НОВАЯ ЭРА НАУКИ И ЗНАНИЙ
МЕЖДУНАРОДНЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
global-science-review.com
editor@global-science-review.com

ОТ ПОКУПАТЕЛЯ К АЛГОРИТМУ: КАК ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ МЕНЯЕТ ТРАДИЦИОННУЮ МОДЕЛЬ ПОТРЕБЛЕНИЯ

УДК 339.1:004.8

Адзова Мадинаа Абдулазиз кизи

“студент 4 курса”

Факультет Экономики,

Кафедра Экономика транспорта, http://orcid.org/ORCID:0009-0007-9785-1117

Ташкентский Государственный Транспортный Университет , Ташкент, Узбекистан.

*e-mail:**madinaadizova59@gmail.com***

Аннотация.Актуальность обусловлена ростом роли рекомендательных алгоритмов в потреблении. Цель – выявить механизмы алгоритмического формирования спроса. Методы: анализ, синтез, обобщение эмпирических исследований. Выделены пять механизмов влияния, предложен коэффициент алгоритмической опосредованности спроса. Сделан вывод о превращении алгоритма в самостоятельного участника рынка.

Ключевые слова: искусственный интеллект, рекомендательные системы, потребительский спрос, маркетплейсы, социальные сети, поведенческая экономика, цифровые платформы.

Abstract. The relevance of the study is обусловлена by the growing role of recommendation algorithms in consumer behavior. The aim of the study is to identify the mechanisms through which algorithms shape consumer demand. The research methods include analysis, synthesis, and generalization of empirical studies. Five mechanisms of algorithmic influence are identified, and a coefficient of algorithmic mediation of demand is proposed. The study concludes that algorithms are becoming independent participants in the market.

Keywords: artificial intelligence, recommender systems, consumer demand, marketplaces, social networks, behavioral economics, digital platforms.

Введение

Классическая экономическая теория исходит из того, что потребитель обладает заданными предпочтениями, самостоятельно ищет информацию о товарах и делает выбор, максимизирующий его полезность при бюджетном ограничении. Производитель в этой логике подстраивается под спрос, а реклама лишь информирует покупателя о существующих возможностях. Ещё в середине XX века эта картина подвергалась критике: Дж. Гэлбрейт указывал на «эффект зависимости», при котором потребности всё в большей степени создаются самим процессом производства и продвижения товаров.

Цифровая экономика изменила традиционную модель потребления. Между покупателем и товаром появился новый посредник — алгоритм рекомендательной системы, который определяет, какой товар, видеоролик или предложение увидит конкретный пользователь. Рекомендации TikTok, Instagram, поисковые системы и маркетплейсы формируют информационное пространство потребителя. В России этот процесс особенно заметен в электронной торговле: в 2025 году объём рынка розничной интернет-торговли достиг 13,4 трлн руб., количество онлайн-заказов — 8,3 млрд, а на крупнейшие маркетплейсы пришлось 81 % заказов и 62 % объёма продаж [1].

Цель исследования — выявить механизмы влияния рекомендательных алгоритмов на потребительский спрос и определить экономические последствия перехода к алгоритмической модели потребления. Для этого рассматриваются различия между традиционным и алгоритмическим поведением потребителей, основные механизмы влияния алгоритмов, последствия для потребителей, продавцов и рынков, а также возможные направления регулирования. Методологическую основу составили анализ и

синтез, сравнительный анализ и обобщение эмпирических исследований в области маркетинга, поведенческой экономики и информационных систем.

Теоретические основания: от автономного выбора к алгоритмическому

Зависимость спроса одного потребителя от поведения других была описана ещё Х. Лейбенстайном в 1950 году. Он выделил «эффект присоединения к большинству», при котором спрос растёт вследствие популярности товара, и противоположный «эффект сноба» [2, p. 183]. Сегодня социальное влияние значительно усиливается благодаря рекомендательным системам: алгоритмы автоматически анализируют действия миллионов пользователей и используют их для формирования рейтингов, рекомендаций и персональных подборок.

Масштаб влияния подтверждается данными компаний. По оценке McKinsey, около 35 % покупок на Amazon совершается под влиянием рекомендаций [4]. Специалисты Netflix отмечают, что около 80 % просматриваемого контента пользователи выбирают из рекомендаций, а экономический эффект системы оценивается более чем в 1 млрд долларов в год [5, p. 1]. YouTube использует глубокие нейронные сети для отбора и ранжирования контента с учётом особенностей конкретного пользователя [6, p. 191]. TikTok формирует ленту «Для вас» на основе просмотров, комментариев, повторных просмотров и других взаимодействий пользователя [7].

Аналогичный принцип действует в Instagram и на маркетплейсах. Алгоритмы определяют, какие публикации и товары будут показаны пользователю, в каком порядке они появятся и какие предложения будут рекомендованы. Таким образом, алгоритмы не просто помогают потребителю выбирать, а формируют ограниченный набор вариантов, из которого фактически осуществляется выбор. Это превращает рекомендательные

системы в важный фактор формирования современного потребительского спроса.

На основе обобщения литературы можно сопоставить традиционную и алгоритмическую модели потребления по ключевым параметрам (табл. 1).

Таблица 1. Сравнение традиционной и алгоритмической моделей потребления

Параметр	**Традиционная модель**	**Алгоритмическая модель**
Исходная точка	Осознанная потребность потребителя	Стимул, предложенный алгоритмом
Поиск информации	Активный, самостоятельный	Пассивный, замещается лентой и подборками
Оценка альтернатив	Сравнение нескольких вариантов	Выбор из заранее отобранного алгоритмом
Источник социального влияния	Знакомые, отзывы, СМИ	Агрегированные действия миллионов пользователей
Скорость принятия решения	Часы, дни	Секунды
Роль рекламы	Информирование массовой аудитории	Персонализированное воздействие в момент наибольшей восприимчивости
Ключевой посредник	Магазин, продавец	Платформа и её алгоритм

Параметр	Традиционная модель	Алгоритмическая модель
Данные о покупателе	Фрагментарные, обобщённые	Непрерывные, поведенческие, индивидуальные

Источник: составлено автором.

Механизмы алгоритмического формирования спроса

Анализ эмпирических исследований позволяет выделить пять взаимосвязанных механизмов, посредством которых рекомендательные алгоритмы влияют на потребительский спрос.

Первый механизм — управление вниманием через ранжирование. Позиция товара в выдаче сама по себе влияет на продажи независимо от его качества. Р. Урсу, используя данные рандомизированного эксперимента онлайн-сервиса бронирования, в котором порядок отелей в выдаче назначался случайно, показала, что более высокая позиция существенно увеличивает вероятность того, что пользователь обратит внимание на предложение и выберет его [8, p. 530].

Второй механизм — усиление социального доказательства. Классический эксперимент М. Салганика, П. Доддса и Д. Уоттса с искусственным музыкальным рынком показал, что когда участники видели, сколько раз другие скачали ту или иную песню, неравенство в популярности песен резко возрастало, а сам успех становился непредсказуемым: одна и та же песня могла стать хитом в одном «мире» эксперимента и остаться незамеченной в другом. Качество произведений влияло на результат, но лишь частично. Рекомендательные алгоритмы, опирающиеся на популярность, воспроизводят этот эффект в масштабах целых рынков: ранний случайный успех товара усиливается алгоритмом, который показывает его всё большему числу пользователей.

Третий механизм — якорение оценок. Г. Адомавичус и соавторы экспериментально показали, что рейтинг, предсказанный рекомендательной системой, смещает собственную оценку пользователя в сторону этого рейтинга: если система сообщает, что товар должен понравиться человеку, он действительно оценивает его выше.

Четвёртый механизм — персонализация и сокращение пути к покупке. Сочетание точного попадания в интересы пользователя, встроенных в ленту карточек товаров и оплаты в одно касание сокращает время между появлением стимула и покупкой до нескольких секунд. Этапы поиска и сравнения альтернатив, которые в традиционной модели служили фильтром для импульсивных решений, выпадают. Это повышает конверсию, но одновременно увеличивает долю незапланированных покупок.

Пятый механизм — эффекты обратной связи. Алгоритм обучается на данных о поведении пользователей, но само это поведение уже сформировано предыдущими рекомендациями. А. Чейни, Б. Стюарт и Б. Энгельхардт показали на основе моделирования, что такое «алгоритмическое смешение» ведёт к росту однородности поведения пользователей и может снижать полезность рекомендаций, поскольку система всё больше обучается на собственных результатах. В экономическом смысле возникает самоподдерживающаяся петля: алгоритм формирует спрос, данные о сформированном спросе используются для обучения алгоритма, и цикл повторяется (рис. 1).

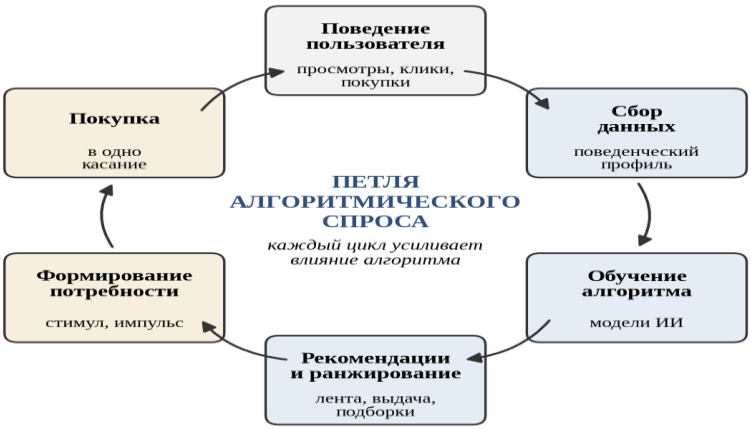


Рис. 1. Петля алгоритмического формирования спроса

Источник: составлено автором.

Особого внимания заслуживает вопрос о том, как рекомендательные системы влияют на разнообразие потребления. В начале 2000-х годов предполагалось, что онлайн-торговля и рекомендации приведут к «длинному хвосту» — перераспределению спроса от хитов к нишевым товарам. Однако эмпирические данные оказались неоднозначными. Д. Фледер и К. Хосанагар показали, что многие распространённые рекомендательные алгоритмы, опирающиеся на данные о прошлых продажах, способны снижать совокупное разнообразие продаж, поскольку чаще рекомендуют уже популярные товары [13, p. 697]. Полевой эксперимент Д. Ли и К. Хосанагара на крупном онлайн-ритейлере подтвердил, что рекомендации типа «покупатели, купившие этот товар, также купили» снижают совокупное разнообразие продаж, хотя и помогают отдельным потребителям открывать для себя новые товары. Таким образом, алгоритм одновременно расширяет индивидуальный кругозор покупателя и концентрирует рыночный спрос на ограниченном числе позиций. Обобщённая характеристика рассмотренных механизмов и их экономических следствий представлена в таблице 2.

Таблица 2. Механизмы алгоритмического формирования спроса

Механизм	**Содержание**	**Подтверждение**	**Экономическое следствие**
Ранжирование	Позиция в выдаче влияет на выбор независимо от качества товара	[8]	Алгоритм распределяет спрос между продавцами; формируется рынок платных позиций
Социальное доказательство	Популярность усиливает популярность	[9]	Концентрация спроса, непредсказуемость рыночного успеха
Якорение	Прогнозный рейтинг смещает оценку и готовность платить	[10; 11]	Рост готовности платить без изменения свойств товара
Персонализация	Точное попадание в интересы и покупка в одно касание	[6; 7]	Рост конверсии и доли импульсивных покупок
Обратная связь	Алгоритм обучается на поведении, сформированном им самим	[12; 13; 14]	Гомогенизация потребления, самоусиление трендов, снижение разнообразия продаж

Источник: составлено автором.

Показатель алгоритмической опосредованности спроса

Для количественной характеристики степени влияния алгоритмов на потребление предлагается использовать коэффициент алгоритмической опосредованности спроса, отражающий долю покупок (или потребления), инициированных рекомендательными механизмами платформы:

$$\alpha = Q_a / Q, \quad (1)$$

где α — коэффициент алгоритмической опосредованности спроса; Q_a — объём покупок, совершённых после взаимодействия с алгоритмическими рекомендациями, ранжированной выдачей или персонализированной лентой; Q — общий объём покупок на платформе за период.

Значение α, близкое к нулю, соответствует традиционной модели, в которой потребитель приходит на платформу с готовым решением и использует её лишь как канал покупки. Значение, приближающееся к единице, характеризует модель, в которой спрос практически полностью формируется платформой. Приведённые выше оценки позволяют ориентировочно определить диапазон значений показателя: около 0,35 для крупнейшего маркетплейса [4] и около 0,8 для стримингового сервиса [5, p. 1]. Для социальной коммерции, где покупка совершается непосредственно из рекомендательной ленты, коэффициент по определению стремится к максимальным значениям.

Экономические последствия трансформации модели потребления

Для потребителей переход к алгоритмической модели имеет двойственные последствия. С одной стороны, рекомендации снижают издержки поиска, помогают ориентироваться в огромном ассортименте и открывать товары, о существовании которых человек не знал. С другой стороны, возрастает доля импульсивных покупок, ослабевает роль осознанного сравнения альтернатив, а сами предпочтения становятся податливыми к влиянию. Эффект якорения означает, что алгоритм способен

повышать готовность платить за товар, не изменяя его потребительских свойств. Кроме того, интерфейсы платформ нередко используют манипулятивные приёмы: А. Матхур и соавторы, проанализировав около 11 тысяч сайтов интернет-магазинов, зафиксировали широкое распространение «тёмных паттернов» — искусственного создания дефицита, срочности, социального давления. В сочетании с персонализацией такие приёмы становятся значительно эффективнее.

Для продавцов главным следствием становится зависимость от алгоритма. В традиционной модели производитель конкурировал за внимание покупателя через качество, цену, бренд и выкладку в магазине. В алгоритмической модели ключевым фактором успеха становится соответствие критериям ранжирования, которые определяются платформой, меняются без предупреждения и не раскрываются полностью. Место в выдаче превращается в дефицитный ресурс, доступ к которому всё чаще приобретается через внутреннюю рекламу маркетплейса. Возникает своеобразная «алгоритмическая рента»: часть выручки продавцов перераспределяется в пользу платформы, контролирующей доступ к спросу. Изменение алгоритма способно в течение нескольких дней обрушить продажи продавца, не изменившего ни качество, ни цену своего товара.

Для рынков в целом характерны три тенденции. Первая — концентрация спроса на ограниченном числе товаров-лидеров вследствие эффектов популярности и обратной связи. Вторая — ускорение и нестабильность потребительских трендов: товар может стать массовым за несколько дней после попадания в рекомендации и так же быстро потерять популярность, что затрудняет планирование производства и закупок. Третья — усиление рыночной власти платформ, которые одновременно выступают местом торговли, распорядителем внимания покупателей, продавцом рекламы, а нередко и конкурентом продавцов со своими собственными товарами.

Трансформация модели потребления имеет и важные теоретические следствия. Традиционный анализ благосостояния опирается на принцип выявленных предпочтений: если потребитель выбрал товар, значит, он предпочитает его альтернативам, и этот выбор повышает его полезность. Однако если сами предпочтения в значительной мере формируются алгоритмом, который оптимизирует не полезность потребителя, а показатели вовлечённости и выручки платформы, выбор перестаёт быть надёжным индикатором благосостояния. Рост продаж, обеспеченный рекомендательной системой, может отражать как лучшее удовлетворение потребностей, так и успешное стимулирование покупок, не соответствующих долгосрочным интересам человека. Разграничение этих ситуаций становится одной из ключевых задач современной экономики потребления и требует сочетания методов поведенческой экономики, экспериментальных исследований и анализа данных платформ.

Направления регулирования

Осознание роли рекомендательных алгоритмов в формировании спроса привело к появлению специального регулирования. В Российской Федерации с 1 октября 2023 года действуют нормы о применении рекомендательных технологий, введённые в Федеральный закон «Об информации, информационных технологиях и о защите информации»: владельцы сайтов и приложений, использующие такие технологии, обязаны информировать пользователей об их применении и размещать правила их использования, а сами технологии не должны нарушать права и законные интересы граждан. В Европейском союзе Регламент о цифровых услугах обязывает онлайн-платформы раскрывать основные параметры рекомендательных систем, а крупнейшие платформы — предоставлять пользователям как минимум один вариант ленты, не основанный на профилировании.

С экономической точки зрения эффективное регулирование должно решать три задачи: снижать асимметрию информации между платформой и потребителем, обеспечивать справедливые и предсказуемые условия доступа продавцов к спросу, а также ограничивать манипулятивные практики, использующие поведенческие уязвимости покупателей. Перспективными инструментами представляются раскрытие платформами агрегированных показателей алгоритмической опосредованности спроса, маркировка рекламных позиций в выдаче, право пользователя на неперсонализированную ленту и развитие финансовой и цифровой грамотности населения.

Заключение

Проведённое исследование позволяет сделать следующие выводы. Во-первых, искусственный интеллект трансформирует традиционную модель потребления, в которой потребность предшествует поиску и выбору, в алгоритмическую модель, где первичным становится стимул, предложенный рекомендательной системой, а потребность нередко возникает в момент его демонстрации. Во-вторых, влияние алгоритмов на спрос реализуется через систему взаимосвязанных механизмов: управление вниманием посредством ранжирования, усиление социального доказательства, якорение оценок и готовности платить, персонализацию с сокращением пути к покупке и эффекты обратной связи. В-третьих, для количественной характеристики этого влияния предложен коэффициент алгоритмической опосредованности спроса, ориентировочные значения которого для крупнейших платформ находятся в диапазоне от 0,35 до 0,8. В-четвёртых, последствия трансформации двойственны: снижение издержек поиска и расширение доступного ассортимента сочетаются с ростом импульсивного потребления, концентрацией спроса, зависимостью продавцов от платформ и формированием алгоритмической ренты.

В цифровой экономике алгоритм становится самостоятельным участником рынка, который не просто соединяет покупателя и продавца, но активно формирует спрос. Это требует пересмотра ряда положений теории потребительского поведения, развития методов оценки влияния платформ на рынки и формирования регулирования, обеспечивающего баланс между эффективностью рекомендательных технологий и автономией потребительского выбора. Перспективным направлением дальнейших исследований является эмпирическая оценка коэффициента алгоритмической опосредованности спроса на российских маркетплейсах и в различных товарных категориях.

Список использованной литературы

Рынок e-commerce в России замедлил рост: 8,3 млрд заказов в 2025 году, средний чек снизился // Коммерсантъ. 2026. 30 марта [Электронный ресурс]. URL: https://www.kommersant.ru/doc/8551330 (дата обращения: 28.09.2026).

Leibenstein H. Bandwagon, Snob, and Veblen Effects in the Theory of Consumers' Demand // The Quarterly Journal of Economics. 1950. Vol. 64, no. 2. P. 183–207.

Brynjolfsson E., Hu Y., Smith M. D. Consumer Surplus in the Digital Economy: Estimating the Value of Increased Product Variety at Online Booksellers // Management Science. 2003. Vol. 49, no. 11. P. 1580–1596.

MacKenzie I., Meyer C., Noble S. How Retailers Can Keep Up with Consumers // McKinsey & Company. 2013. 1 Oct. [Электронный ресурс]. URL: https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers (дата обращения: 28.09.2026).

Gomez-Uribe C. A., Hunt N. The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation // ACM Transactions on Management Information Systems. 2015. Vol. 6, no. 4. Art. 13. P. 1–19.

Covington P., Adams J., Sargin E. Deep Neural Networks for YouTube Recommendations // Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '16). New York: ACM, 2016. P. 191–198.

How TikTok Recommends Videos #ForYou // TikTok Newsroom. 2020. 18 June [Электронный ресурс]. URL: https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you (дата обращения: 28.09.2026).

Ursu R. M. The Power of Rankings: Quantifying the Effect of Rankings on Online Consumer Search and Purchase Decisions // Marketing Science. 2018. Vol. 37, no. 4. P. 530–552.