбирать алгоритм или настраивать его параметры прозрачно. В итоге можно говорить о том, что алгоритмическая рыночная власть становится одним из ключевых факторов трансформации современной цифровой экономики, определяя направления её долгосрочного развития и конкурентоспособности. Для политиков и регуляторов необходимо срочное обновление антимонопольного законодательства с введением категории «алгоритмическая рыночная власть»; для бизнеса – внедрение этических кодексов использования РА и добровольный аудит на предмет дискриминации нишевых поставщиков; а для потребителей – развитие критического мышления и цифровой гигиены, осознанное отношение к рекомендациям как к потенциально манипулятивному инструменту.

Список использованных источников:

1. Циммерманн, Дж. *Сторителлинг как самый мощный инструмент рекламы* / Дж. Циммерманн; пер. с англ. – Москва: Манн, Иванов и Фербер, 2023. – 256 с. – ISBN 978-5-00100-012-3.
2. Ларин, С. Э. *Рекомендательные системы: обзор и анализ методов* / С. Э. Ларин // *Россия молодая: сборник материалов конференции*. – Кузбасский государственный технический университет, 2024. – URL: [электронный ресурс]. – Режим доступа: по подписке (дата обращения: 28.03.2026).

3. Хмелькова, Н. В. Восприятие потребителями рекомендательных алгоритмов в маркетинге: методология и результаты исследований / Н. В. Хмелькова, А. В. Агеносов, Р. С. Сидиков // Вестник Академии знаний. – 2025. – № 2 (67). – С. 620–629.
4. Эмоциональный маркетинг: базовые принципы [Электронный ресурс] // Блог Megaplan. – 2025. – URL: <https://megaplan.ru/blog/management/emotsionalnyj-marketing-bazovye-principy/> (дата обращения: 28.03.2026).
5. Паризер, Э. Фильтрующий пузырь: Как алгоритмы ограничивают наше мировоззрение / Э. Паризер. – New York: Penguin Press, 2011. – 294 с. – ISBN 978-1-59420-300-8.
6. Усмонова, Д. И. Влияние алгоритмов рекомендаций на потребительское решение и этические и экономические аспекты / Д. И. Усмонова, А. С. Сагдиев, О. А. Айдарова // Экономика и управление: проблемы, тенденции, перспективы: сборник научных статей. – Минск: БГУИР, 2025. – С. 112–118.
7. Филиппович, К. В. Осознанное и неосознанное потребление / К. В. Филиппович // Цифровая наука. – 2025. – № 2. – С. 1–2.
8. Как в Беларуси пытаются повлиять на бизнес маркетплейсов [Электронный ресурс] // Neg.by: деловой портал. – 2025. – 16 октября. – URL: <https://neg.by/novosti/otkrytj/kak-v-belarusi-pytayutsya-povliyat-na-biznes-marketpleysov/> (дата обращения: 28.03.2026).