

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

имени М.В.Ломоносова

ЭКОНОМИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

«Моделирование введения запрета смешанного режима работы
маркетплейсов»

Выполнил студент

группы э402:

Аль-Халайлих Амр

Научный руководитель:

к.э.н, доцент Киреев А. В.

Содержание

1 Введение	3
2 Обзор литературы	6
3 Теоретическая модель	11
3.1 Случай №1: А, В, С на платформе, отсутствие смешанного режима	12
3.2 Случай №2: продавцы В, С на платформе, А продает через прямой канал продаж.....	13
3.3 Случай №3: смешанный режим платформы	15
3.4 Анализ влияния запрета смешанного режима на благосостояние	18
4 Эмпирический анализ	22
4.1 Анализ возможностей шоуруминга	22
4.2 Анализ предвзятости поискового алгоритма маркетплейса.....	24
4.2.1 Наивный подход	25
4.2.2 Подход на основе методов машинного обучения	28
5 Заключение.....	34
6 Приложение	36
7 Список литературы.....	40

1 Введение

В настоящее время онлайн-маркетплейсы играют ключевую роль в розничной торговле. С одной стороны, увеличивается доля маркетплейсов в заказах с помощью Интернета – в 2020 году впервые в истории России доля заказов, совершенных в маркетплейсах, составила более 50% от общего числа заказов в Интернете. С другой стороны, растет и популярность интернет-заказов как таковых, обладающих преимуществами в удобстве пользования и гибкости по сравнению с традиционными магазинами. Скорость замещения лишь увеличилась после начала эпидемии COVID-19 и введения в России ограничительных мер в связи с ней. В 2020 году объем рынка составлял 2,7 трлн рублей, а за первые 11 месяцев 2023 года, по данным АКИТ, он составляет 5,6 трлн рублей.

На данный момент все крупные российские маркетплейсы работают в так называемом смешанном режиме: владелец платформы одновременно предоставляет платформу для продажи товаров для продавцов (для простоты, так как владелец платформы может продавать товары на этой же платформе, продавцы, не имеющие отношения к владельцу платформы – 3P, third party vendors –, в работе будут называться «сторонние продавцы»), но в то же время может продавать товары от своего лица или от лица компании, которой он владеет. Например, на одном из крупнейших маркетплейсов, «Яндекс.Маркете», доля собственных товаров владельца маркетплейса в общем обороте платформы (GMV, «generated market value») по итогам 2022 года составила 20%.

На фоне стремительного роста маркетплейсов в июне 2023 года Минпромторг предложил ввести дополнительное регулирование для маркетплейсов, в частности, было предложено запретить маркетплейсам с оборотом выше определенной отметки продавать товары на своих платформах от своего лица. По мнению министерства, владелец маркетплейса подпадает под действие 271-ФЗ, и, являясь управляющей рынком компанией, не может продавать товары на платформе от своего лица, а доминирующее положение владельца маркетплейса на собственной платформе скорее вредит.

В сентябре 2023 года депутатами от партий «Единая Россия» и «Справедливая Россия» был внесен законопроект о внесении изменений в федеральный закон 381-ФЗ, а также в статьи 12 и 18 закона «О защите прав потребителей». Закон получил заключение профильных комитетов и заключение Общественной палаты РФ и включен в программу решением Государственной Думы на май 2024 года. Предложенные изменения включают определение прав и обязанностей владельца маркетплейса, а также владельцев пунктов

выдачи заказов, определение условий и сроков пересмотров договоров, определение прав продавцов.

Кроме того, предлагается установить запрет на продажу собственных товаров для маркетплейсов с оборотом более 150 млрд рублей. Таким образом, под этот запрет подпадают такие крупные маркетплейсы как «Ozon» (оборот 832 млрд рублей в 2022 году), «Wildberries» (оборот 1,7 трлн рублей за 2022 год), «Яндекс.Маркет» (оборот 370 млрд рублей за 2022 год). Прочие маркетплейсы, такие как «СберМегаМаркет» и «Lamoda», а также нишевые маркетплейсы, под закон не подпадают.

Доминирующее положение владельца маркетплейса на собственной платформе лишь частично обусловлено тем фактом, что владелец не платит комиссии от продаж товаров (и сбор для участия на платформе, который существует на некоторых маркетплейсах). Другим важным фактором является полный контроль владельца над взаимодействием потребителей с продавцами, а именно: контроль алгоритма поиска товаров и ранжирования товаров в поисковой выдаче, контроль системы рекомендаций товаров, возможность «подталкивания» потребителей за счет выбора по умолчанию – то есть широкий инструментарий для перенаправления спроса в пользу своих товаров. На данный момент, на территории России ни одна из перечисленных практик не регулируется законодательно. В ЕС, в рамках Digital Markets Act (DMA), в 2022 году такие практики были запрещены: платформы не могут отдавать предпочтение определенным товарам при рекомендации товаров. Законодательный запрет или ограничение на использование недобросовестных методов владельцем платформы с одной стороны, прямо не влияет на ассортимент и количество предложений на платформе (в отличие от запрета смешанного режима как такового) с другой стороны, может привести к увеличению общественного благосостояния, поэтому может рассматриваться как альтернатива изменениям, предлагаемым в законопроекте № 445923–8.

Для оценки влияния смешанного режима на общественное благосостояние, а также государственного регулирования данной практики, необходимо выработать методологию анализа подобных условий с предпосылками, характерными для российского рынка. Актуальность данной работы подкрепляется тем, что в работе рассматривается роль запрета смешанного режима с учетом специфики российского рынка маркетплейсов. Другим важным фактором, подтверждающим актуальность работы, является то, что на данный момент не существует аналогичных исследований ни у отечественных, ни у зарубежных авторов (отличия будут подробнее рассмотрены в Главе 2). Научная новизна работы также складывается из того, что в работе предлагаются 2 метода для оценки степени

использования владельцем маркетплейса недобросовестных методов перенаправления потребителей к своим товарам и проведен анализ российских маркетплейсов.

Целью работы является определение влияния запрета смешанного режима работы маркетплейсов на общественное благосостояние. В соответствии с поставленной целью, были выделены следующие задачи:

- Выявить мотивы владельцев маркетплейсов и необходимые условия для введения смешанного режима работы маркетплейса для определенного товара
- Разработать теоретико-игровую модель взаимодействия владельца маркетплейса, сторонних продавцов и потребителей на маркетплейсе
- Оценить воздействие каждого из режимов (товар продают только сторонние продавцы, смешанный режим) на общественное благосостояние

В работе были проверены следующие гипотезы:

H1: Полный запрет продажи товаров владельцем маркетплейса приводит к увеличению общественного благосостояния (аналогично работам [Etro, 2021] [Haigu et al., 2022])

H2: Меры, исключаяющие недобросовестное поведение владельца платформы, приводят к лучшим результатам с точки зрения общественного благосостояния, чем полный запрет смешанного режима работы маркетплейса

В Главе 2 представлен обзор литературы на тему взаимодействия на маркетплейсах. В Главе 3 рассматривается предлагаемая автором модель, которая будет описывать взаимодействие вышеперечисленных сторон на платформе. Глава 4 посвящена эмпирическому анализу предпосылок, использованных в модели.

2 Обзор литературы

В общем виде маркетплейс можно описать как многостороннюю платформу. Конкретное определение термина «многосторонняя платформа» может отличаться в работах разных авторов, но в рамках данной работы наиболее подходящим является определение, приведенное в работе [Haigu, Wright, 2013]: «Многосторонняя платформа - организация, создающая ценность в основном за счет обеспечения прямых взаимодействий между двумя (или более) различными типами аффилированных клиентов».

Тема многосторонних платформ, частным случаем которых является маркетплейс, рассматривается в научных работах со времен появления информационных благ. В качестве других примеров двусторонних рынков можно привести системы платежей, торговые центры, сайты для поиска работы. Особенностью таких платформ является наличие механизма мэтчинга (от англ. «matching» - соответствие, сопоставление), то есть подбора.

В случае маркетплейсов примечание «в основном», использованное в определении в начале главы, очень важно. Ведь, помимо размещения предложений сторонних продавцов, владелец маркетплейса может размещать свои собственные товары, при этом владелец может как покупать товары у производителя и продавать их на платформе, так и производить и продавать товары под собственным брендом – это характерно и для традиционных «физических» магазинов, но в Интернете это имеет большее значение, так как существует больше возможностей для продвижения товаров платформы [Etro, 2021].

Первой проблемой, которую отмечают в смешанном режиме работы, является явное преимущество в издержках со стороны владельца платформы – сторонние продавцы, в отличие от владельца маркетплейса, вынуждены платить комиссию от каждой продажи за возможность размещения на платформе и, в некоторых случаях, сбор за участие на платформе [Haigu et. al, 2022][Etro, 2021]. Как правило, владелец платформы устанавливает не общую комиссию для всех товаров, а отдельную комиссию для каждого товара или категории товаров [Etro, 2023]. Очевидно и наличие эффекта масштаба для владельца маркетплейса.

Влияние смешанного режима работы маркетплейса на общественное благосостояние является предметом научного интереса в ряде работ из-за названных выше причин. В некоторых работах [Etro, 2021] [Jiang et al., 2011] разрабатывается модель взаимодействия на рынке маркетплейсов для определения условий для входа на рынок товара владельца платформы в предположении, что для определенного товара существует два взаимоисключающих варианта – представлены только товары владельца платформы либо

представлены только предложения сторонних продавцов, то есть оценивается изменение общественного благосостояния при переходе к режиму, когда конкретный товар продает владелец маркетплейса. Таким образом, именно ситуация работы в смешанном режиме, которая является основной для настоящей работы, и влияние на общественное благосостояние в такой ситуации в данных работах не рассмотрены.

Другой важной особенностью смешанного режима работы маркетплейса является риск недобросовестного поведения со стороны владельца платформы. Эту особенность можно разделить на два аспекта. Во-первых, владелец платформы обладает более полными данными как о спросе, так и о предложении на платформе, таким образом получая преимущество по информации относительно сторонних продавцов. Во-вторых, владелец платформы, при отсутствии регулирования, обладает инструментами для перенаправления спроса, то есть для искусственного искажения мэтчинга. В общем смысле этот аспект рассмотрен в работе [Corniere, Taylor, 2019], однако авторы рассматривают владельца платформы лишь как «предвзятого посредника», который направляет потребителей к предпочтительному, с точки зрения владельца, продавцу. Сам владелец как отдельный игрок не представлен, и принятие решения о применении недобросовестных практик в модели рассматривается как данность, мотивы перенаправлять спрос к конкретному продавцу в самой модели не анализируются. В других работах [Zennyuo, 2021] продавцы не имеют альтернативных каналов продажи своих товаров и предполагается, что пользователи покупают товар исключительно через платформу – то есть не рассматриваются уже мотивы сторонних продавцов присутствовать на платформе.

В научной литературе на данную тему рассматривается ряд конкретных инструментов, которые может использовать владелец платформы для перенаправления спроса. Чаще всего рассматривается предвзятость в алгоритме поиска [Armstrong, 2009] [Aguilar et al., 2021] [Zennyuo, 2021] [Farronato et al., 2023], как инструмент, влияние которого с той или иной точностью можно измерить эмпирически. Под предвзятостью в алгоритме поиска подразумевается приоритетный показ определенных предложений продавцов, который не опирается на реальные характеристики предложения, будь то цена, популярность по объему продаж, участие в распродаже или рейтинг согласно отзывам покупателей.

Кроме того, платформа обладает широким инструментарием для так называемого «подталкивания» (nudging) пользователя при выборе товаров, например, выбор продавца по умолчанию [Raval, 2023], а также визуальное выделение определенных товаров на маркетплейсе. Примером недобросовестного поведения может быть размещение

предложений в специальных блоках на странице карточки товара: например, на американском маркетплейсе Amazon, если несколько продавцов продают один и тот же товар, при покупке по умолчанию выбран определенный владельцем маркетплейса продавец (эффект Buy Box¹), при этом не всегда его предложение является самым выгодным для пользователя [Gomez-Losada, Duch, 2019]. Алгоритмы рекомендации товаров не являются публичными, поэтому есть возможность недобросовестного поведения со стороны владельца платформы.

В своей работе авторы [Haigu et al., 2022] разработали теоретико-игровую модель взаимодействия на маркетплейсе, в основе которой лежит предпосылка о том, что о товаре пользователь узнает с помощью маркетплейса, а затем может выбрать, где купить товар – на маркетплейсе либо напрямую у продавца. Данная предпосылка кажется логичной для других платформ. Для сайтов-агрегаторов предложений отелей, например, Booking.com, данная предпосылка выполнена [Wang, Wright, 2020]. В случае с маркетплейсами предпосылку об использовании сторонними продавцами одновременно нескольких каналов продажи требуется проверить эмпирически, что будет сделано в Главе 4 работы. В качестве аргумента против такого утверждения можно указать на сложность управления несколькими каналами продаж для небольших продавцов - другими словами, сторонние продавцы вынуждены работать в режиме сингломинга (singlehoming) [Armstrong, 2006] из-за запретительно высоких издержек работы на нескольких площадках. Более того, эмпирически подтверждается, что продавцы, как правило, не размещают свои товары на нескольких маркетплейсах сразу. Так, по данным исследования, проведенного «Tinkoff eCommerce», проведенного на основе данных клиентов банка «Тинькофф», 82% продавцов размещают свои товары на одном маркетплейсе. Данная особенность будет рассмотрена и проверена эмпирически в Главе 4.

Как показывает эмпирический анализ (см. Главу 4), потребителям сложно узнать о существовании веб-сайта продавца, если таковой имеется, – сам факт наличия веб-сайта не является очевидным (в отличие от рынка бронирования номеров), ситуация усугубляется в случае наличия минимальных отличий между именем продавца на маркетплейсе и на веб-сайте.

¹ Buy Box – специальный блок на маркетплейсе Amazon с кнопкой «Добавить товар в корзину»/«Купить товар сейчас», в котором по умолчанию выбран предпочтительный, с точки зрения Amazon, продавец. Выбор альтернативного продавца осуществляется через другой блок на странице карточки товара и занимает в 6 раз меньше места на странице.

	[Alexandre de Cornière and Greg Taylor, 2019]	[Etro, 2021]	[Haigu et. al, 2022]	[Zenny, 2021]
Анализ смешанного режима работы маркетплейса	НЕТ	НЕТ	ДА	ДА
Анализ недобросовестных практик владельца маркетплейса	ДА	НЕТ	НЕТ	ДА
Отсутствие шоуруминга в модели	ДА	ДА	НЕТ	ДА
Возможность продажи вне платформы	НЕТ	НЕТ	ДА	НЕТ
Полученный результат (Эффект входа владельца платформы)	Анализ благосостояния отсутствует	Отрицательное влияние на благосостояние	Отрицательное влияние на благосостояние	Положительное влияние на благосостояние

Таблица 1: Работы по оценке влияния смешанного режима работы маркетплейсов на общественное благосостояние, составлено автором

Таким образом, в существующих работах авторы либо используют предпосылки для разрабатываемых ими моделей, которые не применимы к российским маркетплейсам и в российских условиях не являются реалистичными, либо исследуют другие аспекты взаимодействия игроков на маркетплейсах. Требуется разработка новой модели, которая сможет описать взаимодействие потребителей, сторонних продавцов и владельца маркетплейса на платформе.

Модель «спиц» (“spokes model”) [Chen, Riordan, 2007] призвана описать взаимодействие потребителей и продавцов на рынке дифференцированных товаров. Сама модель опирается на работу [Hart, 1985] и является частным случаем его модели монополистической конкуренции. Существует N возможных групп товаров, из которых выбирают потребители – в оригинальной модели, в модели Харта и в данной работе в каждой группе представлено два товара, таким образом каждая группа состоит из комбинации двух товаров. Например, в случае, если продавцы продают товары А, В и С, будет существовать три группы «А или В», «В или С», «А или С». Модель работает и для большего числа товаров в группе, такое ограничение обусловлено сложностью аналитического решения для большего количества товаров. Предполагается, что потребитель может эффективно сравнивать лишь ограниченное количество товаров, а издержки добавления нового товара в «пространство выбора» запретительно высоки.

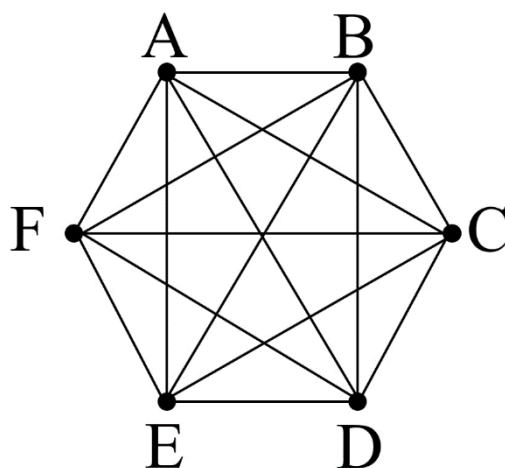


Рисунок 1 Модель спиц для случая 6 игроков. Составлено автором на основе работы [Chen, Riordan, 2007]

Каждая группа товаров представлена в модели в виде «спицы», длины $1/2$, на которой равномерно распределены потребители, осуществляющие выбор между товарами из группы, соответствующей данной «спице». Таким образом, в рамках одной «спицы» реализуется модель Хотеллинга [Hotelling, 1929]. Потребители равномерно распределены между двумя продавцами на отрезке и несут издержки перемещения по данному отрезку. В случае маркетплейса эти издержки можно интерпретировать как неустраняемые издержки из-за неидеального мэтчинга. Устройство модели позволяет вводить на рынок новых продавцов (или убирать существующих) без необходимости менять положение продавцов в модели (меняется лишь число спиц), что отличает ее от стандартной модели «кругового города».

3 Теоретическая модель

В качестве концептуальной основы была взята модель из работы [Chen, Riordan, 2007] – «spokes model» (дословно – «модель со спицами», данный термин будет использоваться в работе при описании модели). Данная модель была разработана для описания рынков с дифференцированными продуктами.

Предпосылки предлагаемой модели:

1. На рынке действуют три продавца: А, В, С, каждый со своим товаром
 2. Есть три группы потребителей, выбирающих между парами товаров. Например, между товарами продавцов А и В
 3. На каждой спице находится $\frac{1}{2}$ потребителей (1 группа потребителей), равномерно распределенных на спице
 4. Владелец платформы (маркетплейса), может:
 - 4.1 Устанавливать комиссию $\tau \in [0, 1]$ с каждой продажи (доля от цены) для продавцов, находящихся на платформе. По аналогии с работами [Etro, 2023] [Haigu et al., 2022], [Zenryo, 2021], τ рассматривается устанавливаемая экзогенно переменная.
 - 4.2 Степень недобросовестности b , которая влияет на восприятие потребителями доступных опций. Как и в работе [Cornière, Taylor, 2019], переменная устанавливается экзогенно
 5. У владельца платформы есть возможность купить продавца А (компенсировав тому упущенную прибыль) и продавать товар от своего лица
 6. У продавца А есть выбор: он может продавать товар как на платформе, так и на своем веб-сайте (прямой канал продаж). Данные варианты являются взаимоисключающими, возможности для шоуруминга отсутствуют²
 7. Часть потребителей (обозначенная μ) является информированной, то есть знает о товаре продавца независимо от того, присутствует ли он на платформе.
- Неинформированные потребители узнают о товарах через платформу.

Последовательно рассмотрим ключевые случаи, которые возможны в рамках модели, а именно 1) Все три продавца действуют на платформе, при этом владелец платформы не вмешивается 2) Продавцы В, С действуют на платформе, А продает товар через прямой

² Под шоурумингом, аналогично работе [Wang, Wright, 2020] подразумевается ситуация, когда потребитель использует платформу для того, чтобы узнавать о товарах сторонних продавцов и сравнивать их, а непосредственно покупку товара потребитель осуществляет на сайте стороннего продавца

канал продаж (веб-сайт). 3) Владелец платформы покупает компанию А и продает товар на платформе, как и продавцы В, С

Потребитель сравнивает 2 полезности:

$$v - p_i - tx$$

$$v - p_j - t(1 - x)$$

Предельный потребитель, следовательно, будет находиться на расстоянии:

$$x = \frac{t - p_i + p_j}{2t}$$

В случае недобросовестности платформы, как и в модели [Cornière, Taylor, 2019], добавляется коэффициент b , который влияет на потребителей, склоняя их к продавцу, выбранному платформой. Так как в модели рассматривается смешанный режим, где владелец платформы продает товар под собственной торговой маркой на своей платформе, «предпочтительный продавец» — это владелец платформы.

$$x - b = \frac{t - p_i + p_j}{2t}$$

3.1 Случай №1: А, В, С на платформе, отсутствие смешанного режима

В случае с тремя продавцами на платформе, продавец А конкурирует за $\frac{1}{2}$ потребителей (группа, которая выбирает между товарами А и В) с В и также за $\frac{1}{2}$ потребителей с С (группа, которая выбирает между товарами А и С). Также продавец А платит комиссию. Тогда прибыль продавца А рассчитывается как:

$$\pi_A = \left(\frac{1}{2} * \frac{t - p_A + p_B}{2t} + \frac{1}{2} * \frac{t - p_A + p_C}{2t}\right)((1 - \tau)p_A - c)$$

Очевидно, что, так как издержки у всех продавцов равны c и продавцы не отличаются друг от друга, цену, устанавливаемую в равновесии каждым из продавцов, можно записать как:

$$p = \underset{p}{argmax} \left(\frac{t - p + p^*}{2t}\right)((1 - \tau)p - c)$$

где p^* - цена, устанавливаемая двумя другими продавцами

В равновесии цены равны:

$$p_A = p_B = p_C = \frac{c}{1-\tau} + t$$

Тогда прибыль каждого из продавцов равна:

$$\pi_A = \pi_B = \pi_C = \frac{t(1-\tau)}{2}$$

(Здесь и далее см. более подробные расчеты в Приложении)³

Прибыль владельца маркетплейса (складывается из комиссий с продавцов А, В, С):

$$\pi_M = \frac{3}{2}p\tau = \frac{3}{2}\left(\frac{c}{1-\tau} + t\right)\tau$$

3.2 Случай №2: продавцы В, С на платформе, А продает через прямой канал продаж

Продавец А может продавать свой товар через прямой канал продаж, то есть через свой веб-сайт. С одной стороны, в таком случае продавец А не будет платить владельцу маркетплейса комиссию от продаж. С другой стороны, в таком случае А, согласно предпосылкам модели, не сможет конкурировать с продавцами В, С за всех потребителей, а лишь за некоторую часть «информированных» потребителей, которые знают о существовании А вне платформы. В таком случае решение об участии на платформе продавец А будет принимать, опираясь на два фактора: а) комиссии б) долю информированных потребителей, сравнивая прибыль от двух ситуаций. Так, при относительно высоких комиссиях и высокой доле информированных потребителей, продавцу А будет выгоднее продавать свой товар через прямой канал продаж.

$$\pi_A = \left(\frac{\mu}{2} * \frac{t - p_A + p_B}{2t} + \frac{\mu}{2} * \frac{t - p_A + p_C}{2t}\right)(p_A - c)$$

В каждой группе потребителей (выбор между товарами А/В, между А/С) есть, кроме информированных, еще и $(1 - \mu)$ неинформированных потребителей. Они не знают о существовании А, если продавец вне платформы, а значит будут покупать оставшийся товар В/С. Тогда продавцы на платформе гарантированно получают $\frac{(1-\mu)}{2}$ потребителей, а за оставшихся (информированных) конкурируют с А так же, как и в предыдущем случае:

$$\pi_B = \left(\frac{(1-\mu)}{2} + \frac{\mu}{2} * \frac{t - p_B + p_A}{2t} + \frac{1}{2} * \frac{t - p_B + p_C}{2t}\right)((1-\tau)p^* - c)$$

³ Кроме того, расчеты продублированы в виде кода, приложенного к работе.

$$\pi_c = \left(\frac{(1-\mu)}{2} + \frac{\mu}{2} * \frac{t - p_c + p_A}{2t} + \frac{1}{2} * \frac{t - p_c + p_B}{2t} \right) ((1-\tau)p^* - c)$$

В равновесии цены, устанавливаемые продавцами:

$$p_A = \frac{2c\mu - 3c\mu + \mu t\tau - \mu t + 3t\tau - 3t}{3\mu(\tau - 1)}$$

$$p^* = \frac{c\mu\tau - 3c\mu - \mu t\tau + \mu t + 6t\tau - 6t}{3\mu(\tau - 1)}$$

$$p_A - p^* = \frac{c\mu + 2\mu t\tau - 2\mu t - 3t\tau + 3t}{3\mu(\tau - 1)} < 0 \Rightarrow p_A < p^*$$

Прибыли продавца А в равновесии:

$$\pi_A = \frac{(c\mu\tau - 2c\mu - \mu t\tau + \mu t + 3t\tau - 3t)^2}{2\mu t(\tau - 1)^2}$$

Прибыль владельца маркетплейса:

$$\pi_M = \frac{\tau(\mu - 6)(\mu(\mu + 4) - 3t(3\mu + 2))}{2t(3\mu + 2)^2}$$

Как решение продавца А будет зависеть от параметров комиссии и доли информированных потребителей? Очевидно, что продавец А будет участвовать на платформе только тогда, когда его прибыль будет больше в этом сценарии:

$$\pi_A^2 < \pi_A^1$$

$$\frac{t(\mu\tau + \mu + 3\tau - 3)^2}{2\mu(\tau - 1)^2} < \frac{t(1 - \tau)}{2}$$

Из этого следует, что:

$$\tau > -\frac{\mu(\mu + 4)^2}{3(\mu + 2)^2} + 1$$

Тогда в координатах τ и μ решения компании выглядят следующим образом:

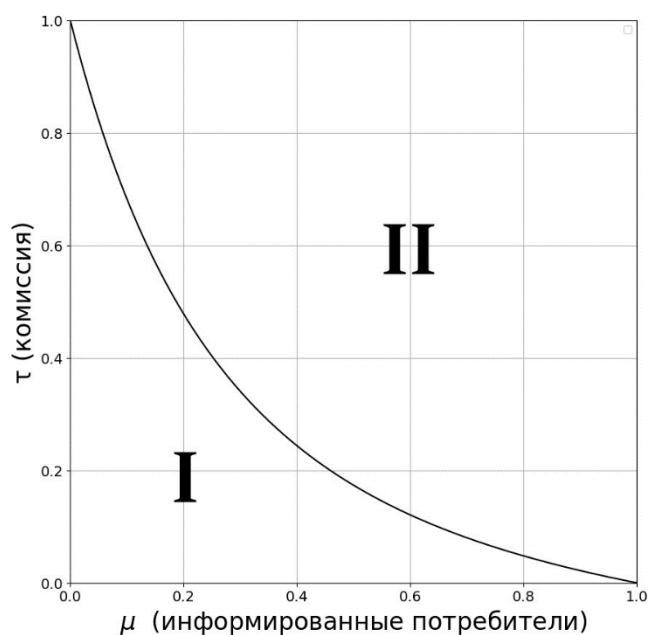


Рис. 2, области с учетом решений продавца А, составлено автором

Изначальные предположения о поведении продавца А подтвердились: при высоких комиссиях и высокой доле информированных потребителей (область II на Рис. 2) А предпочитает продавать товар через прямой канал продаж. Однако если доля информированных потребителей низкая и комиссии на маркетплейсе низкие (область I на Рис. 2), для продавца выгоднее продавать свой товар через маркетплейс.

3.3 Случай №3: смешанный режим платформы

Наконец, рассмотрим сценарий, когда владелец платформы покупает продавца А и теперь продает товар под собственной торговой маркой на своей платформе. С одной стороны, владельцу маркетплейса может быть выгодна ситуация, когда А продает вне маркетплейса, ведь тогда А будет недополучать потребителей, следовательно, продажи В, С увеличатся (что было подтверждено до этого), как и зависящая от них прибыль владельца маркетплейса. С другой стороны, в случае покупки продавца А, маркетплейс будет дополнительно получать прибыль от продаж товаров, но при этом он также будет нести издержки покупки продавца А.

Владелец маркетплейса имеет сразу два преимущества относительно сторонних продавцов В и С. Во-первых, владелец маркетплейса, в случае работы в смешанном режиме, не платит комиссии от продажи товаров. Во-вторых, существует предвзятость в рекомендации товаров (в модели описываемая как b , степень недобросовестности) в пользу владельца маркетплейса. В итоге решение владельца, как и решение продавца А, будет зависеть от двух экзогенных, по предпосылкам модели, переменных - τ и μ .

Рассмотрим прибыли всех участников в случае смешанного режима работы маркетплейса. Здесь А – продавец, купленный владельцем маркетплейса, то есть собственная торговая марка маркетплейса. Прибыль владельца маркетплейса теперь включает как комиссии с продавцов В, С, так и прибыль от продажи собственных товаров

$$\pi_M = \left(\frac{1}{2} * \frac{t - p_M + p_B}{2t} + \frac{1}{2} * \frac{t - p_M + p_C}{2t} + b \right) (p_M - c) + \left(\frac{3}{2} - \left(\frac{1}{2} * \frac{t - p_M + p_B}{2t} + \frac{1}{2} * \frac{t - p_M + p_C}{2t} + b \right) \right) p^* \tau - \pi_A$$

$$\pi_B = \left(\frac{1}{2} * \frac{t - p_B + p_C}{2t} + \frac{1}{2} * \left(\frac{t - p_B + p_M}{2t} - b \right) \right) ((1 - \tau)p_B - c)$$

$$\pi_C = \left(\frac{1}{2} * \frac{t - p_C + p_B}{2t} + \frac{1}{2} * \left(\frac{t - p_C + p_M}{2t} - b \right) \right) ((1 - \tau)p_C - c)$$

Отсюда цены, устанавливаемые владельцем платформы и сторонними продавцами в равновесии соответственно равны:

$$p_M = \underset{p}{argmax} \left(\left(\frac{t - p + p^*}{2t} + b \right) (p - c - \tau p^*) + \frac{3}{2} \tau p^* \right)$$

$$p^* = \underset{p}{argmax} \left(\frac{1}{4} + \frac{1}{2} * \left(\frac{t - p + p_M}{2t} - b \right) \right) ((1 - \tau)p - c)$$

В равновесии:

$$p_M = \frac{2b\tau^2 t - 4b\tau t + 2bt - c\tau + 3c - 2\tau^2 t - 2\tau t + 4t}{\tau^2 - 4\tau + 3}$$

$$p^* = \frac{2b\tau t - 2bt - c\tau + 3c - 5\tau t + 5t}{\tau^2 - 4\tau + 3}$$

$$p_M - p^* = \frac{t(2b\tau - 4b - 2\tau + 1)}{\tau - 3}$$

Из уравнений прибыли владельца маркетплейса следует, что владельцу всегда выгодно покупать продавца А, если тот продает свой товар через платформу (то есть реализуется первый случай). Если же продавец А не на платформе, решение может быть разным. С одной стороны, владелец может увеличить свою прибыль за счет того, что, кроме получения комиссий от продаж В и С, начнет получать прибыль от реализации собственных

товаров. С другой стороны, не находясь на платформе, продавец А получает меньше потенциальных потребителей товара (только информированную часть потребителей), следовательно, во втором случае продажи оставшихся на платформе продавцов увеличиваются, владелец платформы получает больше денег с комиссий. Покупка продавца А сокращает размер комиссий от продаж. Наконец, при покупке продавца, владелец платформы вынужден компенсировать его упущенную прибыль.

При нахождении в области В владелец маркетплейса будет сравнивать свою прибыль в Случае №2 с прибылью в Случае №3, с учетом того, что ему потребуется компенсировать упущенную прибыль продавца, которую тот бы получал при реализации Случая №2:

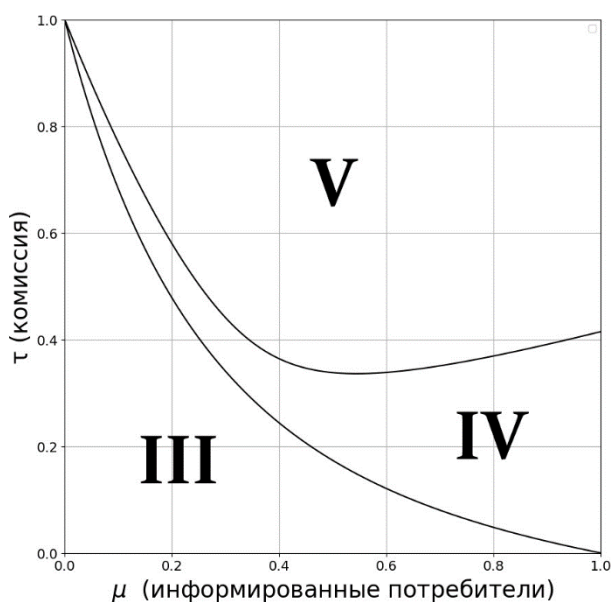


Рис. 3, области с учетом решений продавца А и владельца маркетплейса, составлено автором

В области III продавец А принимает решение участвовать на платформе из-за относительно низкой доли информированных пользователей (а также относительно низких комиссий), владелец платформы покупает продавца, компенсируя прибыль, которую А получал бы если бы реализовался случай №1 (все продавцы на платформе, владелец маркетплейса не продает товары). В области IV продавец А принимает решение продавать товары через прямой канал продаж (веб-сайт), при этом владелец платформы не покупает А, так как это приведет к уменьшению прибыли владельца. В области V продавец А принимает решение продавать свои товары через прямой канал продаж, а владелец платформы покупает его, компенсируя прибыль, которую А получал бы при реализации случая №2 (все продавцы кроме А на платформе).

Размер области V зависит от параметра степени недобросовестности владельца платформы – при увеличении данного параметра размер области будет уменьшаться (см. Приложение).

3.4 Анализ влияния запрета смешанного режима на благосостояние

Теперь, зная цены, устанавливаемые продавцами в равновесии в каждом из трех случаев и, соответственно, зная расстояние до предельного потребителя в каждом сценарии, перейдем к расчету общественного благосостояния в каждом из сценариев.

Для Случая №1 общественное благосостояние рассчитывается проще всего, так как в равновесии все три продавца устанавливают одинаковые цены. Каждый потребитель, таким образом, в среднем перемещается на расстояние $\frac{1}{4}$ вдоль спицы. Как было указано в предпосылках модели, всего на каждой спице равномерно распределено $\frac{1}{2}$ потребителей.

$$W = \frac{3v}{2} - 3 * \frac{1}{2} * \frac{1}{2} * \frac{t}{2} = \frac{3v}{2} - \frac{3t}{8}$$

В Случае №2 общественное благосостояние рассчитывается как

$$W = \frac{3v}{2} - (1 - \mu) \frac{t}{2} - \mu \left(\frac{t - p_A + p^*}{2t} \right) \frac{\left(\frac{t - p_A + p^*}{2t} \right) t}{2} - \mu \left(\frac{t - p^* + p_A}{2t} \right) \frac{\left(\frac{t - p^* + p_A}{2t} \right) t}{2} - \frac{1}{2} * \frac{1}{4t}$$

где второе слагаемое – издержки перемещения неинформированных потребителей, которые вынуждены покупать товары В/С (не будучи информированными, они не знают о существовании А и не учитывают данного продавца при выборе). Третье и четвертое слагаемое, соответственно, издержки для потребителей, выбирающих товар продавца А и потребителей, выбирающих товар продавцов В/С. Пятое слагаемое – издержки потребителей, которые выбирают между товарами продавцов В и С (издержки потребителей здесь такие же, как и в Случае №1, ведь цены у В и С в равновесии одинаковые).

Наконец, для Случая №3 общественное благосостояние рассчитывается следующим образом:

$$W = \frac{3v}{2} - \left(\frac{t - p_M + p^*}{2t} + b \right) \left(\left(\frac{t - p_M + p^*}{2t} + b \right) t \right) / 2 - \left(\frac{t + p_M - p^*}{2t} - b \right) \left(\left(\frac{t + p_M - p^*}{2t} - b \right) t \right) / 2 - \frac{t}{8}$$

Последнее слагаемое – издержки перемещения для потребителей, выбирающих между товарами продавцов В и С. Данное выражение зависит от параметра недобросовестности владельца платформы, то есть от параметра b . При увеличении степени недобросовестности увеличивается и общественное благосостояние. Это происходит по следующей причине: на сторонних продавцов, при выборе ими цен, оказывается давление за счет двух факторов: во-первых, на рынке теперь присутствует владелец платформы, который не платит комиссии от продажи товаров. Вторым фактором является параметр b .

Введение закона о запрете смешанного режима работы маркетплейса оказывает следующее влияние:

1. Если в области до этого реализовывался Случай №3, то теперь будет реализовываться случай №1 или случай №2 (в зависимости от области. Так, на рис. №2 в области III произойдет переход к Случаю №1, а в области V – к Случаю №2. То есть ситуация будет аналогичной первоначальному рис. №1, где не учтены решения владельца маркетплейса)
2. Если в области до этого реализовывался Случай №2, то все так же будет реализовываться Случай №2 (смешанного режима работы не было, закон не оказывает никакого влияния).

Оценим влияние данных переходов на общественное благосостояние:

$$\begin{aligned}
 W_3 - W_2 &= \frac{t(-9\mu(t(\tau - 3)(2b\tau - 4b - 2\tau - 2\tau + 1) + (-2b\tau + 2b(\tau - 3) + 4b + \tau + 2)^2 + \dots}{72\mu(\tau - 3)^2} \\
 &\quad \dots \frac{+(-2b\tau + 2b(\tau - 3) + 4b + 3\tau - 4)^2 + (\tau - 3)^2(-\mu(10\mu - 21) + 18))}{72\mu(\tau - 3)^2} \\
 W_3 - W_1 &= \frac{t(-8b^2 - 2bt\tau^2 + 10bt\tau - 12bt + 16b\tau - 8b + 2t\tau^2 - \dots}{8\tau^2 - 48\tau + 72} \\
 &\quad \dots \frac{-7t\tau + 3t - 7\tau^2 + 2\tau + 7)}{8\tau^2 - 48\tau + 72}
 \end{aligned}$$

Знак обоих выражений зависит от параметра t . Тем не менее, знак выражения определяется однозначно ниже значения τ , определяемого из выражения $p_M - p^*$ при заданном b (минимальное τ достигается при $b=0$ и равно 0,5, см. Приложение для более детального анализа). Для анализа влияния закона интересен интервал τ от 0 до 0,25 (где 0,25 – максимальная возможная комиссия среди рассматриваемых маркетплейсов, которую

взимает владелец маркетплейсах ⁴), полностью лежащий в области однозначного определения знака рассматриваемого выражения. В обоих выражениях на данном интервале знак будет положительный – то есть общественное благосостояние было выше при реализации Случая №3.

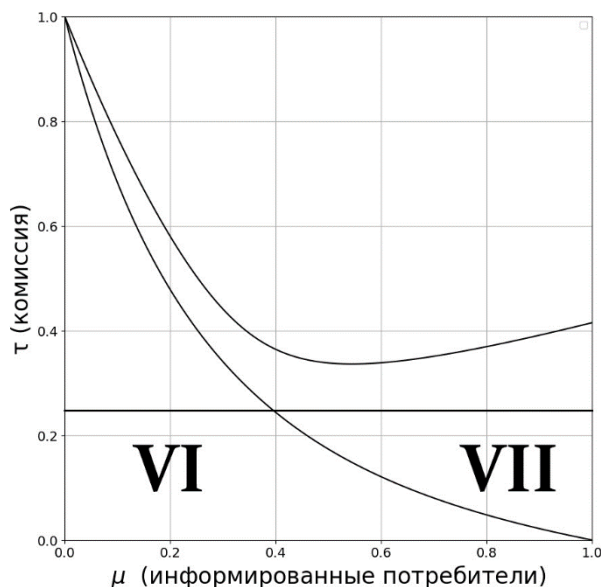


Рис. 4, области с учетом решений продавца А и владельца маркетплейса и реального уровня комиссий, составлено автором

На Рис. 4 указаны области (части областей III, IV, указанных на рис. Рис. 3), удовлетворяющие условиям, описанным выше. В области VI переход от Случая №3 к Случаю №1 приводит к снижению общественного благосостояния. В области VII введение запрета на смешанный режим работы маркетплейса не приводит ни к каким изменениям в общественном благосостоянии, так как платформа не работала в смешанном режиме – в области VII продавец А продавал свой товар через прямой канал продаж, а владелец маркетплейса не продавал свои товары через свою платформу и лишь взимал комиссии с двух оставшихся на платформе продавцов – после введения запрета ситуация, очевидно, не изменилась.

Таким образом было установлено, что введение запрета на смешанный режим работы маркетплейса, предлагаемое в рамках законопроекта, приводит к снижению общественного благосостояния при относительно низкой доле информированных потребителей (то есть в области VI) или не имеет никакого эффекта на общественное

⁴ Данные получены с трех крупнейших маркетплейсов, которые попадают под действие закона. Для Яндекс.Маркет максимальная комиссия составляет 23%, для Wildberries – 25%, для Ozon – 24%

благосостояние при относительно высокой доле информированных потребителей. Общее влияние запрета на общественное благосостояние – отрицательное.

Кроме того, было установлено, что недобросовестные практики владельца маркетплейса, выраженные в модели параметром b и представляющие собой смещение части пользователей к товарам владельца не приводят к снижению общественного благосостояния, как предполагалось ранее, а, наоборот, увеличивают его. Этот вывод совпадает с выводами, полученными в работе [Zenryu, 2022].

4 Эмпирический анализ

В теоретической части данной работы была разработана модель, в основу которой заложены предпосылки, требующие дальнейшей эмпирической проверки для подтверждения их реалистичности и, соответственно, практической применимости выводов из теоретической части работы. Настоящая глава посвящена исследованию этих предпосылок с использованием ряда эмпирических методов, что позволит оценить степень их влияния на результаты модели. В частности, в главе будут рассмотрены две существенные предпосылки – отсутствие шоуруминга, а также наличие предвзятости поискового алгоритма в пользу товаров, которые продает владелец маркетплейса

4.1 Анализ возможностей шоуруминга

В предложенной модели для продавца А (стороннего продавца) существует два взаимоисключающих решения: он может продавать товар на маркетплейсе либо через прямой канал продаж. Это существенная предпосылка, и для многих сфер она не является реалистичной. Так, на рынке бронирования отелей шоуруминг существует и распространен [Wang, Wright, 2020]. Вопрос наличия шоуруминга на российских маркетплейсах не исследовался до этого на реальных данных.

Для проверки данной предпосылки был выбран маркетплейс Ozon, как один из крупнейших маркетплейсов России по общему объему выручки и числу зарегистрированных продавцов. На данный момент на Ozon представлено 40319 продавцов («магазинов»)⁵. При таком количестве анализ всех магазинов на предмет шоуруминга не представляется возможным, а автоматизированный анализ невозможен из-за технической сложности – парсинг (то есть автоматизированный сбор и систематизация информации с помощью специальной программы) не работает корректно, так как сайты продавцов устроены по-разному и классические методы сбора информации часто не работают. Более того, для подобного объема продавцов крайне сложным представляется создание алгоритма сравнения цен на маркетплейсе и в альтернативных каналах продаж – как минимум, товары часто называются по-разному на разных сайтах, а поиск с помощью регулярных выражений⁶ не приводят к качественным результатам из-за высокой неоднородности сайтов, отсутствия унифицированного шаблона заполнения информации на сайте. Альтернативный способ сопоставления, например сопоставление по артикулу товара, невозможен, так как

⁵ <https://www.ozon.ru/seller/> дата обращения – 14.04.2024

⁶ Под регулярными выражениями подразумевается инструмент для работы с текстовыми строками для поиска информации в тексте на основе шаблонов (regex)

артикулы товаров не всегда указываются на сайте продавца и не указываются при продаже через социальные сети.

По этой причине в данной работе предлагается дать верхнюю оценку распространенности шоуруминга на российских маркетплейсах, то есть рассчитать долю продавцов, у которых есть возможности для шоуруминга. В реальности доля будет существенно ниже по ряду причин. После этого будет проведен дополнительный анализ ряда случайно выбранных продавцов.

Как уже было отмечено, «вручную» дать оценку невозможно. В работе используется следующий подход, который скорее преувеличивает реальную оценку распространенности шоуруминга:

1. С помощью программы, написанной автором на Python (код приложен к работе), осуществляется сбор информации об именах продавцов на сайте Ozon.
2. Осуществляется автоматизированный поиск по имени продавца сторонних сайтов продавцов с использованием API, предоставляемой компанией Google.
3. Наличие возможности шоуруминга засчитывается для конкретного продавца тогда, когда в поисковой выдаче есть хотя бы один альтернативный (относительно Ozon) канал продаж.
4. Одновременно с поиском альтернативных каналов происходит анализ того, сколько каналов продаж использует продавец

По результатам проведенного анализа, 32% продавцов, представленных на маркетплейсе Ozon, имеют возможности для шоуруминга. Отметим, что это верхняя оценка, ведь само наличие такой возможности не означает, что продавец будет ей пользоваться. Веб-сайт, а также страницы в социальных сетях могут использоваться (и это верно для ряда рассмотренных продавцов) в качестве рекламы продавца. Таким образом, большинство продавцов (68%) гарантированно не прибегает к шоурумингу, предпосылка, использованная в модели выполнена и является реалистичной для российских маркетплейсов.

Как уже было отмечено, также среди продавцов, у которых была возможность шоуруминга, был проведен анализ количества каналов продаж, которые они используют. 25% от общего числа продавцов используют 2 площадки для размещения своих товаров, 7%—3 и

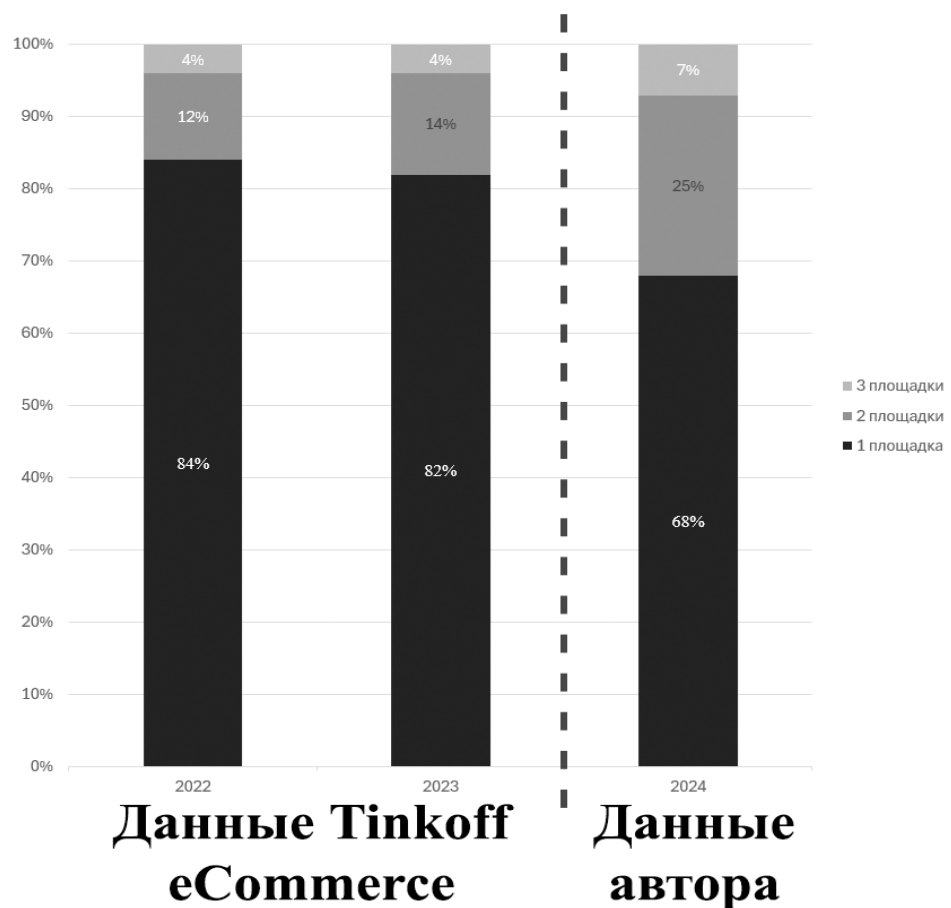


Рисунок 5 Количество площадок, на которых продавцы размещают свой товар. Составлено автором на основе собранных данных, а также данных Tinkoff eCommerce

более площадок. Эти данные можно сравнить с данными Тинькофф eCommerce, которые компания получила путем опроса своих клиентов (см. рис №4) – данные приведены для 2022 и 2023 года. В целом полученные результаты схожи с данными компании, с учетом того, что в настоящей работе учитываются вообще все альтернативные каналы продаж, включая социальные сети и веб-сайт, а не только другие маркетплейсы (как в опросе Тинькофф eCommerce), и все они, для оценки сверху, расцениваются как потенциальные альтернативные каналы продаж

4.2 Анализ предвзятости поискового алгоритма маркетплейса

Недобросовестные практики маркетплейса, наличие которых используется как предпосылка в предложенной модели, включают в себя не только предвзятость в поисковом алгоритме на сайте маркетплейса. Так, на рассматриваемом в данной работе маркетплейсе Ozon существует раздел «Рекомендуем для вас» и аналогичный раздел «Рекомендуем» в корзине с товарами. Технически не представляется возможным оценить влияние этих методов на выбор пользователя и установить факт недобросовестности маркетплейса в этой части, поэтому в работе проводится анализ поисковой выдачи – то есть нижняя оценка

степени недобросовестности владельца маркетплейса, реальная оценка может быть выше за счет перечисленных факторов.

По умолчанию при поиске товаров пользователь видит поисковую выдачу, отсортированную по «популярности». Алгоритм, по которому работает поисковый сервис платформы, непрозрачен, что позволяет владельцу платформы завышать позиции своих товаров в поисковой выдаче.

Для задачи оценки предвзятости поискового алгоритма, как правило, используется следующий подход: рассматривается несколько поисковых систем/алгоритмов, для одного и того же запроса сравниваются ранги страниц в поисковой выдаче. Предвзятость конкретного алгоритма в таком случае явно видна. Например, поисковый алгоритм Google отдает предпочтение продуктам-сервисам компании Google [Hyman, Franklyn, 2015]. Такой подход возможен, так как существуют объективные критерии релевантности поисковой выдачи для данного запроса – например, насколько часто ссылаются на определенный сайт.

В случае с маркетплейсами такой подход не применим сразу по нескольким причинам. Во-первых, владельцы маркетплейсов не продают товар на других маркетплейсах, кроме собственных торговых марок. Во-вторых, не существует объективных критериев релевантности выдачи определенных товаров на маркетплейсе – на разных маркетплейсах для одного и того же товара разное количество отзывов, разный рейтинг, разный объем продаж – другими словами, оценка предвзятости в таком случае равноценна включению разных веб-сайтов в анализ предвзятости поискового алгоритма. В данной работе предлагаются подходы оценки предвзятости алгоритма, опирающиеся лишь на сам алгоритм (вразрез с общепринятой методологией оценки) и данные из открытых источников. Представлены два подхода к оценке предвзятости алгоритма, предвзятость оценивается на данных маркетплейса Ozon.

4.2.1 Наивный подход

В качестве наивного подхода рассматривается следующий алгоритм: выбирается прокси релевантности товара по популярности и составляется рейтинг товаров по прокси. Затем ранги товаров в рейтинге сравниваются с реальными рангами в поисковой выдаче. Такой подход не требует доступа к закрытой информации, но позволяет дать примерную оценку степени предвзятости алгоритма на основе единственного показателя, что делает его менее времязатратным. В качестве прокси может использоваться любой показатель популярности товара, который позволяет оценить примерный объем продаж. Наиболее подходящим является объем продаж, если он разглашается компанией. Также возможно

использовать количество отзывов, а также менее предпочтительный вариант – количество просмотров карточки товара. Конверсия с карточки товара к покупке может значительно различаться для товаров, поэтому последний вариант менее предпочтителен.

Ozon не раскрывает информацию об объеме продаж для товаров за последний период (например, за последний месяц, за последнюю неделю). В сервисе Ozon.data публикуется лишь информация об общем объеме продаж за всё время, что нельзя использовать для оценки текущей популярности товара. С определенной точностью популярность можно оценить, используя данные о количестве просмотров карточки товара за последние 28 дней, конверсий с карточки товара в корзину и цены товара⁷. Если объем продаж больше прочих параметров определяет «популярность» товара, то при ранжировании по данной величине реальные ранги в поисковой выдаче и ранги в составленном рейтинге не должны существенно отличаться. Разница между этими рангами, в случае непредвзятости алгоритма, должна быть примерно одинакова для товаров владельца маркетплейса и товаров сторонних продавцов.

В работе был использован следующий алгоритм сбора и систематизации информации:

1. На основе данных о поисковых запросах, которые были получены через сервис Ozon – «Ozon.Data», был составлен список популярных неспецифичных запросов. Например, в категории «Электроника» одним из самых популярных запросов является запрос «Телевизор».
2. С помощью кода, написанного автором на Python (код и комментарии к нему приложены к работе), была собрана информация о поисковой выдаче по данным запросам (первые 1100 результатов в выдаче для каждого запроса). Были получены позиции, цены и наименования товаров различных продавцов в поисковой выдаче маркетплейса.
3. На основе комбинированных собранных данных и данных Ozon был рассчитан показатель «продажи за 28 дней», который служит прокси реальной популярности товара
4. Для каждого запроса был составлен рейтинг товаров по продажам за последние 28 дней⁸.

⁷ Таким образом, делается предположение что конверсия из корзины к покупке товара примерно одинакова для всех товаров, таких данных Ozon не предоставляет

⁸ В коде также приведены расчеты показателя «продажи за 28 дней», который является приблизительной оценкой на основе конверсии с карточки товара в корзину, цены товара и количества просмотров карточки

5. Реальные позиции товаров в поисковой выдаче были сопоставлены с рейтингом по продажам товаров

На Рис. 6 представлено распределение разности между рангом в поисковой выдаче и рангом по популярности. Разности были отдельно рассчитаны для товаров Ozon и для товаров сторонних продавцов.⁹ Если разность больше нуля, значит, позиция в поисковой выдаче для данного товара оказалась ниже, чем его же позиция в топе по продажам. Следует отметить, что и для товаров владельца маркетплейса, и для товаров сторонних продавцов (отмеченных на графике как 3P, third-party) существует расхождение между рангом в поисковой выдаче и по продажам за последние 4 недели. Очевидно, что существует ряд параметров, которые алгоритм также учитывает, например, количество отзывов и общий рейтинг товара. Как следует из графика, для товаров, которые продает владелец маркетплейса, характерно большее смещение вверх в поисковой выдаче, чем для товаров сторонних продавцов, а товары сторонних продавцов чаще оказываются ниже в выдаче чем в топе по реальной популярности товаров.

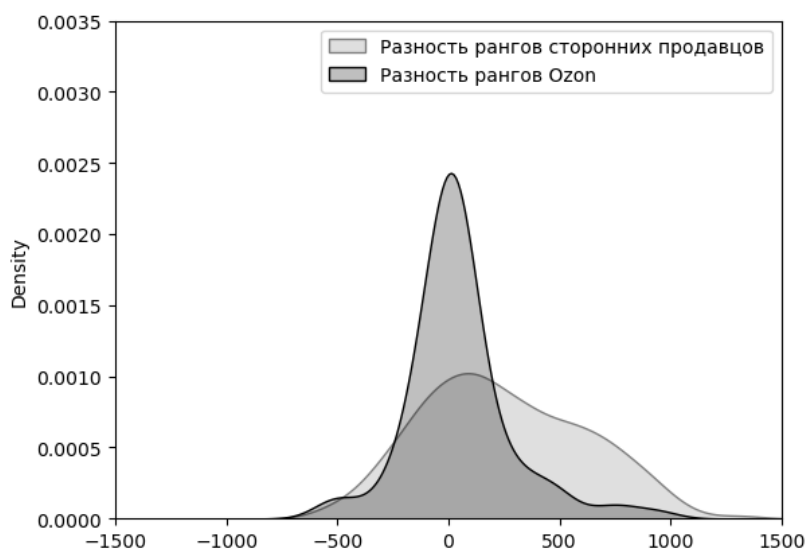


Рис. 6 Распределение разностей между рангом в поисковой выдаче и реальным рангом по популярности, составлено автором

товаров. Здесь делается предположение что конверсия «корзина – покупка товара» примерно одинакова для всех товаров.

⁹ В некоторых случаях один и тот же товар продают как сторонние продавцы, так и Ozon. Как правило, для таких товаров существует две карточки (одна для сторонних продавцов, одна для владельца маркетплейса) и проблемы не возникает. В случаях, когда это правило нарушается, товар при расчетах засчитывается как товар Ozon.

Из графика очевидна низкая степень корреляции между рангами товаров Ozon в поисковой выдаче и рангами популярности товаров, однако следует провести тест Спирмена для точной оценки. По результатам теста, p -значение оказалось равным 6.19×10^{-17} , то есть на любом разумном уровне значимости подтверждается альтернативная гипотеза и существуют различия между рангами в реальной поисковой выдаче и гипотетическими рангами по популярности на основе данных о продажах за последние 28 дней¹⁰. График на Рис.6 позволяет наглядно оценить направление смещения и его степень. По результатам проведенных тестов (данные распределены не нормально, поэтому используем критерий Уилкоксона), среднее для распределения разности рангов для товаров владельца маркетплейса не отличается от нуля на 5% уровне значимости ($p\text{-val}=0.09$), а для товаров сторонних продавцов больше нуля на 1% уровне значимости. Предположение, что отклонения, если таковые будут, должны быть распределены примерно одинаково не подтвердилось – тест Манна-Уитни подтвердил статистически значимые различия между распределениями на любом разумном уровне значимости. Из этого следует, что существует предвзятость поискового алгоритма в отношении товаров владельца маркетплейса и их искусственное завышение в поисковой выдаче.

Предположение о том, что на ранжирование карточек товаров влияет лишь один показатель, позволяет относительно точно и при этом просто определить смещение для товаров определенной группы (в данном случае – для товаров сторонних продавцов) на основании прокси-переменной. Существенным недостатком такого подхода является полное игнорирование прочих параметров, например рейтингов товаров. В представленном методе их учесть нельзя, ведь не ясна их степень влияния на алгоритм ранжирования. Требуется определить вклад каждого показателя в алгоритм ранжирования карточек товаров.

4.2.2 Подход на основе методов машинного обучения

Подход на основе методов машинного обучения, предлагаемый автором, требует большего количества данных – большего количества характеристик каждого товара и большего объема информации в целом. Это делает его более ресурсозатратным, но более эффективным в оценке предвзятости поискового алгоритма. Логика ранжирования отдельно товаров владельца маркетплейса рассматривается как эталонная. В предположении, что алгоритм поиска не предвзят, ранги, предсказанные моделью, обученной на данных Ozon, для сторонних продавцов, не должны отличаться от реальных рангов в поисковой выдаче

¹⁰ Расчеты всех необходимых тестов также отражены в коде, приложенном к работе

или, по крайней мере, распределение отклонений рангов должно быть таким же, как и для товаров Ozon.

Часть наиболее важных показателей, которые влияют на алгоритм поисковой выдачи, находится в открытом доступе. К ним относятся:

1. Отзывы о товаре
2. Количество отзывов
3. Участие товара в специальных распродажах (например, «Черная пятница»)
4. Дата размещения товара на маркетплейсе.

Из данных, представленных в Ozon.Data, были добавлены характеристики:

1. Относится ли товар к категории Super-товаров¹¹,
2. Сроки доставки товара
3. Схема доставки товара до конечного потребителя (FBO, FBS, rFBS)
4. Доступность товара (доля дней, за последние 28 дней, когда товар был доступен)
5. Доля рекламных расходов (%)

Кроме того, по уже описанной методологии, был рассчитан объем продаж товара за последние 28 дней. Сопоставление таблицы Ozon.data и таблицы, полученной на основе сбора информации с сайта, происходило по URL страницы карточки товара. Адреса карточек меняются чаще раза в месяц, поэтому для ряда товаров не удалось провести сопоставление и добавление характеристик, такие товары были удалены из обучающей выборки. Во-вторых, были убраны товары, для которых хотя бы одна из 7 собираемых характеристик была неверно собрана или не была собрана вообще. Требуется определить вклад каждого показателя в ранг товаров в поисковой выдаче для воссоздания алгоритма Ozon на имеющихся в открытом доступе данных.

Классические методы линейной регрессии малоприменимы, так как решается задача ранжирования списка товаров, поэтому требуется другой подход. Применение методов машинного обучения для задачи ранжирования эффективнее, так как позволяет учесть категориальные признаки, сложные отношения между признаками, а также позволяет дать предсказание сразу для списка товаров для дальнейшей проверки предположения. Недостатком такого подхода является отсутствие возможности однозначно

¹¹ Специальная метка для определенных товаров, представленных на Ozon, присвоение метки происходит при преодолении порогового объема продаж, либо если товар новый

интерпретировать влияние каждого коэффициента, но это не является целью настоящей главы.

В качестве метрики для оптимизации была выбрана метрика NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain). Использование данной метрики является более эффективным в рамках задачи ранжирования, чем сведение задачи к задаче регрессии или множественной классификации [Wang et al., 2013].

$$NDCG@k = \frac{DCG@k}{IDCG@k}$$

где

$DCG@k = \sum_{i=1}^k \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}$ – Discounted Cumulative Gain, сумма релевантности элементов, взвешенных с учетом “скидки” (предположение, что пользователя в большей степени интересуют первые результаты поисковой выдачи)

$IDCG@k$ – Ideal Discounted Cumulative Gain, эталонное значение для DCG, которое можно получить, если все результаты в выдаче будут упорядочены по убыванию их релевантности. Нормализация позволяет интерпретировать метрику. Чем ближе метрика к 1, тем выше качество ранжирования обученной модели.

rel_i – релевантность элемента из списка

Обучение происходило на данных о 430 товарах Ozon из 5 из 6 запросов, которые были разделены на тренировочную и валидационную подвыборку в пропорции 80:20 соответственно. Шестой запрос используется для выполнения предсказаний как для товаров сторонних продавцов, так и для товаров Ozon, поэтому, для достоверности полученных результатов, при обучении на данных о товарах Ozon он не использовался.

NCDG для обученной модели оказался равен 0,79. Качество ранжирования результатов находится на уровне 79% от максимально возможного (оригинального ранжирования товаров Ozon, которое берется как эталонное для воссоздания логики алгоритма ранжирования), то есть от 1. Это связано с тем, что были учтены не все характеристики товаров. Кроме того, алгоритм ранжирования может учитывать популярность либо на меньшем временном диапазоне, например, за последнюю неделю,

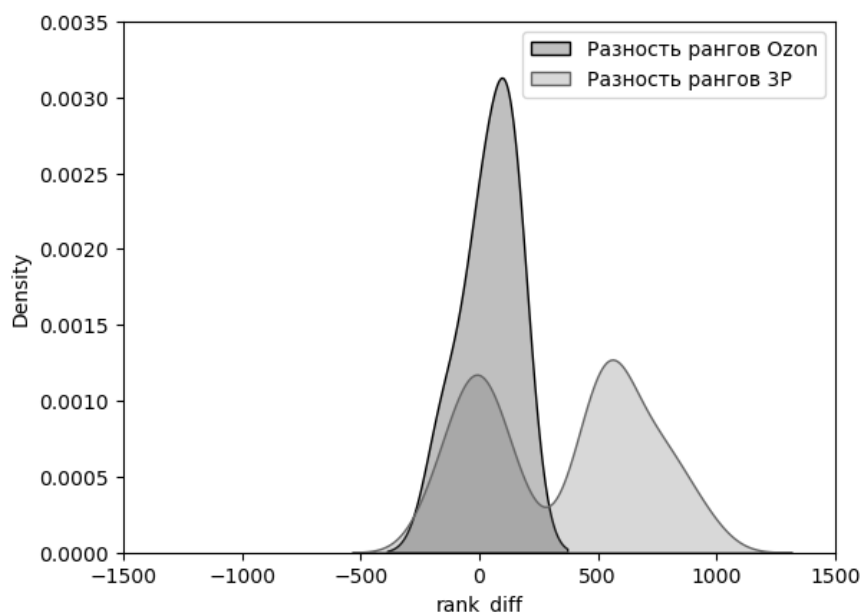


Рис. 7 Разность реальных и предсказанных рангов товаров в поисковой выдаче, составлено автором

либо, наоборот, на большем, например, за последние 3 месяца. Тем не менее, на открытых данных при относительно небольшой выборке был получен высокий уровень эффективности ранжирования.

Аналогично наивному подходу, для наглядного выявления различий между логикой ранжирования для товаров владельца маркетплейса и для товаров сторонних продавцов был рассчитан показатель разности рангов между реальными рангами в поисковой выдаче Ozon и рангами, предсказанными обученной моделью. Визуализация плотности распределения показателя представлена на Рис. 7. Так как для обучения использовались данные о товарах Ozon, при отсутствии предвзятости поискового алгоритма, модель должна одинаково точно предсказывать ранги товаров как для владельца маркетплейса, так и для сторонних продавцов. Положительные значения показателя разности рангов означают, что ранг в реальной поисковой выдаче оказался ниже предсказанного по заданным характеристикам.

По результатам проведенного теста Уилкоксона, среднее для распределения разностей рангов для товаров Ozon не отличается от 0 на любом разумном уровне

значимости. Для товаров сторонних продавцов среднее для распределения разностей реальных и предсказанных рангов больше 0 на любом разумном уровне значимости. Те же результаты были получены и при использовании наивного подхода, но применение методов машинного обучения увеличило достоверность проводимых тестов¹². По результатам теста Манна-Уитни, на 5% уровне значимости распределения для разностей рангов двух групп различаются. В среднем предсказанные и реальные ранги для сторонних продавцов различаются на 355 (в сторону занижения позиции в рейтинге). Это значительное отклонение.

Средние по характеристикам для сторонних продавцов и товаров Ozon (для запроса №6, на котором модель не обучалась и который был использован для предсказания) представлены в Таб. 2. Равенство средних гарантирует, что алгоритм работал с одинаковой эффективностью для товаров из двух групп.

Характеристика	Среднее для товаров Ozon	Среднее для товаров сторонних продавцов	p-значение теста на равенство средних
Цена	2447.80	2018.80	0.12
Рейтинг	4.81	4.79	0.64
Количество отзывов	23.86	172.34	0.00
Super-товар	0.17	0.15	0.88
Доступность (%)	0.96	0.93	0.33
Количество складов отгрузки (шт.)	3.14	6.64	0.00
Доля рекламных расходов (%)	0.00	0.07	0.00
Статус распродажи	0.68	0.58	0.11

Таб. 2 Средние для товаров Ozon и товаров сторонних продавцов

Из Таб. 2 следует, что статистически значимые различия между средними для товаров владельца маркетплейса и для товаров сторонних продавцов существуют для характеристик: «Количество отзывов», «Количество складов отгрузки», «Доля рекламных расходов (%)». Это различие лишь подчеркивает полученные результаты: все три показателя должны влиять на место в рейтинге положительно – увеличивать релевантность товара –, при этом все три показателя выше для товаров сторонних продавцов. Несмотря на большее

¹² Отличие состоит в том, что при наивном подходе можно было говорить об отсутствии отличия от 0 для среднего для распределения для товаров Ozon лишь на 5% уровне значимости, при применении методов машинного обучения p-value для товаров Ozon и товаров сторонних продавцов оказался равен 0,88 и 1.01e-44 соответственно.

количество отзывов и большую доступность товаров сторонних продавцов, существует значительное занижение их товаров в поисковой выдаче по неспецифическим запросам.

На данных для маркетплейса Ozon оба подхода оказались эффективными, так как существует значительная предвзятость в ранжировании товаров в сторону завышения товаров владельца маркетплейса при ранжировании результатов поисковой выдачи. Применение методов машинного обучения обеспечивает более точное выявление незначительных проявлений предвзятости в алгоритме ранжирования, в отличие от наивного подхода, поэтому они являются более предпочтительными при малозаметных формах предвзятости, но их применение может быть затруднено, ведь качество модели зависит от количества признаков, на которых обучается модель (для большинства маркетплейсов таких признаков, находящихся в открытом доступе, будет не больше 10: цена, отзывы, распределение оценок и рейтинг товара, участвует ли товар в распродаже и т.п.).

Таким образом, две существенные предпосылки, используемые в работе, подтверждаются на эмпирических данных. Это позволяет утверждать, что предложенная автором теоретико-игровая модель адекватно отражает реальные процессы и может быть использована для описания поведения участников маркетплейса.

5 Заключение

Запрет смешанного режима работы онлайн-маркетплейсов, если он будет введен, окажет значительное влияние на маркетплейсы, ведь на крупнейших российских маркетплейсах доля GMV, генерируемая от продаж владельца платформы может достигать 20%. В связи с этим требуется анализ влияния подобного регулирования на общественное благосостояние.

Существующие теоретические работы по теме не включают важные предпосылки, необходимые для анализа применительно к отечественному рынку маркетплейсов. Разработанная в настоящей работе теоретико-игровая модель позволяет оценить влияние запрета на продажу товаров владельца маркетплейса на собственной платформе на общественное благосостояние.

Предлагаемая модель подкреплена эмпирическим анализом предпосылок, проведенным на основе данных российских маркетплейсов. Хотя эмпирическая часть данной работы призвана подтвердить существенные предпосылки в предложенной модели, выводы из неё можно рассматривать отдельно от теоретической части работы, ведь на данный момент не существует исследований в данной области в отечественной литературе, а общий объем проанализированной информации увеличивает достоверность полученных результатов. Был проведен анализ на основе данных о 9 тыс. товаров и 4 тыс. продавцов, представленных на российских маркетплейсах. Это позволило дать оценку распространенности шоуруминга на маркетплейсах, который является распространённой практикой на платформах, например, на сайтах-агрегаторах предложений отелей.

В эмпирической части также работы решается нетривиальная задача оценки предвзятости работы поискового алгоритма, системы рекомендаций товаров, без использования других алгоритмов для сравнительного анализа. Предлагается 2 возможных способа оценки, оба опираются на данные из открытых источников, что расширяет возможности для применения данных способов. Наивный подход использует одну прокси-переменную, что делает его относительно нетребовательным с точки зрения необходимой информации для проведения оценки, однако он не всегда может работать адекватно и позволяет лишь примерно оценить предвзятость. Кроме того, наивный подход не поможет определить незначительную предвзятость в пользу определенных товаров. С другой стороны, способ оценки на основе модели машинного обучения, оптимизированной по метрике NCDG, дает лучшие результаты, позволяя с большей уверенностью утверждать наличие или отсутствие предвзятости алгоритма, но также является более требовательным

как с точки зрения необходимого количества признаков рассматриваемых товаров, так и с точки зрения объема информации.

Гипотеза Н1 не подтвердилась: введение запрета окажет негативное влияние на общественное благосостояние. Выводы из предложенной модели не совпадают с большинством работ, на которые опиралось данное исследование – как правило, смешанный режим в рассматриваемых моделях приводит к снижению общественного благосостояния. В Главе 2 были подробно рассмотрены различия в предпосылках между разработанной в настоящей работе моделью и наиболее популярными моделями в данной области. Настоящая модель позволяет учесть больше особенностей взаимодействия игроков (потребителей, сторонних продавцов и владельца) на маркетплейсе, что может объяснять и различия в выводах.

Гипотеза Н2 не подтвердилась: недобросовестные практики, используемые владельцем маркетплейса, не приводят к снижению общественного благосостояния. Первоначально в работе запрет недобросовестных практик, который уже существует в странах ЕС, предлагался как альтернатива запрету смешанного режима, но, как было установлено в Главе 3, недобросовестные практики, аналогично комиссиям с продаж, взимаемым со сторонних продавцов, создают дополнительное давление на сторонних продавцов и в целом приводят к незначительному увеличению общественного благосостояния.

Ни один тип регулирования из рассмотренных в данной работе - запрет продажи собственных товаров, запрет использования недобросовестных практик - не приводит к увеличению общественного благосостояния, предложенный законопроект нуждается в существенной доработке и, вероятно, исключении рассмотренных в настоящей работе пунктов из текста законопроекта. Отметим, что подобной практики не существует для традиционных, физических, ритейл магазинов, несмотря на ее распространенность, а также отметим тот факт, что в мировой практике на данный момент нет прецедентов запрета смешанного режима работы онлайн-маркетплейсов.

6 Приложение

Случай 1:

Дифференцируя выражение по p и приравнявая к 0, получаем:

$$\frac{c + p(\tau - 1) - (\tau - 1)(-p + p^* + t)}{2t} = 0$$

Так как в равновесии продавцы ходят одинаково, $p^* = p$:

$$\frac{c + p(\tau - 1) - (\tau - 1)t}{2t} = 0$$

$$\frac{c + p(\tau - 1)(1 - t)}{2t} = 0$$

$$p = \frac{c}{1 - \tau} + t$$

Случай 2:

Дифференцируя прибыль продавца А по p_A , получаем:

$$\frac{-\mu(-c - p_A)}{2t} + \frac{\mu(-p_A + p^* + t)}{2t} = 0$$

$$p_A = \frac{c}{2} + \frac{p^*}{2} + \frac{t}{2}$$

Дифференцируя прибыль продавцов В, С по p^* (продавцы одинаковые, поэтому $p_B = p_C = p^*$) и приравнявая к 0, получаем:

$$\frac{-\mu(-c + p^*(1 - \tau))}{4t} + (1 - \tau) \left(\frac{-\mu}{2} + \frac{\mu(p_A - p^* + t)}{4t} + 0.75 \right) = 0$$

Подставим p_A в данное выражение:

$$\frac{-\mu(-c + p^*(1 - \tau))}{4t} + (1 - \tau) \left(\frac{-\mu}{2} + \frac{\mu \left(\frac{c}{2} - \frac{p^*}{2} + \frac{3t}{2} \right)}{4t} + 0.75 \right) = 0$$

$$p^* = \frac{c\mu\tau - 3c\mu - \mu t\tau + \mu t + 6t\tau - 6t}{3\mu(\tau - 1)}$$

Наконец, подставим полученную p^* в p_A :

$$p_A = \frac{2c\mu - 3c\mu + \mu t\tau - \mu t + 3t\tau - 3t}{3\mu(\tau - 1)}$$

Случай 3:

Дифференцируя прибыль владельца маркетплейса по p_M и приравнявая к 0, получаем:

$$b - \frac{-c + p_A - p^* \tau}{2t} + \frac{-p_A + p^* + t}{2t} = 0$$

$$p_M = bt + \frac{c}{2} + \frac{p^* \tau}{2} + \frac{p^*}{2} + \frac{t}{2}$$

Дифференцируя прибыль продавцов В, С по p^* (продавцы одинаковые, поэтому $p_B = p_C = p^*$) и приравнявая к 0, получаем:

$$(1 - \tau) \left(-\frac{b}{2} + 0.25 + \frac{p_M - p^* + t}{4t} \right) + c - \frac{p^*(1 - \tau)}{4t} = 0$$

Подставим полученное ранее p_M в выражение:

$$(1 - \tau) \left(-\frac{b}{2} + 0.25 + \frac{bt + \frac{c}{2} + \frac{p^* \tau}{2} - \frac{p^*}{2} + 3\frac{3t}{2}}{4t} \right) + c - \frac{p^*(1 - \tau)}{4t} = 0$$

Решая относительно p^* , получаем:

$$p^* = \frac{2bt\tau - 2bt - c\tau + 3c - 5t\tau + 5t}{\tau^2 - 4\tau + 3}$$

Получившееся выражение подставим обратно в p_A :

$$p_M = \frac{2b\tau^2 t - 4b\tau t + 2bt - c\tau + 3c - 2\tau^2 t - 2\tau t + 4t}{\tau^2 - 4\tau + 3}$$

Анализ благосостояния

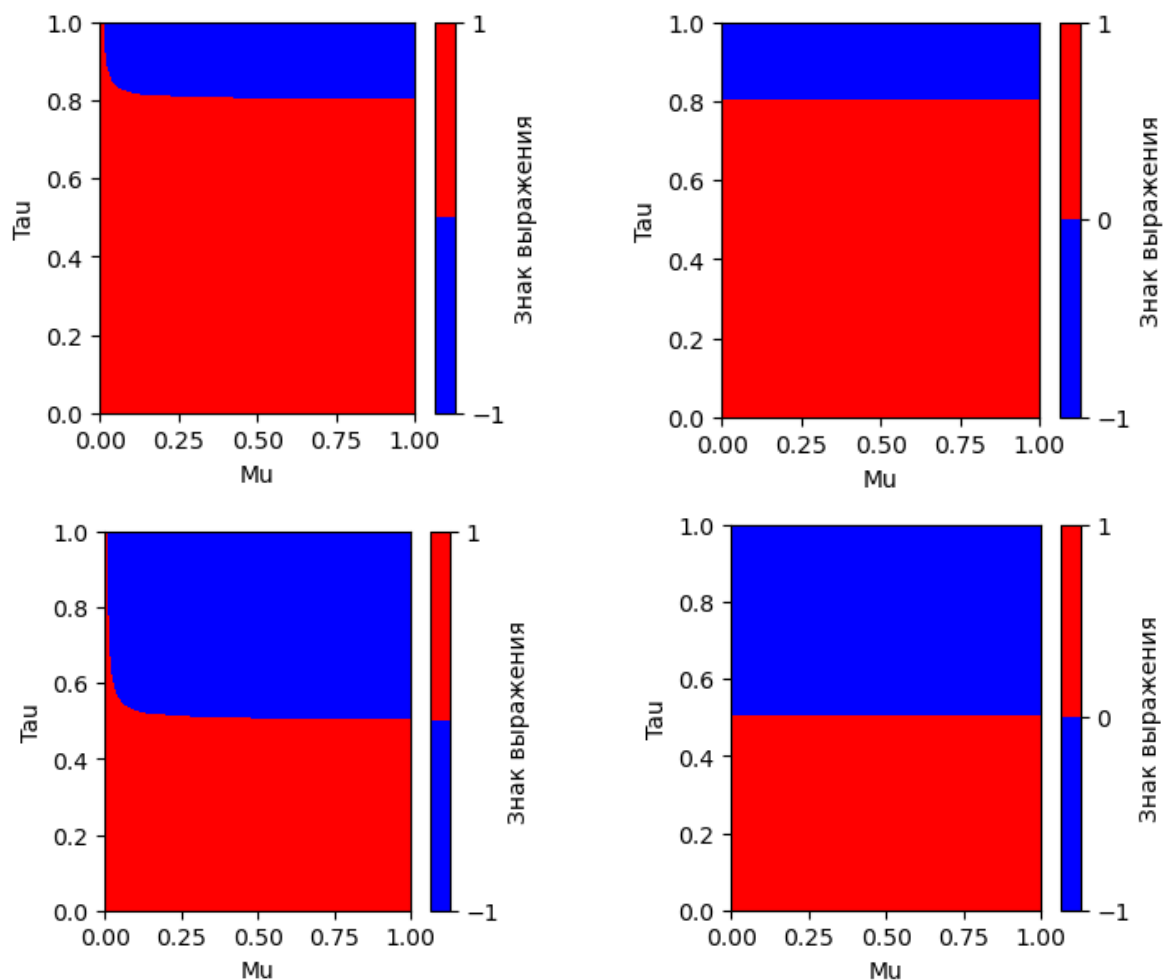


Рис. 8 Знак разности благосостояний в случаях W3-W2 (слева) и W3-W1 (справа), для $b=0.25$ (сверху) и $b=0$ (снизу)

Расчет разности благосостояний в связи со своей комплексностью и большим размером всех выражений не присутствует в Приложении, однако он есть в приложенном к работе коде с комментариями.

На Рис. 8 красным отмечена область, где выражения принимают положительное значение (то есть, где общественное благосостояние при смешанном режиме, Случае №3, больше, чем при Случае №2 или случае №1). Синим – где выражения принимают отрицательные значения. Так как 0 – минимальное возможное значение для b (то есть не применяются недобросовестные методы), в интересующей нас зоне комиссий от 0 до 0.25 благосостояние больше при Случае №3, а переход к любому из двух оставшихся, который предлагается в законопроекте, приведет к снижению общественного благосостояния.

Код для работы с комментариями, а также данные, собранные для эмпирического анализа, размещены в репозитории GitHub по URL: <https://github.com/Seiron/coursework>, а также по QR-коду:



7 Список литературы

1. Aguiar L., Waldfogel J., Platforms, Power, and Promotion: Evidence from Spotify Playlists // The Journal of Industrial Economics. – 2021. – Vol. 69. №3. – P.653-691
2. Armstrong M., Competition in Two-Sided Markets // The RAND Journal of Economics. – 2006. – Vol. 37. №3. – P.668-691
3. Armstrong, M., Armstrong's Handbook of Human Resource Management Practice. 11th Edition – L.:Kogan Page Limited. – 2009
4. Bresnahan T., Levin J., Vertical Integration and Market Structure // The Handbook of Organizational Economics. – 2012. – P.853-890
5. Chen N., Tsai H., Steering via Algorithmic Recommendations // The RAND Journal of Economics. – Forthcoming
6. Chen Y., Riordan M.H., Price and Variety in the Spokes Model // The Economic Journal – 2007. – Vol. 117. №522. – P.897-921
7. De Cornière A., Taylor G., A model of biased intermediation // RAND Journal of Economics. – 2019. – Vol. 50. №4. – P.854-882
8. De Cornière A., Taylor G., Integration and search engine bias // The RAND Journal of Economics. – 2014. – Vol. 45. №3. – P.576-597
9. Etro F., Product Selection in Online Marketplaces // Journal of Economics & Management Strategy. – 2021. – Vol. 30. №3. – P.614-637
10. Etro, F., e-Commerce Platforms and Self-preferencing // - 2023. №7
11. Farronato C., Fradkin A. MacKay A., Self-Preferencing at Amazon: Evidence from Search Rankings // AEA Papers and Proceedings. – 2023. – Vol. 113. – P.239-243
12. Gómez-Losada Á., Duch-Brown N., Competing for Amazon's Buy Box: A Machine-Learning Approach // BIS 2019 International Workshops. – 2019. – P.445-456
13. Haigu A., Teh T., Wright J., Should platforms be allowed to sell on their own marketplaces? // The RAND Journal of Economics. – 2022. – Vol. 53. №2. – P.297-327
14. Haigu A., Wright J., Multi-sided platforms // International Journal of Industrial Organization. – 2015. – Vol.43. – P.162-174

15. Hart O.D., Monopolistic competition in the spirit of Chamberlin: a general model // Review of Economic Studies. – 1985a. – Vol. 52. – P.529-546
16. Hotelling H., Stability in Competition // The Economic Journal. – 1929. – Vol. 39. №153. – P.41-57
17. Hyman D. A., Franklyn D.J., Search Bias And The Limits Of Antitrust: An Empirical Perspective On Remedies // Jurinmetrics. – 2015. – Vol. 55. №3. – P.339-380
18. Panico C., Cennamo C., User preferences and strategic interactions in platform ecosystems // Strategic Management Journal. – 2022. – Vol.43. №3. – P.507-529
19. Valizadegan H., Jin R., Zhang R., Mao J., Learning to rank by optimizing NDCG Measure // Advances in Neural Information Processing Systems, – 2009. – Vol. 22. – P.1883-1891
20. Wang C., Wright J., Search platforms: showrooming and price parity clauses// The RAND Journal of Economics. – 2020. – Vol. 51. №1. – P.32-58
21. Wang Y., Wang L., Li Y., He D. Liu T., Chen W., A Theoretical Analysis of NDCG Type Ranking Measures // Journal of Machine Learning Research. – 2013. – P.1-30
22. Zenryo Y., Platform Encroachment and Own-Content Bias // The Journal of Industrial Economics. – 2022. – Vol.70. №3.
23. The Digital Markets Act: ensuring fair and open digital markets // European Commission URL: https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/europe-fit-digital-age/digital-markets-act-ensuring-fair-and-open-digital-markets_en (дата обращения 5.05.2024)
- 24 Steering in One Click: Platform Self-Preferencing in the Amazon Buy Box // GitHub Pages URL: <https://deveshraval.github.io/buyBox.pdf> (дата обращения 10.04.2024)
- 25.Аналитика запросов за последние 7 дней // Ozon.Data URL: <https://data.ozon.ru/app/search-queries> (дата обращения 01.04.2024)
26. Исследование Tinkoff eCommerce // Тинькофф URL: <https://www.tinkoff.ru/about/news/04072023-tinkoff-ecommerce-research-sellers-on-marketplaces/> (дата обращения 01.03.2024)
- 27.Комиссии Wildberries для продавцов // WB-Calculator URL: <https://wb-calculator.ru/komissii/> (дата обращения 03.03.2024)
28. Маркетплейс Ozon // Ozon URL: <https://www.ozon.ru/> (дата обращения 10.03.2024)

29. Минпромторг призвал обратить на маркетплейсы более пристальное внимание // РИА Новости URL: <https://ria.ru/20240122/minpromtorg-1922774469.html> (дата обращения 19.12.2023)
30. Полный список комиссий и тарифов // База знаний Ozon URL: <https://seller-edu.ozon.ru/commissions-tariffs/legal-information/full-actual-commissions> (дата обращения 03.03.2024)
31. Страница «Все магазины» // Ozon URL: <https://www.ozon.ru/seller/> (дата обращения 14.04.2024)
32. Тарифы Маркета за размещение // Яндекс URL: <https://yandex.ru/support2/marketplace/ru/introduction/rates/listing-fees> (дата обращения 03.03.2024)
33. Wildberries во II квартале нарастил оборот почти вдвое, до 644,2 млрд рублей // Интерфакс URL: <https://www.interfax.ru/business/921008> (дата обращения 20.12.2023)