УДК 330.4
JEL C02, C65

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО СПРОСА В УСЛОВИЯХ АЛГОРИТМИЧЕСКОГО РАНЖИРОВАНИЯ ЦИФРОВЫХ ПЛАТФОРМ

Чернов Виктор Петрович, д-р экон. наук, проф.
Юманов Сергей Алексеевич, асп.

Санкт-Петербургский государственный экономический университет, наб. канала Грибоедова, 30-32, литер А, Санкт-Петербург, Россия, 191023; e-mail: viktor_chernov@mail.ru; yumanov01@gmail.com

Предмет: в условиях роста цифровой экономики маркетплейсы, электронные торговые платформы, агрегаторы, рекомендательные системы определяют степень видимости товара для конечного покупателя. В работе исследуются особенности формирования и динамики потребительского спроса при продажах на цифровой платформе. *Цель*: построение математической модели спроса в условиях алгоритмического ранжирования цифровых платформ, а также теоретическое исследование ее свойств. Пользователь цифровой платформы работает в большинстве случаев не со всем набором предложений, а лишь с ограниченной выборкой товаров, сформированной алгоритмами ранжирования платформы. В этих условиях реальный спрос определяется не только характеристиками товаров, но и их положением среди других предложений после алгоритмического распределения видимости. *Дизайн исследования*: формализуется механизм алгоритмического усиления спроса на цифровых платформах, учитывающий зависимость видимости товара от его исторических данных. На основе описанной модели доказывается существование трех фундаментальных эффектов платформенной экономики: концентрация спроса на ограниченном числе товаров, нестабильность динамики цифрового спроса, формирование платформенного барьера входа для новых товаров. *Результаты*: предложена математическая модель спроса в условиях алгоритмического ранжирования цифровых платформ, показывающая зависимость спроса от исторической успешности товара, рекламных расходов и качественных характеристик товара. Сформулированы и доказаны три фундаментальных эффекта, присущих платформенной

экономике: эффект концентрации продаж на ограниченном множестве товаров, эффект потенциально неустойчивой динамики спроса, эффект входного барьера для новых товаров.

Ключевые слова: потребительский спрос, цифровая платформа, цифровая экономика, алгоритмическое ранжирование, математическое моделирование.

DOI: 10.17308/meps/2078-9017/2026/8/23-35

Введение

В условиях роста цифровой экономики происходит серьезная трансформация механизмов формирования потребительского спроса. Традиционные модели взаимодействия продавца и покупателя меняются на платформенных и цифровых рынках из-за появления алгоритмических посредников, которые определяют структуру внимания пользователя и распределяют покупательский трафик между товарами [1, 9, 14]. Сами крупные маркетплейсы, в том числе электронные торговые платформы, агрегаторы и рекомендательные системы, также становятся активными участниками рынка, потому что именно они определяют степень видимости товара для конечного покупателя [9, 11, 15].

В классических экономических моделях спрос чаще всего рассматривается как функция цены товара, его качества, возможностей покупателей, сезонности и прочих внешних факторов [2, 12]. Во многих моделях подразумевается относительная нейтральность самой рыночной среды, предполагается, что покупатель способен наблюдать рынок без значительных ограничений со стороны посредника.

Но в современных условиях цифровой экономики это условие уже перестает выполняться, поскольку пользователь цифровой платформы работает в большинстве случаев не со всем набором предложений, а лишь с ограниченной выборкой товаров, сформированной алгоритмами ранжирования платформы. Это говорит о том, что реальный спрос должен определяться не только характеристиками товаров, но и его положением среди других предложений после алгоритмического распределения видимости [6, 11, 15]. Алгоритмы ранжирования являются особенностью цифровых платформ, поскольку учитывают исторические показатели успешности товара, а не только его качественные характеристики. К подобным историческим показателям относятся, например, предыдущие объемы продаж товара, конверсия, пользовательская активность и другие метрики его коммерческой эффективности [5, 15], поскольку самой платформе выгоднее продвигать более успешные товары.

В результате подобного ранжирования возникает положительная алгоритмическая обратная связь, которую можно описать следующим образом. Товары, имеющие высокий уровень спроса в прошлом, будут получать дополнительное платформенное усиление в будущем за счет увеличения

их видимости, что, в свою очередь, приведет к еще большим продажам при прочих равных условиях. Это приводит к формированию рекурсивной динамики спроса, когда предыдущие значения спроса прямым образом влияют на последующие [5, 14, 15]. Этот факт значительно изменяет свойства цифрового рынка и может приводить к эффекту концентрации спроса, нестабильности динамики продаж и сильной асимметрии условий конкуренции между существующими и новыми товарами.

Даже при быстром развитии исследований цифровой экономики, проблема математического описания алгоритмически управляемым спросом остается еще недостаточно формализована и изучена. Большая часть существующих исследований направлена либо на рассмотрение прикладных методов прогнозирования спроса с использованием моделей машинного обучения, либо на эмпирическом анализе данных маркетплейсов. Но вопросы теоретического описания механизмов платформы, формирующих цифровой спрос, требуют дополнительного исследования [3, 7, 14].

Целью данной работы является построение математической модели спроса в условиях алгоритмического ранжирования цифровых платформ, а также теоретическое исследование ее свойств. В работе формализуется механизм алгоритмического усиления спроса на цифровых платформах, учитывающий зависимость видимости товара от его исторических данных. На основе описанной модели доказывается существование трех фундаментальных эффектов платформенной экономики:

- концентрация спроса на ограниченном числе товаров;
- нестабильность динамики цифрового спроса;
- формирование платформенного барьера входа для новых товаров.

В статье предлагается новая рекурсивная математическая модель спроса, которая учитывает эндогенное влияние алгоритмического ранжирования на цифровых платформах на динамику продаж, а также результаты исследования, формализации и обоснования указанных выше трех значимых платформенных эффектов.

Постановка математической модели

В условиях платформенной экономики предположение о том, что потребитель способен наблюдать большую часть доступного множества товаров, а итоговый спрос определяется в основном характеристиками самого товара и внешними экономическими факторами, нарушается из-за существования алгоритмического посредничества. В этих условиях пользователь цифровой платформы взаимодействует не со всем множеством товаров, а в большинстве случаев только с ограниченной выборкой, которая формируется алгоритмами ранжирования. Исходя из этого, можно сделать вывод, что вероятность взаимодействия пользователя с определенным товаром зависит не только от его объективных характеристик, но и от его алгоритмической видимости для пользователя внутри платформы [11, 15].

В связи с этим в данной работе вводится предположение о двухуровневой структуре платформенного спроса:

– существует определенный естественный потребительский потенциал товара;

– итоговый спрос определяется степенью видимости или доступности товара для пользователя.

Это означает, что цифровая платформа рассматривается как активная система перераспределения внимания пользователей между различными товарами.

Рассмотрим множество товаров:

$$P = \{1, 2, \dots, n\}, \quad (1)$$

где n – количество товаров, участвующих в конкурентном распределении внимания пользователей.

Будем использовать элементы множества P в качестве индексов товаров.

Для каждого товара вводится набор параметров, характеризующих его положение в платформенной среде. Обозначим через U_i естественный потребительский потенциал товара $i \in P$. Величина U_i отражает полезность товара для пользователя, а также соответствие товара потребительскому спросу и базовую привлекательность товара в отсутствие влияния платформенных алгоритмов. Будем анализировать спрос лишь на товары, имеющие положительный потенциал:

$$U_i > 0. \quad (2)$$

Предполагается, что U_i является скрытой характеристикой, которую платформа не наблюдает напрямую, а алгоритмы ранжирования оценивают товар косвенно через поведенческие сигналы пользователей [2, 10].

Таким образом U_i можно интерпретировать как потенциальный уровень спроса, который мог бы сформироваться при отсутствии влияния платформенных алгоритмов ранжирования.

Далее перейдем ко второй компоненте модели. Для описания механизмов платформенного ранжирования вводится алгоритмический рейтинг:

$$R_i(t) > 0, \quad (3)$$

где t – момент времени; $R_i(t)$ – скрытый платформенный ранг товара i в момент t.

Предполагается, что алгоритмический рейтинг зависит от трех основных факторов, а именно от исторического спроса, то есть спроса на товар в предыдущий период, от рекламного продвижения со стороны продавца и от показателей качества товара и прочих характеристик, которые могут повлиять на полезность товара для пользователя, относящихся к качественным признакам товара. Тогда рейтинг определяется следующим образом:

$$R_i(t) = \alpha D_i(t) + \beta A_i(t) + \gamma Q_i(t), \quad (4)$$

где $D_i(t)$ – объем спроса на товар i в момент времени t; $A_i(t)$ – уровень рекламного продвижения на товар i в момент времени t; $Q_i(t)$ – качественная оценка товара i в момент времени t; $\alpha, \beta, \gamma > 0$ – коэффициенты влияния соответствующих факторов.

Наиболее значимым из коэффициентов является α, который характеризует степень зависимости алгоритмического ранжирования от исторического спроса. Формально коэффициент можно определить следующим образом:

$$\alpha = \frac{\partial R_i(t)}{\partial D_i(t)}. \quad (5)$$

Таким образом. экономический смысл α можно определить как отражение чувствительности платформенного алгоритма к предыдущей успешности товара. Рассмотрим также интерпретацию значений этого коэффициента. При $\alpha = 0$ платформа не учитывает историю продаж, то есть алгоритм ранжирования является нейтральным относительно прошлой популярности товара, и в этом случае ранг товара на платформе будет определяться только его качественными характеристиками товара и действиями продавца, как при обычных рыночных продажах, то есть система не обладает эффектом самоусиления спроса. При $\alpha > 0$ рост текущего спроса будет повышать алгоритмический рейтинг товара и увеличивать вероятность показа товаров пользователям, что в свою очередь будет усиливать и будущий спрос. Таким образом, возникает положительная обратная связь. При слишком больших значениях показателя α алгоритмы начинают агрессивно усиливать товары-лидеры, что приводит к ускоренной концентрации спроса, усилению рыночной асимметрии и в целом может повести к усилению нестабильности цифрового рынка.

Алгоритмический рейтинг товара был введен для использования в более общем индексе алгоритмической видимости. Обозначим этот индекс через $V_i(t)$. Алгоритмическую видимость товара i в момент времени t можно интерпретировать как вероятность получения пользовательского внимания. Чтобы товар i был видимым, необходимо выполнение свойств, представленных в формуле (6). Кроме того, предполагается выполнение формулы (7), то есть совокупное пользовательское внимание полностью распределяется между всеми товарами платформы.

$$0 < V_i(t) < 1, \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{n} V_i(t) = 1. \quad (7)$$

Для описания распределения видимости товаров предлагается использовать следующую softmax-модель:

$$V_i(t) = \frac{e^{R_i(t)}}{\sum_{j=1}^{n} e^{R_j(t)}}. \quad (8)$$

Использование экспоненциальной формы обуславливается особенностями пользовательского внимания на цифровых платформах. Вероятность взаимодействия пользователя с товаром не будет возрастать линейно при увеличении позиции товара в ранжировании. Даже малое преимущество товара в рейтинге может привести к непропорционально большому объему трафика. Сама же softmax-функция позволяет обеспечить конкурентное распределение внимания между товарами, ведь рост рейтинга одного из товаров автоматически уменьшает видимость остальных товаров. При этом экспоненциальная форма отражает тенденцию концентрации внимания пользователей на ограниченном множестве товаров-лидеров [8, 11]. Поэтому подобный механизм позволяет формализовать эффект алгоритмического усиления лидеров рынка.

Объединяя в произведение описанные выше два компонента, а именно естественный потенциал товара и алгоритмическую видимость товара, формируем итоговую модель спроса:

$$D_i(t+1) = U_i V_i(t). \tag{9}$$

При подстановке выражения для $V_i(t)$ получаем итоговую модель:

$$D_i(t+1) = U_i \frac{e^{R_i(t)}}{\sum_{j=1}^{n} e^{R_j(t)}}. \tag{10}$$

В полной форме, после подстановки выражений для $R_i(t)$, получим:

$$D_i(t+1) = U_i \frac{e^{\alpha D_i(t) + \beta A_i(t) + \gamma Q_i(t)}}{\sum_{j=1}^{n} e^{\alpha D_j(t) + \beta A_j(t) + \gamma Q_j(t)}}. \tag{11}$$

Описанная модель обладает несколькими важными свойствами, характерными для цифрового спроса.

– Рекурсивность, то есть будущий спрос зависит от предыдущего, а значит, система обладает внутренней динамикой самоусиления:

$$D_i(t+1) = F(D_i(t)). \tag{12}$$

– Нелинейность, поскольку экспоненциальная функция делает зависимость спроса от ранжирования нелинейной, то есть даже малые изменения рейтинга могут привести к непропорционально большим изменениям спроса.

– Эндогенность, поскольку алгоритмическое ранжирование не является внешним фактором, а формируется самой системой на основе исторических данных, то есть спрос начинает частично воспроизводить сам себя.

– Ограниченность пользовательского внимания, так как рост видимости одного товара уменьшает относительное внимание на остальные товары, то есть создает конкурентный механизм распределения спроса между товарами платформы.

Таким образом, предложена математическая модель спроса в условиях цифровой экономики. В следующем разделе рассмотрены формулировки

и математические обоснования некоторых платформенных эффектов, на основе представленной модели.

Модельные эффекты, характерные для платформенной экономики

Рассмотрим некоторые эффекты, возникающие на цифровых платформах и проявляющиеся в описанной выше модели.

Эффект 1. Рост текущего спроса увеличивает будущий спрос.

Формально это утверждение можно записать следующим образом:

$$\frac{\partial D_i(t+1)}{\partial D_i(t)} > 0. \tag{13}$$

Докажем его. Используя формулу (10), возьмем производную по $\partial D_i(t)$. Так как U_i не зависит от $D_i(t)$, получим:

$$\frac{\partial D_i(t+1)}{\partial D_i(t)} = U_i \frac{\partial V_i}{\partial D_i(t)}. \tag{14}$$

Поскольку V_i зависит от $R_i(D_i)$, то правую часть равенства (14) можно записать в виде:

$$U_i \frac{\partial V_i}{\partial R_i} \cdot \frac{\partial R_i}{\partial D_i}. \tag{15}$$

Согласно формуле (4) преобразуем (15) к виду:

$$U_i \alpha \frac{\partial V_i}{\partial R_i}. \tag{16}$$

Теперь преобразуем последний множитель $\frac{\partial V_i}{\partial R_i}$, используя формулу (8):

$$\frac{\partial V_i}{\partial R_i} = \frac{e^{R_i}(S - e^{R_i})}{S^2}, \tag{17}$$

где $S = \sum_j e^{R_j}$. Из формулы (8) получаем, что

$$\frac{\partial V_i}{\partial R_i} = V_i(1 - V_i). \tag{18}$$

Таким образом, итоговый вид исследуемого выражения выглядит следующим образом:

$$\frac{\partial D_i(t+1)}{\partial D_i(t)} = \alpha U_i V_i(1 - V_i). \tag{19}$$

Так как $\alpha > 0$, $U_i > 0$ и $0 < V_i < 1$ по определению, получаем что вся правая часть уравнения всегда будет больше 0, что и доказывает существование заявленного эффекта.

Эффект 2. Нестабильность цифрового спроса.

Следующий платформенный эффект можно описать как нестабильность цифрового спроса. Покажем, что спрос на товар всегда зависит от его предыдущего спроса. Таким образом, цифровой спрос является динамически неустойчивым процессом. Отсюда следует, что даже небольшое преи-

мущество товара может привести к ускоренному росту, резким всплескам, значительному доминированию над другими товарами, а также высокой волатильности.

Проведем анализ устойчивости спроса. Для исследования локальной устойчивости рассмотрим упрощенную одномерную систему, сохраняющую ключевое свойство положительной алгоритмической обратной связи. Для удобства упростим зависимость, рассмотрев один товар и агрегированную среду. В упрощенной форме зависимость текущего спроса от предыдущего можно выразить следующим образом:

$$D(t+1) = D(t)\big(1 + \alpha D(t)\big). \tag{20}$$

Это выражение следует из предположения, что прирост спроса пропорционален одновременно текущему уровню спроса и степени платформенного усиления. Первый множитель в правой части равенства (20) – это текущий спрос, второй множитель – коэффициент алгоритмического усиления. В правой части (20) после раскрытия скобок получим квадратичный член $D^2(t)$, который и характеризует нелинейность модели. Таким образом рост спроса начинает ускорять сам себя.

Исследуем стационарное состояние системы, то есть такое состояние, при котором:

$$D(t+1) = D(t) = D^*. \tag{21}$$

При подстановке этого соотношения в формулу (20) получим, что $D^* = 0$. Таким образом, единственным стационарным состоянием системы является состояние отсутствия спроса. Система не имеет внутреннего стабильного ненулевого равновесия, а следовательно, любое положительное возмущение начинает раскручиваться самой системой.

Выясним, устойчива ли точка D^*. Равенства (12) и (20) дают

$$F'(D) = 1 + 2\alpha D. \tag{22}$$

Подставляя в формулу (22) $D^* = 0$, получаем, что $F'(0) = 1$, то есть это состояние находится на границе устойчивости и является нейтральным. Соответственно, даже малое возмущение не затухает, и система не возвращается к равновесию. Это и означает нестабильность цифрового спроса, то есть свойство, состоящее в том, что любое положительное платформенное усиление приводит к накоплению преимущества, росту различий между товарами и нестабильности спроса. Таким образом, получается последовательность, в которой рост спроса увеличивает алгоритмический ранг товара, это повышает его видимость, что, в свою очередь, приводит к новому росту спроса. Получается, что цифровые платформы не просто отражают спрос, а динамически его производят.

Эффект 3. Возникновение барьера для входа нового товара.

Рассмотрим третий платформенный эффект, касающийся барьера для входа новых товаров на платформу. Покажем, что новый товар оказывается в невыгодном положении и даже качественный новый товар может не

получить спрос из-за алгоритмического ранжирования товаров. Таким образом, барьер входа возникает не из-за качества товара, а из-за структуры алгоритмов платформы [5, 14, 15]. Поскольку товар не имеет истории, накопленных взаимодействий с пользователями, то он получает низкий алгоритмический ранг.

Пусть в начальный момент появления i–го товара спрос на него $D_i(0) = 0$. Так как товар ранее отсутствовал на платформе, он не обладает историей продаж. Также предположим, что в начальный момент времени отсутствуют накопленные пользовательские оценки и рекламное продвижение. Тогда $R_i(0) = 0$, а значит $e^{R_i(0)} = 1$. При этом предполагается, что другие товары уже имеют накопленную историю спроса. Получается, что с ростом числа товаров-конкурентов, исходя из (8), $V_i(0)$ будет стремиться к 0. Следовательно, даже при достаточно высоком показателе U_i спрос D_i все равно будет стремиться к нулю в любой из последующих моментов времени.

Таким образом, алгоритмическая система ранжирования создает ситуацию, при которой отсутствие исторических данных автоматически приводит к недостаточной видимости товара и ограничивает возможность формирования органического спроса [11, 15].

Для определения условий преодоления этого платформенного барьера рассмотрим два товара: новый товар i и существующий товар k. За базовое условие конкурентоспособности товара возьмем выполнение неравенства $R_i \geq R_k$. Подставляя в это неравенство соотношение из формулы (4), получаем:

$$\alpha D_i + \beta A_i + \gamma Q_i \geq \alpha D_k + \beta A_k + \gamma Q_k. \quad (23)$$

Отсюда следует, при условии того, что $D_i = 0$, следующее неравенство:

$$\beta(A_i - A_k) + \gamma(Q_i - Q_k) \geq \alpha D_k. \quad (24)$$

Если мы предполагаем, что рассматриваемые товары примерно одинакового качества, то есть $Q_i \approx Q_k$, тогда разность при коэффициенте γ обнулится, и останется только параметр рекламных вложений. Следовательно, можно вывести уровень рекламных вложений для нового товара, необходимый для преодоления барьера вхождения, для достижения уровня конкурентоспособности для нового товара:

$$A_i \geq A_k + \frac{\alpha}{\beta} D_k. \quad (25)$$

Аналогично, при условии равных рекламных затрат, можно получить необходимое качественное превосходство нового товара над конкурентами для прохождения барьера входа.

Важное значение имеет отношение коэффициентов α и β. Это отношение можно интерпретировать как коэффициент платформенной монополизации. Он показывает, насколько исторический спрос важнее, чем

рекламные затраты в алгоритме платформы. Если значение данного коэффициента превышает единицу, то платформа имеет высокую монополизацию и лидеры закрепляются надолго, поскольку барьер вхождения для нового товара плохо пробивается рекламой.

Приведенный выше теоретический анализ показал, что алгоритмическое ранжирование цифровых платформ значительно влияет на формирование потребительского спроса, приоритеты формирования спроса становятся существенно иными.

Заключение

В работе предложена математическая модель спроса в условиях алгоритмического ранжирования цифровых платформ. Введенный механизм алгоритмической видимости позволяет формировать зависимость спроса от исторической успешности товара, рекламных расходов, а также качественных характеристик товара. В рамках проведенного теоретического анализа сформулированы и доказаны три фундаментальных свойства платформенной экономики.

Показан модельный механизм, преобразующий положительную зависимость ранжирования от исторического спроса в эффект кумулятивного усиления товаров-лидеров и эффект концентрации продаж на ограниченном множестве товаров.

Установлено, что спрос на цифровых платформах обладает нелинейной и потенциально неустойчивой динамикой, при которой даже малые преимущества одного товара над другим способны вызвать ускоренный рост спроса.

Доказано существование барьера входа для новых товаров на цифровых платформах, а также получено соотношение, показывающее предельные значения преодоления этого барьера.

Полученные результаты показывают, что цифровые платформы являются не только посредником между продавцом и покупателем, но и полноценным самостоятельным участником формирования структуры рынка. Предложенный подход может быть использован в дальнейшем для разработки прикладных моделей прогнозирования спроса, анализа конкурентной динамики маркетплейсов и исследования механизмов алгоритмической концентрации цифровых рынков.

Список источников

1. Голлай А.В., Голлай И.Н., Логиновский О.В. Цифровая трансформация социально-экономических систем как конечный результат процесса цифровизации // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*, 2023, Т. 23, no. 2, с. 65–81.

2. Ожегов Е.М. Оценивание функции спроса на дифференцированный товар с эндогенными характеристиками и разнородностью предпочтений: случай ипотечных кредитов // *Прикладная эконометрика*, 2017, no. 1 (45), с. 93–115.

3. Arnejo Z., Gaudou B., Saqalli M., Bantayan N. Communicating agent-based models to stakeholders: A scoping review

// *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2025, Vol. 28, no. 2.

4. Cao J., Zhong L., Zhang G., Liu D. Deciphering the persuasive power of information overload in live commerce: A tactics approach to consumer decision-making // *Acta Psychologica*, 2025, Vol. 246, Article 104173.

5. Das D. Competitive product ranking algorithms and digital market laws // *Computational Management Science*, 2025, Vol. 22, no. 2, pp. 1–28.

6. Dekker C.A., Baumgartner S.E., Sumter S.R. For you vs. for everyone: The effectiveness of algorithmic personalization in driving social media engagement // *Telematics and Informatics*, 2025, Vol. 87, Article 102300.

7. Larooij M., Törnberg P. Validation is the central challenge for generative social simulation: A critical review of LLMs in agent-based modeling // *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2025, Vol. 28, no. 4.

8. Long X., Sun J., Dai H. The choice overload effect in online recommender systems // *Manufacturing and Service Operations Management*, 2024, Vol. 26, no. 5.

9. Parker G., Van Alstyne M., Choudary S. *Platform Revolution: How Networked Markets Are Transforming the Economy.* New York, W. W. Norton & Company, 2016.

10. Pocchiori M., Proserpio D., Dover Y. Online eWOM: A literature review and roadmap for future research // *International Journal of Research in Marketing*, 2025, Vol. 42, no. 2.

11. Rackowitz L., Haampland O. The sound of salience: How platform design impacts consumption // *Information Economics and Policy*, 2025, vol. 71, Article 101144.

12. Stigler G.J. The Economics of Information // *The Journal of Political Economy,* 1961, Vol. 69, no. 3, pp. 213–225.

13. Wang J., Liu Y., Qiu Z., Zhao Z., Wang M., Lan H. Shopping for others: How does inconsistency in online reviews affect purchase intentions differently? // *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2025, Vol. 75, Article 103568.

14. Zhan Y., Kumar A., Hosany S. Market competition in the platform economy: New insights, integrative framework and research agenda // *Journal of Business Research*, 2025, Vol. 200, Article 115648.

15. Zhang W., Wang Y. The impact of different recommendation algorithms on consumer search behavior and merchants competition // *International Review of Economics and Finance*, 2025, Vol. 98, Article 103943.

MATHEMATICAL MODELING OF CONSUMER DEMAND UNDER ALGORITHMIC RANKING ON DIGITAL PLATFORMS

Chernov Viktor Petrovich, Dr. Sci. (Econ.), Full Prof.
Yumanov Sergey Alekseevich, Postgraduate Student

Saint Petersburg State University of Economics, 30–32, Griboedov Canal Embankment, Building A, Saint Petersburg, 191023, Russian; e-mail: viktor_chernov@mail.ru; yumanov01@gmail.com

Importance: the paper investigates the features of the formation and dynamics of consumer demand in sales on a digital platform. *Purpose*: the purpose is to develop a mathematical model of demand under conditions of algorithmic ranking on digital platforms, as well as to conduct a theoretical study of its properties. *Research design:* a mechanism of algorithmic demand amplification on digital platforms is formalized, taking into account the dependence of product visibility on its historical data. Based on the proposed model, the existence of three fundamental effects of the platform economy is proven: concentration of demand on a limited number of products, instability of digital demand dynamics, and the formation of a platform entry barrier for new products. *Results*: a mathematical model of demand under conditions of algorithmic ranking on digital platforms is proposed, demonstrating the dependence of demand on the historical performance of a product, advertising expenditures, and product quality characteristics. Three fundamental effects inherent in the platform economy are formulated and proven: the effect of sales concentration on a limited set of products, the effect of potentially unstable demand dynamics, and the effect of an entry barrier for new products.

Keywords: consumer demand, digital platform, digital economy, algorithmic ranking, mathematical modeling.

References

1. Gollay A.V., Gollay I.N., Loginovskiy O.V. Tsifrovaya transformatsiya sotsial'no-ekonomicheskikh sistem kak konechnyy rezul'tat protsessa tsifrovizatsii [Digital Transformation of Socio-Economic Systems as the End Result of the Digitalization Process]. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika*, 2023, vol. 23, no. 2, pp. 65-81. (In Russ.)

2. Ozhegov E.M. Otsenivanie funktsii sprosa na differentsirovannyy tovar s endogennymi kharakteristikami i raznorodnost'yu predpochteniy: sluchay ipotechnykh kreditov [Estimating the Demand Function for a Differentiated Product with Endogenous Characteristics and Heterogeneity of Preferences: The Case of Mortgage Loans]. *Prikladnaya ekonometrika*, 2017, no. 1 (45), pp. 93-115. (In Russ.)

3. Arnejo Z., Gaudou B., Saqalli M., Bantayan N. Communicating agent-based

models to stakeholders: A scoping review. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2025, Vol. 28, no. 2. (In Eng.)

4. Cao J., Zhong L., Zhang G., Liu D. Deciphering the persuasive power of information overload in live commerce: A tactics approach to consumer decision-making. *Acta Psychologica*, 2025, Vol. 246, Article 104173. (In Eng.)

5. Das D. Competitive product ranking algorithms and digital market laws. *Computational Management Science*, 2025, Vol. 22, no. 2, pp. 1–28. (In Eng.)

6. Dekker C.A., Baumgartner S.E., Sumter S.R. For you vs. for everyone: The effectiveness of algorithmic personalization in driving social media engagement. *Telematics and Informatics*, 2025, Vol. 87, Article 102300. (In Eng.)

7. Larooij M., Törnberg P. Validation is the central challenge for generative social simulation: A critical review of LLMs in agent-based modeling. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2025, Vol. 28, no. 4. (In Eng.)

8. Long X., Sun J., Dai H. The choice overload effect in online recommender systems. *Manufacturing and Service Operations Management*, 2024, Vol. 26, no. 5. (In Eng.)

9. Parker G., Van Alstyne M., Choudary S. *Platform Revolution: How Networked Markets Are Transforming the Economy*. New York, W. W. Norton & Company, 2016. (In Eng.)

10. Pocchiori M., Proserpio D., Dover Y. Online eWOM: A literature review and roadmap for future research. *International Journal of Research in Marketing*, 2025, Vol. 42, no. 2. (In Eng.)

11. Rackowitz L., Haampland O. The sound of salience: How platform design impacts consumption. *Information Economics and Policy,* 2025, Vol. 71, Article 101144. (In Eng.)

12. Stigler G.J. The Economics of Information. *The Journal of Political Economy*, 1961, Vol. 69, no. 3, pp. 213–225. (In Eng.)

13. Wang J., Liu Y., Qiu Z., Zhao Z., Wang M., Lan H. Shopping for others: How does inconsistency in online reviews affect purchase intentions differently? *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2025, Vol. 75, Article 103568. (In Eng.)

14. Zhan Y., Kumar A., Hosany S. Market competition in the platform economy: New insights, integrative framework and research agenda. *Journal of Business Research*, 2025, Vol. 200, Article 115648. (In Eng.)

15. Zhang W., Wang Y. The impact of different recommendation algorithms on consumer search behavior and merchants competition. *International Review of Economics and Finance*, 2025, Vol. 98, Article 103943. (In Eng.)