

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего  
образования  
РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА И  
ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ

*На правах рукописи*

**Евсеев Алексей Сергеевич**

**АНАЛИЗ ЦЕНОВОЙ ЖЕСТКОСТИ В РОССИЙСКОЙ ЭКОНОМИКЕ НА  
ОСНОВЕ ВЫСОКОЧАСТОТНЫХ ДАННЫХ**

Специальность 5.2.1. «Экономическая теория»

**Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата экономических наук**

Научный руководитель:  
кандидат экономических наук,  
Синельникова-Мурылева Елена Владимировна

Москва – 2025

**СОДЕРЖАНИЕ**

ВВЕДЕНИЕ .....	3
Глава 1. Теоретические основания ценовой жесткости в экономике и их эмпирическая верификация .....	13
1.1 Систематизация подходов к моделированию жесткости цен.....	13
1.2 Поведенческие и институциональные ограничения гибкости цен ....	37
Глава 2. Подходы к оценке ценовой жесткости на высокочастотных данных	48
2.1 Систематизация подходов к оценке жесткости цен на высокочастотных данных .....	48
2.2 Методологические аспекты работы с высокочастотными данными.....	77
Глава 3. Оценка моделей ценовой динамики в российской экономике на основе высокочастотных данных .....	86
3.1 Описание данных и источников.....	86
3.2 Базовые эмпирические факты жесткости цен на высокочастотных данных .....	92
3.3 Сопоставление стилизованных фактов с теоретическими моделями ценообразования.....	97
3.4 Анализ ценового поведения фирм в различных макроэкономических условиях .....	110
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	124
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	128
ПРИЛОЖЕНИЯ .....	136

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность исследования.** Одним из ключевых направлений денежно-кредитной политики многих государств, включая Россию, является поддержание инфляции на стабильном и относительно низком уровне. В парадигме новокейнсианской логики, которая лежит в основе моделей, используемых большинством центральных банков мира, существуют строго определенные предпосылки относительно свойств процесса ценообразования. Вместе с тем до недавнего времени исследование этих предпосылок было затруднено, поскольку доступ к большим массивам данных по ценам был ограничен для исследователей.

В начале 2000-х годов появились первые работы, проливающие свет на характеристики ценообразования на микроуровне. Как правило, эти работы опирались на неопубликованные данные национальных статистических органов и содержали в себе как ряд достоинств, так и недостатков. Основным достоинством таких данных являлась их репрезентативность с точки зрения покрытия всех категорий потребления из индекса потребительских цен.

Вместе с тем такие данные не позволяли отслеживать ряд характеристик, важных с точки зрения моделирования процессов ценообразования. К примеру, из-за исключения товара из выборки, не связанного с его исчезновением из продажи, данные давали смещенные оценки относительно средней продолжительности неизменности цен. Кроме того, такие данные имели лишь ежемесячную частоту, что не позволяло дать корректную оценку ценовой жесткости для товаров, средний период неизменности цен которых составляет менее одного месяца. Наконец, получение таких данных по ценам связано с большими издержками из-за привлечения к сбору данных большого числа сотрудников статистических ведомств.

Рост объемов торговли в интернете привел к возникновению еще одного источника данных о ценах, а именно, данных, собранных в результате веб-скрейпинга сайтов онлайн-ритейлеров. Веб-скрейпинг – это технология

автоматизированного сбора данных, при которой информация с определенных частей сайта записывается в таблицу и затем в базу данных. Такие данные обладают существенными преимуществами: они покрывают, как правило, сразу несколько тысяч товарных позиций, собираются с гораздо меньшими издержками, чем в случае традиционного сбора данных для нужд построения индекса потребительских цен, а также могут собираться с любой регулярностью, что выгодно отличает этот способ сбора данных от любого «физического» способа.

Вместе с тем онлайн-данные обладают и некоторыми существенными недостатками. Так, данные онлайн-ритейлеров менее репрезентативны, чем традиционные данные национальных статистических ведомств, поскольку все еще не охватывают существенную часть услуг, а также в целом покрывают менее десяти процентов от розничной торговли. Однако результаты ряда эмпирических работ показывают, что даже несмотря на эти недостатки, данные онлайн-ритейлеров обладают полезностью для целей изучения ценового поведения в целом, и для оценки и прогнозирования инфляции, в частности.

Онлайн-ритейл является динамично развивающейся частью рынка. Вместе с тем до сих пор не ясно, распространяются ли обнаруженные в традиционных офлайн-ценах закономерности на рынок онлайн-ритейла. В онлайн-ритейле издержки меню, являющиеся одним из ключевых обоснований существования жесткости цен в новокейнсианской теории, очевидно незначительны. Неясно, меняется ли жесткость цен с течением времени, или остается постоянным значением? Насколько скоординированным является изменение цен? В работе [1] было показано, что при переходе 10%-ного порога инфляции ценообразование на традиционных рынках (офлайн-ритейл) начинает меняться. Возникает вопрос, справедливы ли эти изменения для ситуации в российском онлайн-ритейле? По имеющимся с 2019 года данным мы можем посмотреть это, учитывая всплеск инфляции в 2022 году.

**Степень научной разработанности проблемы.** Проблема жесткости цен и механизмов ценообразования получила глубокую разработку в зарубежной

экономической литературе. Теоретическая база исследований включает два принципиальных подхода к моделированию: модели, в которых ценообразование имеет экзогенно заданную периодичность [2,3], и модели, в которых пересмотр цен определяется макроэкономическими условиями [4,5]. Особое развитие получили гибридные модели ценообразования [6], сочетающие элементы обоих подходов, с акцентом на отраслевую специфику и роль инфляционных ожиданий [7]. В частности, Мидриган в работе [8] продемонстрировал важность учета многопродуктовости фирм при моделировании гибридного ценообразования.

В российской экономической науке преобладают агрегированные макроанализы [9,10], тогда как исследования на микроуровне, учитывающие особенности различных моделей ценообразования, остаются недостаточно разработанными. Существующие работы не в полной мере охватывают вопросы верификации моделей ценообразования на российских данных, анализа эффектов перехода от одного типа ценообразования к другому в условиях кризисов и определения пороговых значений инфляции, при которых могут происходить эти переходы.

Таким образом, несмотря на значительный прогресс в теоретическом моделировании механизмов жесткости цен, эмпирические исследования для российской экономики требуют существенного углубления, особенно в части анализа особенностей различных моделей ценообразования и их параметров в условиях цифровизации экономики и макроэкономической нестабильности. Настоящее исследование направлено на восполнение этих пробелов путем комплексного анализа ценовой динамики с учетом специфики теоретических моделей и отраслевых различий.

**Цели и задачи исследования.** Основной целью работы является выявление и анализ эмпирических закономерностей ценовой жесткости в российской экономике на основе высокочастотных данных и уточнение результатов теоретических моделей ценообразования.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- изучение и систематизация теоретических подходов к объяснению ценовой жесткости в макроэкономике для формирования концептуальной основы исследования и выявления ключевых проверяемых предсказаний различных моделей ценообразования (зависящих от времени и от состояния экономики) относительно поведения фирм;
- анализ зарубежных и отечественных эмпирических исследований динамики цен с целью выделения применяемых методологических подходов и определения релевантных инструментов для анализа высокочастотных данных применительно к условиям российской экономики;
- разработка и обоснование методологии комплексного анализа ценовой жесткости с применением высокочастотных данных, направленной на эмпирическую проверку применимости выводов теоретических моделей и выявление специфики ценообразования в российском потребительском секторе;
- формулировка гипотез о механизмах ценовой жесткости и эмпирическая оценка ее параметров (частота, размер изменений, дюрация) на всей выборке, в том числе в условиях макроэкономической нестабильности, для установления базовых эмпирических фактов о ее природе в условиях российской экономики;
- выявление статистически значимого порога инфляции, определяющего переход в ценообразовании от моделей, зависящих от времени (англ. "time-dependent"), к моделям, зависящим от состояния экономики (англ. "state-dependent"), как ключевого результата, уточняющего условия применимости теоретических моделей;
- формулировка итоговых выводов о применимости моделей ценообразования для российской экономики на основе синтеза результатов теоретического и эмпирического анализа.

**Объект и предмет исследования.** Объектом исследования являются инфляционные процессы, в частности, механизмы ценовой жесткости и динамика цен в условиях макроэкономической нестабильности. Предметом исследования является влияние макроэкономических факторов (включая инфляцию и экономические шоки) на ценовую жесткость в российской экономике, а также возможность применения высокочастотных микроданных для анализа моделей ценообразования.

**Область исследования.** Область исследования соответствует направлению 9. «Макроэкономическая теория» паспорта специальности 5.2.1 «Экономическая теория» Высшей аттестационной комиссии Российской Федерации. Исследование направлено на теоретический анализ макроэкономических закономерностей, включая динамику цен, инфляционных процессов и реакций экономических агентов на изменения макроэкономической среды.

**Метод исследования.** В работе используется дескриптивный, статистический, графический анализ, анализ данных, системный подход, сравнительный анализ, эконометрический анализ с использованием моделей временных рядов.

**Информационная база исследования.** Исследование основано на больших высокочастотных данных, собранных методом веб-скрейпинга с нескольких онлайн-магазинов, а также на данных Федеральной службы государственной статистики (Росстат), которые предоставляют информацию о макроэкономических показателях России. Дополнительно использовались официальные данные Центрального банка Российской Федерации для анализа финансовых и экономических процессов, а также другие статистические данные, необходимые для оценки влияния макроэкономических факторов на ценовые изменения в экономике.

**Научная новизна.** Новизна полученных автором результатов заключается в следующем:

1. Впервые для российской экономики предложен и реализован комплексный подход к эмпирическому анализу ценовой жесткости на основе высокочастотных микроданных, собранных методом веб-скрейпинга с сайтов ведущих мультиканальных ретейлеров. Данный подход позволил преодолеть систематические смещения, присущие традиционным данным Росстата (усреднение, вменение пропусков), и впервые получить несмещенные оценки ключевых параметров ценовой динамики (частоты, размера и дюрации изменений) для широкого спектра потребительских товаров и услуг.
2. Впервые на массиве высокочастотных данных, собранных по потребительскому рынку России, получен целостный эмпирический профиль ценовой жесткости, уточняющий поведение цен в условиях различных макроэкономических условий в стране. Данный результат имеет особое значение для стран с формирующимся рынком, таких как Россия, где большая подверженность макроэкономической среды внешним шокам влияет на структуру ценообразования и динамику цен.
3. Предложена и апробирована методика сопоставления эмпирических фактов ценовой динамики с предсказаниями различных теоретических моделей (зависящих от времени и от состояния экономики), позволяющая верифицировать их применимость к российским данным. Впервые на основе анализа таких характеристик, как распределение размеров изменений цен, форма функции риска, зависимость размера изменения от длительности его неизменности и декомпозиция инфляции на экстенсивную и интенсивную составляющие, было показано, что поведение российских фирм в большей степени соответствует гибридным моделям, сочетающим элементы обоих подходов, с доминированием механизмов, зависящих от состояния экономики, в периоды высокой волатильности.

4. Обоснована чувствительность характеристик ценовой динамики к макроэкономической среде в российской экономике. Показано, что структура пересмотра цен зависит от уровня инфляции и изменяется в зависимости от макроэкономических условий. Результаты показывают, что в периоды высокой инфляции механизмы изменения цен становятся более гибкими, в то время как в условиях стабильной инфляции ценовая подстройка происходит медленнее.
5. Обнаружен статистически значимый порог инфляции, при превышении которого поведение цен демонстрирует переход от моделей ценообразования, в которых жесткость цен зависит от времени (англ. "time-dependent"), к моделям ценообразования, в которых жесткость цен зависит от состояния экономики жесткости. Полученный результат имеет теоретическое значение для моделирования инфляционных процессов и уточняет условия смены механизмов ценообразования в макроэкономических моделях.

#### **Положения, выносимые на защиту:**

1. Предложена и апробирована методика применения высокочастотных микроданных потребительского рынка для оперативного мониторинга инфляционных процессов и оценки последствий макроэкономических шоков в режиме, близком к реальному времени. Методика позволяет анализировать особенности ценообразования, включая степень ценовой гибкости на более коротких временных интервалах по сравнению с традиционной статистикой, а также проводить проверку соответствия эмпирических ценовых фактов предсказаниям теоретических моделей ценообразования, что способствует уточнению механизмов формирования инфляции и реакции цен на шоки. На примере шоков пандемии COVID-19 и структурного сдвига 2022 года показано, что ценовые показатели, рассчитанные на основе высокочастотных данных, фиксируют изменение инфляционной динамики и рост ценовой гибкости

существенно раньше, чем аналогичные показатели, построенные с использованием официальной статистики.

2. На основе высокочастотных микроданных впервые оценена средняя частота изменения цен на потребительском рынке России за 2019–2022 годы, выявившая более высокую гибкость цен по сравнению с другими странами с формирующимся рынком. Отмечена значительная гетерогенность ценовой динамики: цены на продовольственные товары меняются чаще, тогда как в секторе услуг изменения могут происходить значительно реже одного раза в год. Кроме того, обнаружен выраженный сезонный паттерн с пиком частоты изменений в конце года. Эти результаты уточняют представления о механизмах ценообразования в российской экономике и ее отличиях от зарубежных рынков.

3. Гибридный характер ценообразования в российской экономике подтверждается эмпирическими данными. Частота небольших ценовых изменений и стабильность доли товаров с измененными ценами совпадают с предсказаниями моделей ценообразования, зависящего от времени, предполагающих фиксированные или случайные интервалы пересмотра цен. В то же время выявлены признаки, характерные для моделей, зависящих от состояния экономики: вероятность пересмотра цен снижается с увеличением длительности периода неизменности цены, а также вероятность изменения цены зависит от величины отклонения текущей цены от средней.

4. Получен статистически значимый результат, свидетельствующий о наличии порогового значения инфляции (13–15% годовых), при котором происходит переход от механизма пересмотра цен, зависящего от времени, к механизму, зависящему от состояния экономики. Эти результаты имеют значимость для теоретического и практического моделирования инфляционных процессов в странах с формирующейся рыночной экономикой.

**Теоретическая и практическая значимость диссертации.** В проведенном диссертационном исследовании получены важные теоретические и практические

результаты. Элементы научной новизны, описанные выше, могут стать вкладом в исследование ценообразования в странах с формирующимся рынком.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии направлений макроэкономического анализа ценовой жесткости и инфляционной динамики на основе использования высокочастотных микроданных. В исследовании уточняются условия применимости моделей ценообразования с жесткостью, зависящей от времени (англ. "time-dependent") и от состояния экономики (англ. "state-dependent"), раскрываются механизмы перехода между ними в зависимости от уровня инфляции, а также выявляются эмпирические зависимости, углубляющие понимание микроэкономических основ макроэкономических процессов. Полученные результаты способствуют уточнению поведенческих и структурных предпосылок при моделировании инфляции и расширяют теоретические основания для анализа эффективности ценового механизма в условиях макроэкономической нестабильности.

Разработанные методы сбора и обработки данных могут быть использованы государственными органами и аналитическими центрами для улучшения мониторинга инфляции. Результаты исследования могут применяться Банком России для оперативного реагирования на изменения инфляционных процессов, выявленных с помощью высокочастотных данных. Полученные выводы о поведении цен в периоды макроэкономической нестабильности и структурных сдвигов могут представлять практическую ценность для ретейлеров по формированию более эффективных стратегий ценообразования.

**Степень достоверности результатов исследования.** Достоверный характер результатов, выносимых на защиту, подтверждается использованием общепризнанных экономико-статистических методов, подтверждением на репрезентативных данных, а также их корректным сопоставлением с теоретическими выводами и эмпирическими исследованиями других авторов.

**Апробация и внедрение результатов исследования.** Основные положения диссертации прошли научно-практическую апробацию и докладывались на:

1. XXIII Ясинская (Апрельская) международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (НИУ ВШЭ, 2022);
2. Круглый стол «Прогнозирование цен на товары и услуги 2021+» (Аналитический центр при Правительстве РФ, 2021);
3. Семинары Центра изучения проблем центральных банков ИПЭИ РАНХиГС (РАНХиГС, 2019-2022).

**Публикации.** Результаты исследования и основные научно-практические положения опубликованы в пяти работах автора, общим объемом приблизительно 4 печатных листа. Из них все опубликованы в ведущих рецензированных журналах, рекомендованных Высшей аттестационной комиссией Министерства образования и науки РФ и включенных в перечень изданий, утвержденный Ученым советом РАНХиГС.

**Объем и структура работы.** Диссертация состоит из введения, 3 глав, заключения и 1 приложения. Полный объем диссертации составляет 137 страниц, включая 16 рисунков и 13 таблиц. Список литературы содержит 82 наименования.

## **Глава 1. Теоретические основания ценовой жесткости в экономике и их эмпирическая верификация**

Цель данной главы — обобщить ключевые теоретические подходы к анализу ценовой динамики в условиях несовершенной гибкости цен, а также обосновать значимость источников высокочастотных данных для эмпирического исследования этих явлений. Вначале рассматриваются концептуальные основания жесткости цен в рамках кейнсианской и новокейнсианской макроэкономики. Далее представлены наиболее распространенные модели ценообразования, включая временные и стохастические механизмы пересмотра цен. Отдельное внимание уделяется поведенческим и институциональным факторам, способным влиять на ценообразование в реальных условиях. Завершающая часть главы посвящена рассмотрению высокочастотных онлайн-данных как перспективного инструмента анализа, обладающего рядом преимуществ по сравнению с традиционными статистическими источниками.

### **1.1 Систематизация подходов к моделированию жесткости цен**

В последние десятилетия исследователи в области макроэкономики все больше внимания уделяют поиску микроэкономического обоснования для макроэкономических моделей. Потребность в таком обосновании возникла примерно в то же время, когда появилась гипотеза рациональных ожиданий [11]. Рациональные ожидания предполагали, в частности, что флуктуации в реальном выпуске не могут объясняться только адаптивностью ожиданий экономических агентов или их частичной подстройкой. Следовательно, возникновение этой гипотезы привело к необходимости переосмыслить процесс ценообразования и последствий воздействия фискальной и монетарной политики на экономику.

Кроме того, впоследствии возникли эмпирические исследования, которые подтвердили влияние шоков спроса на реальный выпуск. Часть исследований была

сосредоточена на эффекте существенной ненейтральности мер денежно-кредитной политики [12–14]. Другая часть публиковала эмпирические подтверждения влияния шоков государственных расходов на выпуск. Основная трудность исследователей этой темы состояла в том, чтобы объяснить, почему эти эффекты оказывали столь продолжительное воздействие на выпуск.

Лидирующей гипотезой, которая объясняет существенное (и продолжительное) воздействие шоков спроса на реальные показатели в экономике, является гипотеза медленной подстройки цен (или зарплат) к совокупным изменениям в экономике. Сам феномен медленной подстройки стали называть жесткостью цен (англ. "price rigidity"), и это явление стало фундаментальной основой моделей ценообразования новокейнсианской экономики.

Для анализа значимости ценовой жесткости в макроэкономической теории и выявления того, каким образом отдельные параметры ценовой подстройки определяют характер реакции экономики на номинальные шоки, рассмотрим упрощенную модель номинальной жесткости. Данная модель позволяет продемонстрировать, что последствия монетарных шоков для реальных макроэкономических переменных зависят от степени жесткости цен. Предположим, что вероятность пересмотра цены отдельной фирмой в каждом периоде составляет  $(1 - \alpha)$ [11]. Это означает, что решение о пересмотре цены принимается независимо от текущих макроэкономических условий и времени, прошедшего с момента последней корректировки. В таких условиях логарифм агрегированного уровня цен  $p_t$  определяется как средневзвешенное от предыдущего значения  $p_{t-1}$  и логарифма новой цены  $p_{it}^*$ , установленной теми фирмами, которые обновляют цены в период  $t$  (формула (1)):

$$p_t = (1 - \alpha)p_{it}^* + \alpha p_{t-1}, \quad (1)$$

где  $p_t$  — логарифм агрегированного уровня цен в период  $t$ ;

$p_{it}^*$  — логарифм новой цены, установленной фирмами, которые пересматривают свою цену в период  $t$ ;

$p_{t-1}$  — логарифм уровня цен в предыдущем периоде  $t - 1$ ;

$\alpha$  — коэффициент ценовой жесткости, определяющий долю фирм, которые не меняют свою цену в текущем периоде.

Хотя некоторые макроэкономисты могут критиковать такую упрощенную модель, воспринимая ее как буквальное описание процесса установления цен фирмами, основная цель так называемой модели Кальво заключается в том, чтобы предложить простую и интуитивно понятную модель ценообразования, которую можно интегрировать в модели общего равновесия. Что касается ее соответствия реальным данным, то, например, в исследовании [15] автор продемонстрировал, что модель Кальво хорошо аппроксимирует процесс ценообразования фирм в условиях, когда фирмы сталкиваются с издержками, связанными с получением информации.

Предположим, что фирмы производят свои товары с линейной технологией производства, постоянной отдачей от масштаба и трудом как единственным переменным ресурсом в производстве. Это означает, что предельные издержки пропорциональны зарплатам (формула (2)):

$$mc_t = w_t, \quad (2)$$

где  $mc_t$  — это логарифм номинальных предельных издержек, а  $w_t$  — это логарифм номинальной зарплаты. Предположим, что коэффициент дисконтирования будущих прибылей фирмы равен  $\beta$ , а спрос на товар фирмы представлен функцией с постоянным коэффициентом эластичности  $\theta$  (формула (3)):

$$y_{it} - y_t = -\theta(p_{it} - p_t), \quad (3)$$

где  $y_{it}$  означает логарифм спроса на продукт  $i$ ,  $y_t$  — логарифм реального совокупного выпуска,  $p_{it}$  — логарифм цены на продукт  $i$  в момент времени  $t$ ,  $p_t$  — логарифм агрегированного уровня цен в момент времени  $t$ ,  $\theta$  — коэффициент эластичности спроса, который измеряет чувствительность спроса на продукт  $i$  к изменениям цен.

В таких условиях фирмы будут устанавливать свои цены как дисконтированное среднее предельных издержек, которые они будут нести в течение периода, пока цены остаются неизменными (формула (4)):

$$p_{it}^* = (1 - \beta\theta) \sum_{k=0}^{\infty} (\beta\theta)^k E_t mc_{t+k} \quad (4)$$

где:

$p_{it}^*$  — оптимальная цена на продукт  $i$ , которую фирма установит, исходя из ее ожиданий о будущих предельных издержках;

$\beta$  — коэффициент дисконтирования, который показывает, насколько важны для фирмы будущие прибыли в сравнении с текущими;

$\theta$  — коэффициент эластичности спроса на товар фирмы;

$E_t mc_{t+k}$  — ожидаемые номинальные предельные издержки фирмы на момент времени  $t+k$ , где  $k$  — это количество периодов, на которые фирма ожидает в будущем.

Обозначим логарифм номинального выпуска как  $m_t$  (формула (5)):

$$m_t = y_t + p_t \quad (5)$$

Предположим, что предложение денег подчиняется процессу случайного блуждания со смещением (формула (6)):

$$m_t = \mu + m_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Предположим, что функция полезности домохозяйств представлена в следующем виде (формула (7)):

$$\log C_t - L_t \quad (7)$$

где  $C_t$  – потребление в момент  $t$ , а  $L_t$  – труд в момент  $t$ . Предложение труда вертикально и описывается (формула (8)):

$$c_t = w_t - p_t, \quad (8)$$

где  $c_t = \log C_t$ .

Объединяя этот вывод с  $m c_t = w_t$  и используя  $m_t = y_t + p_t$ ,  $y_t = c_t$ , получаем  $m c_t = m_t$ .

Теперь рассмотрим случай, когда средний темп роста номинального выпуска равен нулю ( $\mu = 0$ ). Так как предельные издержки равны номинальному выпуску, который следует случайному блужданию, то (формула (9))

$$E_t m c_{t+j} = m_t \text{ для всех } j. \quad (9)$$

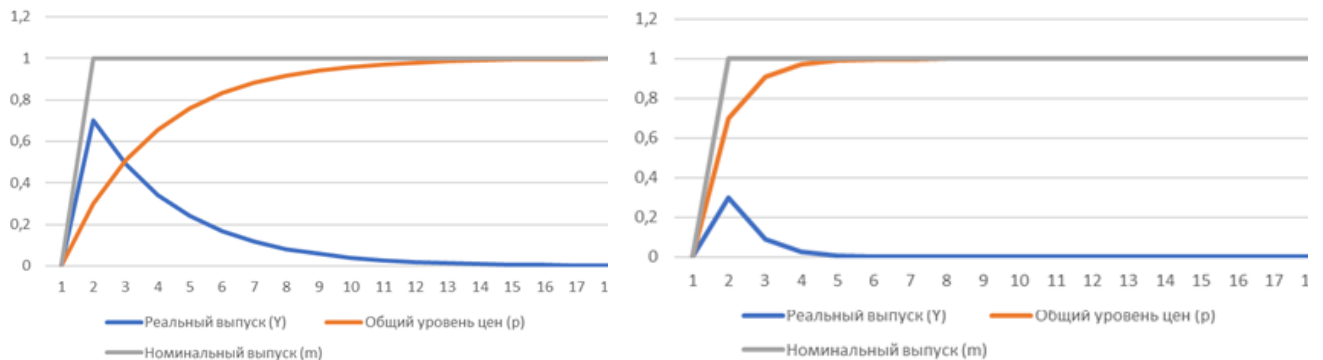
Использование этого факта для уравнения  $p_{it}^*$  дает  $p_{it}^* = m_t$ .

Объединяя  $p_{it}^* = m_t$  и уравнение определения логарифма совокупного уровня цен, мы получаем следующее уравнение динамики общего уровня цен (формула (10)):

$$p_t = \alpha p_{t-1} + (1 - \alpha) m_t \quad (10)$$

На рисунках 1а и 1б представлен импульсный отклик номинального и реального выпуска, а также общего уровня цен в ответ на постоянный единичный шок номинального выпуска при различных уровнях параметра  $\alpha$  (начиная с  $y_0 = p_0 = 0$ ).

На рисунке 1а параметр  $\alpha$  принимается равным 0,7, что подразумевает высокую инерционность (или жесткость) цен. Так, в первые периоды после шока большая часть фирм оставляет цены на прежнем уровне, и общий уровень цен лишь частично подстраивается под изменения в номинальном выпуске. В результате в краткосрочном периоде реальный выпуск растет (чем выше инерционность цен, тем выше выпуск), а затем этот шок с изменением своих цен, в результате чего реальный выпуск возвращается к исходному уровню.



а) относительно высокая степень жесткости цен ( $\alpha = 0,7$ )

б) относительно низкая степень жесткости цен ( $\alpha = 0,2$ )

Примечание – Источник: Расчеты автора

Рисунок 1 – Отклик реального выпуска и общего уровня цен на однократный шок совокупного спроса в модели Кальво: (а) при относительно высоком уровне ( $\alpha = 0,7$ ), (б) при относительно низком уровне ( $\alpha = 0,2$ )

Жесткость цен является ключевым элементом кейнсианской экономики, которую иногда называют экономикой номинальных жесткостей. Учитывая продемонстрированную выше важность влияния номинальных шоков на реальный выпуск, одним из ключевых направлений исследований в области макроэкономики

после появления гипотезы рациональных ожиданий стало изучение механизмов ценообразования и формирования заработной платы. Одни из первых моделей, предложенные [16–18], основывались на предположении о предварительном установлении цен и заработной платы на период, предшествующий их применению. Эти модели исходили из того, что установленные значения обеспечивают равновесие между ожидаемым спросом и предложением.

В частности, в модели [18] цены устанавливались на один период вперед, но могли пересматриваться в каждом последующем периоде, вне зависимости от его продолжительности. Такой подход приближал их модель к концепции гибких цен. В отличие от этого, модели [16,17] допускали установление заработной платы на несколько периодов вперед с возможностью корректировки в каждом из них, что позволяло поддерживать равновесие между ожидаемыми спросом и предложением. Таким образом, эмпирически эти модели мало отличались от моделей с полностью гибкими ценами.

Общим свойством данных подходов являлась возможность изменения цен и заработной платы в каждом периоде. Например, в квартальной модели корректировки могли происходить раз в квартал, в месячной модели — раз в месяц. Однако, как показали эмпирические исследования, в реальной экономике цены и заработная плата, как правило, остаются неизменными в течение более длительных временных интервалов — нескольких недель, месяцев или даже кварталов. Средний период неизменности заработной платы, согласно микроэкономическим данным, составляет около 12 месяцев.

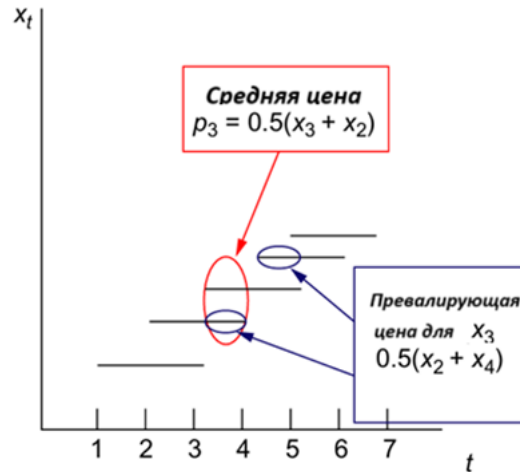
Существенным недостатком данных моделей стало их несоответствие эмпирическим данным. Во-первых, они не отражали особенности микроэкономического поведения экономических агентов, что позднее было подтверждено соответствующими исследованиями. Во-вторых, такие модели не могли воспроизвести ключевые макроэкономические закономерности, включая персистентность временных рядов и наличие автокорреляции в динамике цен, заработной платы и выпуска продукции. Анализ показал, что используемые в этих

моделях допущения о механизме установления цен и заработной платы лишь незначительно отличались от гипотезы об их мгновенной подстройке к рыночному равновесию.

В ответ на эти ограничения была предложена модель поэтапного (стаггерированного) ценообразования, в основе которой лежит концепция контрактного мультипликатора. Данная модель позволила не только объяснить устойчивость цен и заработной платы во времени, но и воспроизвести наблюдаемые в реальной экономике макроэкономические динамики. Таким образом, она обеспечила более точное соответствие теории эмпирическим данным как на микро-, так и на макроуровне.

Основная идея поэтапного (стаггерированного) ценообразования заключается в том, что фирмы не изменяют свои цены мгновенно в каждом периоде (см. рис. 2). Вместо этого существует определенный временной интервал, в течение которого цена остается фиксированной. При этом другие фирмы принимают решения о пересмотре цен аналогичным образом, но в разные моменты времени. Таким образом, процесс установления цен носит поэтапный и несинхронизированный характер.

Эта «контрактная» или «установленная» цена  $x_t$  представлена на рисунке 2. Следует отметить, что она остается неизменной в течение двух периодов. В канонической модели каждая половина фирм пересматривает свои цены в каждом периоде. Если вместо цены  $x$  обозначает заработную плату, она также устанавливается на два периода. При этом нет необходимости, чтобы цена или заработная плата фиксировались в рамках формального или даже неявного контракта; скорее, установленная фирмой цена или заработная плата может применяться к любому конкретному товару, приобретаемому потребителем, или к работнику определенного типа, принимаемому на работу.



Примечание – Источник: Расчеты автора

Рисунок 2 – Иллюстрация канонической модели поэтапных (стаггерированных) контрактов

Для более ясного понимания, обозначения  $x_2$ ,  $x_3$  и  $x_4$  в модели поэтапного ценообразования могут расшифровываться следующим образом:  $x_2$  — цена, установленная в первом периоде, которая остается неизменной в течение второго периода;  $x_3$  — цена, пересмотренная во втором периоде, но фиксированная в течение последующего периода;  $x_4$  — цена, установленная в третьем периоде, и так далее для следующих периодов.

Анализ работы рынка в таких условиях позволяет выделить два важных аспекта, которые не учитываются в классической модели спроса и предложения. Во-первых, когда одна фирма устанавливает свою цену, на рынке уже действуют цены, установленные другими фирмами ранее. Это означает, что компании должны учитывать предыдущие решения конкурентов. Во-вторых, поскольку установленная цена остается неизменной в течение некоторого времени, фирме необходимо прогнозировать будущие решения других компаний при принятии ценовых решений.

Кроме того, на рисунке 2 показаны два важных концепта: средняя цена  $p_t = \frac{1}{2}(x_t + x_{t-1})$  и превалирующая цена. Для периода  $t$  актуальная цена

определяется как среднее значение между ценой, действовавшей в период  $t - 1$ , и ожидаемой ценой на период  $t + 1$ , то есть (формула (11)):

$$\frac{1}{2}(x_{t-1} + E_{t-1}x_{t+1}), \quad (11)$$

где:

$x_{t-1}$  — цена, установленная в предыдущем периоде  $t - 1$ ;

$E_{t-1}x_{t+1}$  — условное математическое ожидание цены в периоде  $t + 1$ , рассчитанное на основе информации, доступной в периоде  $t - 1$ . Именно этот показатель является ключевым при принятии фирмой решения о цене в периоде  $t$ .

Уравнение, описывающее оптимальное ценообразование при поэтапных контрактах, имеет следующий вид (формула (12)):

$$x_t = \frac{1}{2}(x_{t-1} + E_{t-1}x_{t+1}) + \frac{\gamma}{2}(E_{t-1}\gamma_t + E_{t-1}\gamma_{t+1}) + \varepsilon_t, \quad (12)$$

где:

$x_t$  — цена, устанавливаемая в текущем периоде  $t$ ;

$x_{t-1}$  — цена, действовавшая в периоде  $t - 1$ ;

$E_{t-1}x_{t+1}$  — ожидаемая цена в периоде  $t + 1$ , рассчитанная на основе информации периода  $t - 1$ ;

$\gamma$  — параметр, отражающий чувствительность цены к уровню спроса;

$E_{t-1}\gamma_t, E_{t-1}\gamma_{t+1}$  — ожидаемый уровень спроса (отклонение выпуска от потенциального уровня) в периодах  $t$  и  $t + 1$ ;

$\varepsilon_t$  — экзогенный шок предложения с нулевым средним и отсутствием автокорреляции.

Переменная «спроса», фигурирующая в правой части уравнения (12), может интерпретироваться не только как разрыв выпуска, но и как предельные издержки

при принятии ценового решения [19], либо как предельный продукт труда при определении уровня заработной платы [20].

Далее, для выявления последствий предположения о ступенчатых (разновременных) контрактах для агрегированной динамики и устойчивости шоков необходимо встроить уравнение установления цен при ступенчатом ценообразовании в модель экономики. В этой связи рассмотрим два дополнительных упрощенных предположения о взаимосвязях:

- уравнение совокупного спроса, основанное на функции спроса на деньги (которое может быть выведено из моделей «деньги в функции полезности» или «деньги вперед»);
- уравнение, описывающее правило монетарной политики, согласно которому центральный банк регулирует денежную массу в ответ на изменения уровня цен.

Эти два уравнения следующие (формулы (13) и (14)):

$$\gamma_t = \alpha(m_t - p_t) + v_t \quad (13)$$

$$m_t = gp_t, \quad \text{где } g < 1 \quad (14)$$

где:

$\gamma_t$  — цена, устанавливаемая в текущем периоде  $t$ ;

$m_t$  — логарифм номинальной денежной массы;

$p_t$  — логарифм общего уровня цен;

$\alpha$  — параметр, отражающий чувствительность спроса к реальным денежным остаткам;

$v_t$  — случайный шок спроса с нулевым математическим ожиданием.

Объединяя уравнения (13) и (14), получаем следующее (формула (15)):

$$\gamma_t = \beta p_t + v_t, \quad \text{где } \beta = \alpha(1 - g) \quad (15)$$

Параметр  $\beta$  — ключевой коэффициент воздействия денежно-кредитной политики на выпуск.

В данной модели переменная  $\gamma_t$  определяется как логарифм отклоненного от тренда реального выпуска, а  $m_t$  — как логарифм денежного предложения (аналогично уравнению (5)). В случае, если  $\alpha = 1$ , переменная  $v_t$  представляет собой логарифм скорости обращения денег, рассматриваемый как случайная величина с нулевым математическим ожиданием.

Подставляя уравнение ступенчатых контрактов в модель, получаем разностное уравнение с лагами и опережающими значениями, решение которого имеет вид (формула (16)):

$$x_t = ax_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \text{где } a = c \pm \sqrt{c^2 - 1}, \quad c = \frac{1 + \frac{\beta\gamma}{2}}{1 - \frac{\beta\gamma}{2}}, \quad (16)$$

где:

$x_t$  — цена, устанавливаемая в текущем периоде  $t$ ;

$x_{t-1}$  — цена, действовавшая в периоде  $t - 1$ ;

$\varepsilon_t$  — экзогенный шок предложения с нулевым средним и отсутствием автокорреляции;

$a$  — коэффициент авторегрессии, характеризующий динамику установленной цены;

$c$  — выражение, определяющее зависимость  $a$  от параметров  $\beta$  и  $\gamma$ ;

$\beta$  — коэффициент дисконтирования, отражающий важность будущих прибылей для фирмы;

$\gamma$  — параметр чувствительности цены к отклонению совокупного спроса от потенциального уровня.

Из данного уравнения следует, что  $c > 1$ , а значит, мы можем выбрать устойчивый корень, обеспечивающий единственность решения.

В терминах общего уровня цен это приводит к следующему выражению (формула (17)):

$$p_t = ap_{t-1} + 0.5(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1}), \quad (17)$$

что соответствует процессу ARMA(1,1), на основе которого можно вывести дисперсии устойчивого состояния (формулы (18) и (19)):

$$\sigma_p^2 = \frac{0.5\sigma_\varepsilon^2}{1-\alpha}, \quad (18)$$

$$\sigma_\gamma^2 = \beta^2\sigma_p^2, \quad (19)$$

где:

$\sigma_p^2$  — дисперсия логарифма общего уровня цен  $p_t$  в устойчивом состоянии;

$\sigma_\varepsilon^2$  — дисперсия шока предложения  $\varepsilon_t$ ;

$\alpha$  — параметр, отражающий степень жесткости цен (или инерционность цен);

$\sigma_\gamma^2$  — дисперсия отклонения совокупного выпуска от потенциального уровня;

$\beta$  — коэффициент, отражающий чувствительность совокупного спроса к изменениям уровня цен.

Таким образом, описанная выше жесткость цен представляет собой важнейший элемент макроэкономической модели, включающей три уравнения: уравнение ступенчатого (поэтапного) ценообразования, уравнение монетарной трансмиссии и правило денежно-кредитной политики.

Такая модель сочетает инертность цен с предпосылкой рациональных ожиданий и принадлежит к направлению Нового кейнсианства, в отличие от Старого кейнсианства, где ожидания считаются нерациональными, а цены формируются преимущественно на основе прошлых данных.

Следует отметить, что трактовка термина «новый кейнсианский подход» может варьироваться: иногда под ним подразумеваются только модели, содержащие кривую IS (связь между процентной ставкой и совокупным спросом) и правила процентной политики по типу правила Тейлора.

Важно подчеркнуть, что жесткость цен влияет на персистентность общего уровня цен и динамику выпуска не изолированно, а в сочетании с выбранной формой денежно-кредитной политики. Персистентность выступает как феномен общего равновесия и может быть корректно оценена только в рамках полной модели, а не отдельного уравнения.

В завершение следует отметить, что в приведенной упрощенной модели устойчивость реализуется в уровне цен за счет стационарности денежной массы. Однако в более реалистичных моделях стационарным является темп роста денежной массы, и, следовательно, персистентность переносится на инфляционные показатели.

Устойчивость полученных результатов сохраняется при варьировании параметров модели. Важным направлением модификации является учет разнообразия временных интервалов, в течение которых фиксируются цены. Например, как отмечал [3], в модели могут присутствовать контракты различной продолжительности, вплоть до общего срока  $N$ . Однако предположение о единой длительности контрактов для всех агентов представляет собой лишь упрощение, применимое преимущественно в теоретических целях, но малоприспособленное для эмпирических исследований.

Микроэкономические данные, рассмотренные ранее, ясно демонстрируют высокую степень гетерогенности в продолжительности ценовых и зарплатных контрактов: они варьируются от более коротких до значительно более длительных. Фактически, существует распределение по продолжительности таких контрактов, и именно такое распределение было использовано в ряде ранних эмпирических работ, включая модель, оцененную Тейлором [3] для экономики США, в которой

применялось обобщенное распределение интервалов изменения цен и заработных плат.

С целью учета эмпирически подтвержденной гетерогенности во временных интервалах ценового и зарплатного пересмотра, базовое уравнение модели было модифицировано Тейлором [3] путем включения взвешенных лагов и лидов: вес  $\theta_i^t$  оценивался на агрегированных данных по заработной плате в США. При этом оценка проводилась с минимальными ограничениями на форму распределения, что позволяло выявить пик между первым и восьмым кварталами. Оцененное распределение показало, что около 24% работников имели трехквартальные контракты, в то время как одноквартальные и восьмиквартальные составляли лишь 7% и 2% соответственно. Такая эмпирика подчеркивает важность использования более гибкой спецификации в моделях ценовой и зарплатной жесткости.

Данное наблюдение побудило Кальво предложить теоретическое упрощение [2]: моделирование временных интервалов с помощью геометрического распределения. Это позволило свести модель к аналитически удобной форме, в которой вероятность обновления цен фиксирована, а пересмотр происходит случайным образом. С эконометрической точки зрения, модель Кальво обеспечивает компактную спецификацию, удобную для оценки с применением методов GMM или байесовского вывода. В результате формируется уравнение инфляции — новая кейнсианская кривая Филлипса, — включающее форвардные инфляционные ожидания и параметры, непосредственно интерпретируемые как степень номинальной жесткости и чувствительность к разрыву выпуска. Это уравнение получило широкое применение в DSGE-моделировании и при калибровке параметров монетарной политики.

Модифицированное уравнение (12) принимает следующий вид (формула (20) ):

$$x_t = \sum_{i=0}^{N-1} \theta_i^t E_t [p_{t+i} + \gamma y_{t+i} + \varepsilon_{t+i}], \text{ где } p_t = \sum_{i=0}^{N-1} \delta_i^t x_{t-i}. \quad (20)$$

Основным отличием модели Кальво от традиционных подходов является использование концепции стохастического пересмотра цен: компании получают случайный сигнал о возможности изменения своих цен. Этот сигнал поступает фирме случайным образом в течение времени с фиксированной вероятностью, независимо от предыдущих периодов и от других фирм. В результате на рынке в любой момент времени присутствует множество цен, установленных в разное время, что порождает «размытость» ценового уровня и частичную инерцию в его динамике.

Формально, вероятность того, что фирма сможет изменить цену в течение следующего промежутка времени  $h$ , задается следующим образом (формула (21)):

$$P(h) = 1 - e^{-\delta h}, \text{ где } \delta > 0, \quad (21)$$

где  $\delta$  — постоянный параметр модели, характеризующий частоту пересмотра цен. Средний период сохранения цены фирмой равен  $\frac{1}{\delta}$ .

Фирмы устанавливают цену  $v_s$ , исходя из ожиданий относительно средних будущих цен  $P_s$  и совокупного спроса  $E_s$  на продукцию (формула (22)):

$$v_s = \delta \int_t^{\infty} e^{-\delta(s-t)} [P_s + \gamma E_s] ds, \quad (22)$$

где  $\gamma$  — параметр, отражающий чувствительность цены к избыточному спросу. Здесь  $s$  — момент в будущем, когда ожидается пересмотр цены, и  $t$  — текущий момент. Разница между этими моментами отражает продолжительность временного интервала до следующего возможного пересмотра цены.

Совокупный уровень цен определяется средневзвешенным значением всех действующих цен (формула (23)):

$$P_t = \delta \int_{-\infty}^t e^{-\delta(t-s)} v_s ds. \quad (23)$$

Следствием таких предположений является то, что индивидуальные фирмы не могут оперативно реагировать на изменения экономических условий, поскольку пересмотр цен происходит не синхронно и не моментально. В рамках модели Кальво фирмы ориентируются на ожидания относительно будущих условий рынка, при этом фактический текущий уровень цен уже заранее задан прошлыми решениями о пересмотре цен другими фирмами. Таким образом, уровень цен  $P_t$  становится предопределенной переменной, зависящей от предыдущих решений по изменению цен. Это важное свойство придает модели особую актуальность для анализа краткосрочных эффектов экономических шоков и политики.

Модель Кальво позволяет также рассмотреть последствия различных экономических политик. В частности, в рамках этой модели было показано, что монетарная политика является более эффективным инструментом для достижения макроэкономического равновесия по сравнению с фискальной экспансией через увеличение государственных расходов. Также важным результатом является выявление возможной множественности равновесий в экономике при фиксированной процентной ставке, что подчеркивает необходимость внимательного выбора инструментов монетарной политики.

Таким образом, модель Кальво представляет собой важный аналитический инструмент новокейнсианской экономики, который позволяет учитывать специфику процесса формирования цен и эффективно анализировать влияние шоков и экономических мер на реальные показатели.

Сравнение моделей контрактов по Кальво и по Тейлору [3] вызывает активные научные дискуссии. Обе модели описывают механизм жесткости цен через поэтапное обновление, но делают это принципиально разными способами. В модели Тейлора фиксируется продолжительность ценовых контрактов (например, два периода), тогда как в модели Кальво пересмотр цен осуществляется случайным образом с заданной вероятностью в каждый период времени.

Уолш [21] отмечает математические сходства между уравнениями, вытекающими из обеих моделей, однако другие исследователи, такие как Кили [22], подчеркивают различия. В частности, модель Кальво демонстрирует более высокую степень персистентности инфляции и выпуска по сравнению с моделью Тейлора при одинаковой средней частоте пересмотра цен. Это объясняется тем, что в модели Кальво существует «длинный хвост» — вероятность того, что цена останется неизменной в течение большого количества периодов, не равна нулю.

Тем не менее, Диксон и Кара [23] указывают на методологическую проблему в подходе Кили [22], который сравнивает средний возраст цен в модели Кальво с полной длиной контрактов в модели Тейлора. При сопоставлении моделей по средней длительности контракта (т.е. по «среднему возрасту») различия между ними становятся менее значимыми, а автокорреляция выпуска даже может быть выше в модели Тейлора.

Карвальо и др. [24] рассматривают различие нейтральности денег в обеих моделях через призму так называемого «эффекта отбора» (англ. "selection effect"). В модели Тейлора пересмотру подвергаются преимущественно старые цены, в то время как модель Кальво предполагает абсолютно случайное обновление без учета возраста текущей цены. Именно этот эффект приводит к более выраженной нейтральности денег в модели Тейлора.

Исследования [23,25–27] продвигают более реалистичный подход, предлагая обобщенную экономику Тейлора (англ. "Generalized Taylor Economy", или "GTE"), где различные сектора имеют контракты разной длительности. При одинаковой средней продолжительности контрактов, шоки оказываются более персистентными в экономике с более длинными контрактами. Если же распределения длительностей контрактов совпадают, поведение экономики в целом становится сходным.

Дополнительную поддержку критике модели Кальво дает работа [28], основанная на данных опросов предприятий из 15 европейских стран. В частности, выявлено, что:

- большинство зарплатных соглашений имеют фиксированную длительность;
- наблюдается значительная неоднородность в длительности контрактов (от 1 года до более 2 лет);
- значительная часть предприятий меняет зарплаты в один и тот же месяц года (чаще всего в январе);
- около 15% предприятий используют автоматическую индексацию заработных плат к инфляции.

Таким образом, для точного воспроизведения институциональной среды реальных экономик, необходимо учитывать эти особенности, что делает модель Тейлора более гибкой в плане соответствия эмпирическим данным.

Дополнительные исследования [29,30] показывают, что некоторые проблемы модели Кальво, в частности недооценка издержек дезинфляции, проистекают из ее специфических предпосылок. Механизм «феи Кальво», осуществляющей случайный выбор фирм для пересмотра цен, делает модель одновременно не зависящей от времени и состояния экономики. Напротив, модель Тейлора демонстрирует большую устойчивость и реалистичность при изменениях в росте денежной массы и обеспечивает более точную оценку последствий монетарных шоков.

Таким образом, сравнение моделей Кальво и Тейлора подчеркивает как их теоретические различия, так и различия в практическом применении, что важно учитывать при моделировании макроэкономических процессов.

Ограниченность моделей с ценообразованием, зависящем от времени (в частности, моделей Кальво и Тейлора) побудила исследователей обратить внимание на другой подход к описанию механизмов ценовой подстройки, основанный на зависимости пересмотра цен от состояния фирмы или экономики (англ. "state-dependent pricing"). Одним из ключевых понятий в таких моделях является эффект отбора (англ. "selection effect"), впервые подробно описанный в [5]. Согласно этому эффекту, фирмы, наиболее чувствительные к экономическим

шокам, корректируют цены первыми, что усиливает реакцию совокупного уровня цен.

Для иллюстрации эффекта отбора можно обратиться к модели из [4]. В ней предполагается, что фирмы оптимально выбирают момент пересмотра цен при наличии фиксированных издержек изменения цен. Модель функционирует во временном континууме, где номинальный выпуск подвержен броуновскому движению с положительным трендом. Фирмы применяют так называемую  $Ss$ -стратегию [31]: они изменяют цену только тогда, когда относительная цена достигает определенного нижнего порогового значения  $s$ , и поднимают ее до уровня  $S$ .

В такой среде даже при редких пересмотрах цен агрегированный уровень цен может быстро реагировать на шоки, так как изменение цен происходит не случайным образом, а в ответ на накопившуюся необходимость пересмотра. В отличие от модели Кальво, где вероятность пересмотра одинакова для всех фирм и не зависит от их положения, модель Каплина-Спалбера предполагает, что изменения делают именно те фирмы, для которых необходимость пересмотра наиболее остра. Это и составляет суть эффекта отбора: реакция совокупного уровня цен оказывается значительно сильнее за счет того, что корректируют цены именно те фирмы, для которых это наиболее необходимо.

Сравнение моделей Кальво и Каплина-Спалбера показывает их противоположный характер. Первая полностью исключает зависимость пересмотра цен от состояния фирмы или экономики, в то время как вторая делает эту зависимость доминирующей [4]. В реальной экономике, как показывают эмпирические данные, поведение оказывается промежуточным. Для оценки этого положения были предложены гибридные модели, сочетающие элементы обоих подходов.

Особое внимание уделяется распределению размеров ценовых изменений. Как показывают авторы [32], средний абсолютный размер изменения цен в США составляет около 10%, причем около 40% таких изменений — это снижение цен.

Такие значения не согласуются с простыми временными моделями, которые предполагают, что цена реагирует в основном на положительную инфляцию, и потому должна преимущественно расти.

Голосов и Лукас [5] объясняют эти эмпирические факты моделью с фиксированными издержками на изменение цен, в которой фирмы подвергаются как агрегированным, так и идосинкратическим шокам. Их вывод — эффект отбора резко снижает степень монетарной ненейтральности: при реалистичной калибровке она становится «малой и краткосрочной» по сравнению с моделью Кальво.

Модель Голосова и Лукаса основана на предпосылке, что фирмы сталкиваются как с агрегатными, так и с идосинкратическими (уникальными) шоками производительности. Для изменения цены фирма должна понести фиксированные реальные издержки (издержки меню, англ. "menu cost"). В условиях таких ограничений фирма применяет стратегию типа  $(S, s)$ : ожидает, пока отклонение текущей цены от желаемой не станет достаточно большим, и только тогда пересматривает цену. Такая структура поведения подразумевает, что пересмотр цен происходит преимущественно в тех фирмах, которые наиболее остро нуждаются в этом — и, следовательно, реакция уровня цен на шок оказывается более выраженной, чем в моделях со случайным пересмотром (например, Кальво).

Авторы калибруют свою модель с использованием данных по индивидуальным ценам в США (данные [32]). Их калибровка включает:

- среднюю инфляцию на уровне 2,5% в год;
- частоту пересмотра цен около 22% в месяц;
- средний размер изменения цены при пересмотре — 9,5%.

Основные выводы модели [5] заключаются в следующем:

1. Реакция совокупного уровня цен на монетарный шок оказывается быстрой несмотря на то, что лишь ограниченное число фирм пересматривают цены в каждый момент времени;

2. Импульсные отклики реального выпуска и занятости на монетарные шоки оказываются краткосрочными и слабо выраженными;
3. Эмпирическая калибровка модели дает хорошее соответствие международным данным как в условиях низкой, так и высокой инфляции.

Сравнение с моделью Кальво показывает: в модели [5] эффект отбора снижает степень монетарной ненейтральности в шесть раз. Это объясняется тем, что в модели Кальво фирмы пересматривают цены случайным образом, в том числе те, чьи цены уже находятся близко к оптимальному уровню.

Продолжая развитие идей модели Голосова и Лукаса, важным этапом в литературе стало исследование [8], в котором автор стремится преодолеть некоторые недостатки традиционной модели издержек меню. Основной мотивацией стало стремление привести модель в соответствие с более полным спектром эмпирических данных о ценовых изменениях, в частности — высокой дисперсией и наличием частых малых корректировок цен.

Чтобы отразить эти наблюдения, автор вносит два ключевых изменения в модель издержек меню. Во-первых, используется лептокуртическое распределение шоков, что позволяет учесть как частые малые, так и редкие значительные колебания. Во-вторых, вводится механизм экономии от масштаба при пересмотре цен, отражающий практику одновременной корректировки цен на несколько товаров.

Дополнительно автор [8] вводит важное различие между регулярной (ценой без скидки либо последней известной ценой без учета акций) и публикуемой (фактической) ценой. Это позволяет модели воспроизводить несколько эмпирически наблюдаемых закономерностей: низкую частоту пересмотров регулярных цен (около 2,5% в неделю), высокую частоту изменений публикуемых цен (30-35%), а также реалистичное распределение размеров ценовых изменений.

С макроэкономической точки зрения модель демонстрирует, что при учете гетерогенности шоков и эффекта масштаба эффект отбора ослабевает, а реакция цен на денежные шоки становится менее выраженной. Хотя модель [5] остается

важным этапом развития подходов моделей состояния, работа [8] показывает чувствительность этих результатов к форме распределения шоков.

Эти разработки способствовали переходу от моделей с временной жесткостью (Кальво, Тейлор) к более гибким подходам моделей состояния, включающим Ss-политику, что позволило точнее моделировать реакцию экономики на шоки, уровень ненейтральности денег и динамику инфляции.

Дальнейшее развитие моделей состояния представлено в работе [33], где особое внимание уделяется роли шоков неопределенности (англ. "uncertainty shocks") в формировании ценовой жесткости и эффективности монетарной политики. Ключевая идея заключается в том, что в периоды высокой неопределенности (например, во время кризисов) увеличивается вариативность идосинкратических шоков. Это приводит к трем основным эмпирически подтвержденным результатам: (1) росту дисперсии изменений цен в рецессии, (2) снижению ненейтральности монетарной политики в условиях неопределенности, и (3) проявлению контрциклической гибкости цен. Таким образом, модель успешно интегрирует два современных направления: ценообразование в зависимости от состояния экономики и анализ роли неопределенности.

Продолжая эту линию исследований, [7] разрабатывают модель для многотоварных фирм, где учитываются три ключевых аспекта: (1) фиксированные издержки пересмотра цен, не зависящие от количества корректируемых товаров, (2) одновременный выбор товаров и размеров ценовых изменений, (3) воздействие идосинкратических шоков. Результаты показывают, что фирмы вырабатывают стратегию координированного пересмотра цен по нескольким товарам, что приводит к кластеризации изменений, уменьшению частоты корректировок отдельных товаров и «размазыванию» пересмотров во времени. Это позволяет объяснить такие эмпирические факты, как кластеризацию ценовых изменений, наличие мелких и средних корректировок и асимметричную реакцию на шоки.

Таблица 1 суммирует основные характеристики классических моделей, объясняющих механизм ценовой жесткости. Она включает в себя краткое описание предпосылок, выводов и комментарии по применимости каждой модели.

Таблица 1 – Обзор классических моделей жесткости цен

Наименование модели	Основная суть подхода
Фэлпс, Тейлор (1977) [18]	Модель предварительного установления цен на один период вперед. Цены фиксируются на один период, затем могут пересматриваться. Цены гибкие в краткосрочном плане, но слабо отражают устойчивую жесткость.
Фишер (1977) [34]	Модель жесткости заработной платы на несколько периодов. Зарплата фиксируется заранее и корректируется через интервалы. Недостаточная персистентность в агрегатной динамике.
Кальво (1983) [2]	Модель случайного пересмотра цен. Цены пересматриваются с постоянной вероятностью в каждый период. Высокая персистентность инфляции, простота включения в DSGE.
Тейлор (1980) [3]	Модель поэтапного ценообразования. Цены фиксируются на два периода, меняются несинхронно. Персистентность выше, чем у моделей с синхронными контрактами.
Голосов, Лукас (2007) [5]	Модель ценообразования, зависящего от состояния экономики. Цены меняются при достаточном отклонении и наличии издержек пересмотра. Эффект отбора усиливает реакцию агрегированного уровня цен.
Мидриган (2011) [8]	Расширение подхода ценообразования, зависящего от состояния экономики. Учитывает эффект масштаба при пересмотре нескольких цен. Снижает выраженность эффекта отбора, ближе к временным моделям.

Примечание – Источник: составлено автором

На основе теоретических моделей и существующих эмпирических исследований можно выдвинуть несколько гипотез, которые проверяются в эмпирических работах, а также будут проверяться в третьей главе настоящего исследования:

1. Ценовое поведение российских онлайн-ритейлеров носит гибридный характер, сочетая черты как моделей, зависящих от времени (англ. "time-dependent pricing"), так и моделей, зависящих от состояния экономики (англ. "state-dependent pricing");
2. В условиях высокой макроэкономической неопределенности, характерной для периодов резкого ускорения инфляции, механизм

ценообразования смещается в сторону моделей, зависящих от состояния экономики (англ. "state-dependent"), что проявляется в значимом снижении средней продолжительности неизменности (дюрации) цен;

3. Уровень ценовой жесткости определяется фундаментальными экономическими характеристиками товаров и услуг: высокая частота изменения цен наблюдается для категорий с высокой волатильностью издержек и спроса (например, сезонные продукты), тогда как низкая частота характерна для категорий со стабильной и предопределенной структурой издержек (например, услуги с фиксированными трудовыми контрактами).

## **1.2 Поведенческие и институциональные ограничения гибкости цен**

Помимо формализованных моделей ценообразования с зависимостью от состояния, таких как модели с издержками меню или стохастической неопределенностью, в литературе также представлены поведенческие и институциональные подходы к объяснению ценовой жесткости. Эти теории либо дополняют, либо конкурируют с классическими механизмами моделей состояния, расширяя диапазон возможных стратегий поведения фирм в условиях неопределенности и ограниченной координации.

### **1.2.1 Координационные провалы как источник ценовой жесткости**

Одной из ключевых концепций в данной группе теорий является феномен «координационных провалов» (англ. "coordination failure"). Согласно этому подходу, компании откладывают пересмотр цен не из-за явных издержек на изменение, а из-за стратегического страха потерять долю рынка в ситуации, когда конкуренты еще не пересмотрели свои цены. Это может приводить к своеобразному «ценовому тупику», в котором ни одна фирма не хочет быть первой.

Классические исследования в данной области, такие как работы [35] и [36], показывают, что координационные провалы могут объяснять появление кластеров ценовых пересмотров — фирмы синхронизируют поведение, несмотря на индивидуальные шоки. В терминах моделей состояния, это создает коллективный «триггер» — внешний сигнал, после которого происходит массовое обновление цен.

В отличие от традиционных моделей ценообразования, таких как модели Кальво [2], Тейлора [3] или Голосова и Лукаса [5], модели координационных провалов акцентируют внимание на стратегическом взаимодействии фирм в условиях олигополистической конкуренции. Фирмы отслеживают действия конкурентов и откладывают пересмотр цен до появления достаточной уверенности в аналогичных намерениях других участников рынка.

Существенным отличием от моделей с прямыми экономическими издержками, как, например, в модели с издержками меню, является акцент на психологических и стратегических издержках. Эти издержки возникают из-за неопределенности относительно поведения конкурентов и риска оказаться в невыгодном положении при несогласованных действиях. Институциональные барьеры, такие как антимонопольное регулирование, также могут препятствовать координации, усугубляя эффект жесткости цен.

Из вышеописанных предпосылок следуют важные выводы:

1. Цены могут оставаться стабильными в течение длительного времени даже при изменении экономических условий, поскольку фирмы избегают первичного пересмотра;
2. Пересмотры цен имеют тенденцию происходить волнами или кластерами, когда одна фирма запускает реакцию остальных;
3. На рынке может существовать множество равновесий, обусловленных ожиданиями и стратегиями фирм;

4. Эффективность денежно-кредитной политики в таких условиях ограничена: решения фирм определяются не только текущими условиями, но и ожиданиями поведения конкурентов;
5. Особую роль играют публичные сигналы (изменение процентной ставки, заявления регуляторов), способные сдвинуть ожидания и преодолеть координационные барьеры.

Таким образом, модели провала координации существенно дополняют традиционные подходы к объяснению ценовой жесткости, акцентируя внимание на стратегических и психологических аспектах экономического поведения фирм [35,36].

### **1.2.2 Теория привлекательных цен**

Помимо экономических и институциональных издержек пересмотра цен, в литературе уделяется внимание психологическим аспектам восприятия цен со стороны потребителей. Одним из направлений является теория привлекательных цен (англ. "Pricing Point Theory"), согласно которой фирмы целенаправленно устанавливают цены на психологически значимых уровнях, таких как 99, 149, 499 и др. Эти цены воспринимаются потребителями как значительно более низкие по сравнению с округленными значениями, несмотря на незначительную фактическую разницу. Эмпирические исследования, включая работу [37], показывают, что значительная доля розничных товаров оценивается на уровне таких привлекательных цен. Фирмы не спешат изменять эти значения, если экономические шоки не являются достаточно сильными, чтобы оправдать переход к следующему психологически значимому уровню. Такая динамика создает дополнительную жесткость цен, отличную по своему механизму от издержек меню или координационных провалов.

В отличие от моделей координационных провалов [35,36], в которых поведение фирм определяется ожиданиями относительно действий конкурентов,

или моделей с издержками меню [5], где решающим фактором выступают прямые издержки на изменение цен, теория привлекательных цен делает акцент на восприятии цен потребителями. Фирмы намеренно избегают округленных значений и устанавливают цены чуть ниже, например, 99 вместо 100 или 199 вместо 200, что воспринимается как более выгодное предложение из-за так называемого эффекта левой цифры (англ. "left-digit effect").

Основные поведенческие предпосылки данной теории заключаются в следующем:

1. Потребители интерпретируют цены, заканчивающиеся на «9», как скидочные или выгодные предложения;
2. В процессе быстрого принятия решений покупатели склонны округлять цену вниз;
3. Фирмы стремятся к сохранению привлекательной цены даже при изменении других характеристик товара (например, упаковки или объема).

Выводами данной теории являются следующие положения:

1. Фирмы реже изменяют цены, если это требует перехода к новой привлекательной отметке, создавая эффект дискретной жесткости;
2. Пересмотры цен происходят скачкообразно, когда сила шока превышает психологический барьер;
3. Поддержание стабильных «психологических» цен способствует устойчивости потребительских ожиданий;
4. Данная стратегия широко применяется на рынках товаров повседневного спроса, одежды, электроники и других категорий.

Таким образом, теория привлекательных цен эффективно дополняет традиционные модели состояния, акцентируя внимание на стратегиях ценообразования, основанных на поведенческих аспектах потребления. Она объясняет как стабильность розничных цен, так и скачкообразные корректировки, наблюдаемые в реальных данных.

### 1.2.3 Гипотеза постоянных предельных издержек

Одной из ключевых предпосылок ряда современных моделей ценообразования с номинальной жесткостью является гипотеза постоянных предельных издержек (англ. "constant marginal cost"), согласно которой предельные издержки производства не изменяются в краткосрочном периоде. Данная гипотеза широко используется в новой кейнсианской литературе, в частности при выводе уравнения инфляции в рамках новой кейнсианской кривой Филлипса (см. [38]), где инфляционное давление формируется через отклонение реальных предельных издержек от их устойчивого уровня.

Гипотеза постоянных предельных издержек основывается на ряде стандартных предпосылок: производственная функция обладает постоянной отдачей от масштаба, рынки факторов (в первую очередь труда) являются конкурентными, а заработные платы — гибкими. Кроме того, предполагается стабильность цен на промежуточные товары и линейная структура издержек. В результате предельные издержки производства становятся независимыми от объема выпуска, что делает поведение фирмы по изменению цен зависящим исключительно от ценовых и инфляционных ожиданий, а не от текущей загрузки мощностей или циклических факторов.

На основании этих предпосылок в рамках моделей типа Кальво или моделей с издержками меню фирмы осуществляют пересмотр цен, когда между фактической и оптимальной ценой возникает значительное отклонение. Таким образом, модели с постоянными предельными издержками органично сочетаются со механизмами ценообразования в зависимости от состояния экономики, в которых решение об изменении цен принимается только при достижении определенного триггера [39]. В уравнении инфляции, построенном на этих основаниях, ценовая динамика зависит в основном от ожидаемой инфляции и

текущего уровня выпуска, что удобно для теоретического анализа и макроэкономического моделирования.

Тем не менее, гипотеза постоянных предельных издержек имеет недостатки. Эмпирические исследования [40,41] показывают, что в ряде отраслей предельные издержки демонстрируют высокую чувствительность к объему выпуска, особенно в периоды перегрузки мощностей или при неэластичном предложении ресурсов. Кроме того, предположение о гибкости заработной платы в краткосрочном периоде слабо подтверждается данными. В частности, опросы менеджеров, проведенные в [42], указывают на существование контрактных и институциональных ограничений, препятствующих быстрой корректировке издержек.

В отличие от гипотезы постоянных предельных издержек, альтернативные объяснения ценовой негибкости — такие как теория координации внутри фирмы [43] и теория немонетарной подстройки [44,45] — акцентируют внимание не на технических свойствах производственной функции, а на организационных, поведенческих и институциональных фрикциях. Так, в рамках подхода [43] ценообразование затруднено из-за необходимости прохождения внутренней цепочки принятия решений, а в модели запасов и немонетарной подстройки [45] фирмы могут реагировать на шоки через изменение уровней запасов или сроков доставки, не затрагивая цену.

Таким образом, несмотря на широкое распространение в DSGE-моделях, гипотеза постоянных предельных издержек представляет собой аналитическое упрощение, которое позволяет выделить роль монетарных факторов в формировании инфляционных процессов. Однако реалистичное моделирование поведения фирм требует учета более широкого спектра фрикций, включая переменные издержки, организационные ограничения и альтернативные механизмы подстройки, что остается важным направлением дальнейших теоретических и эмпирических исследований.

### 1.2.4 Теория координации внутри фирмы

Одним из важных направлений в объяснении ценовой инертности является теория координации внутри фирмы, акцентирующая внимание на организационных ограничениях и процессе принятия решений. В своей работе [43] автор указывает, что даже при наличии очевидного внешнего ценового шока, реакция фирмы на него может быть существенно замедлена из-за внутренней иерархической структуры. В крупной организации изменение цены — это не одномоментное решение одного агента, а результат прохождения через несколько уровней управления: от аналитических подразделений до высшего руководства и, в конечном счете, операционного исполнения.

В рамках такой модели фирма воспринимается не как единый рациональный агент, мгновенно реагирующий на изменения во внешней среде, а как совокупность взаимосвязанных элементов, каждый из которых имеет собственные функции, ограничения и приоритеты. Это порождает дополнительную инерционность: даже при наличии полной информации о шоке и понимания необходимости ценовой корректировки, сама процедура принятия решения может занимать значительное время. В этом смысле иерархические ограничения могут интерпретироваться как форма внутренней зависимости от состояния, при которой вероятность изменения цены определяется не только масштабом шока, но и состоянием организационной структуры и текущей «готовностью» пройти через цепочку согласований.

Эта логика особенно ярко проявляется в отдельных секторах. Например, в фармацевтической промышленности любое изменение отпускной цены на препарат требует не только внутреннего утверждения, но и, зачастую, последующего уведомления регуляторов и пересмотра договоров с дистрибьюторами и аптечными сетями. Такой процесс может занимать от нескольких недель до нескольких месяцев.

В розничной торговле крупные сетевые компании (например, гипермаркеты) сталкиваются с необходимостью централизованного согласования цен: даже если

менеджер на уровне региона видит необходимость изменения, он должен получить согласие центрального офиса, что включает подготовку финансового обоснования, маркетингового анализа и технической реализации через кассовые системы.

В автомобильной отрасли пересмотр цен на продукцию часто связан с производственными циклами: изменение цен на новые модели требует обновления каталогов, информационных систем дилеров, рекламных кампаний и синхронизации с зарубежными подразделениями. Это также относится к высокотехнологичным отраслям, где продукты продаются в международных цепочках: изменение цены в одном регионе требует переоценки стратегии в других, что требует согласования между глобальными офисами, локальными маркетинговыми подразделениями и логистикой.

Современные модели ценообразования все чаще включают этот тип внутренних трений. Например, модели состояния с эндогенной вероятностью пересмотра учитывают не только внешние условия, но и текущую «нагрузку» на управленческую структуру фирмы. В эмпирических исследованиях также находят подтверждение идеи Блайндера [43]. Согласно результатам опросов менеджеров [42], многие из них указывали, что изменения цен зачастую требуют значительных организационных усилий, включая подготовку аналитических обоснований, презентации для совета директоров и внесение изменений в операционные системы.

Таким образом, теория координации внутри фирмы представляет собой важное дополнение к пониманию механизма ценовой жесткости. Она подчеркивает, что реальные экономические агенты действуют в институциональной среде, где поведение формируется не только рациональными ожиданиями, но и ограничениями организационного характера. Это позволяет более полно учитывать источники временных лагов в передаче шоков через систему цен и объясняет устойчивость инфляционных процессов даже при наличии значительных внешних воздействий.

### 1.2.5 Теория запаса и немонетарной подстройки

Еще одним направлением в объяснении ценовой жесткости являются механизмы немонетарной подстройки, при которых фирмы реагируют на внешние шоки не изменением цен, а адаптацией других операционных переменных — уровня запасов, сроков поставки, загрузки производственных мощностей и даже качества обслуживания. В классических работах [43,45] подчеркивается, что такие формы реакции часто оказываются предпочтительными в краткосрочном периоде, особенно в условиях неопределенности или при наличии издержек на изменение цен. Это направление теоретически обосновывает возможность существования гибкости в поведении фирм даже при фиксированных ценах — за счет переноса давления шока на другие элементы операционной стратегии.

Фирмы могут использовать запасы как буфер между колебаниями спроса и стабильностью цен. Это особенно характерно для производственных компаний и оптовых торговцев, где накопление продукции в период низкого спроса позволяет избежать ценовой корректировки, а сокращение запасов при росте спроса — временно поддерживать прежние цены. Такая стратегия позволяет фирме выиграть время на анализ рыночной ситуации и избежать преждевременных или неоптимальных изменений ценовой политики. При этом, как показывают эмпирические данные, фирмы часто рассматривают изменение уровня запасов как более управляемое и менее чувствительное к риску репутационных или конкурентных последствий, чем изменение цен [46].

Особенно наглядно такие практики проявляются в электронной коммерции. Например, Amazon в периоды резкого роста спроса (таких как «черная пятница» или пандемия COVID-19) демонстрировал, как можно минимизировать пересмотр цен, прибегая к немонетарным формам регулирования нагрузки. В условиях логистических сбоев компания временно увеличивала сроки доставки или предлагала альтернативные товары, которые были доступны в регионах с меньшей нагрузкой на склады. При этом изменение цен происходило ограниченно, в

основном по алгоритмически определенным группам товаров с высокой эластичностью. Это позволило Amazon сохранять ценовую стабильность на массовые и чувствительные к восприятию потребителей категории товаров, одновременно регулируя спрос через каналы логистики, ассортимента и скорости обслуживания.

Подобные немонетарные меры особенно актуальны в секторах с высокой конкуренцией, где даже краткосрочное повышение цен может привести к потере потребителей. Это также характерно для B2B-сегмента, где цены часто фиксируются в контрактах на длительный период, и фирмы реагируют на издержки через изменения в объемах поставок, графиках и организационной структуре производства.

С теоретической точки зрения, немонетарная подстройка расширяет понимание моделей состояния, в которых фирма не просто решает, стоит ли менять цену, а выбирает из множества возможных стратегий адаптации к текущему состоянию. Такая гибкость поведения может быть формализована в рамках моделей с множественными каналами реагирования на шоки, где цена является лишь одной из переменных оптимизации. В ряде работ предпринимаются попытки включения переменных запасов и сроков доставки в DSGE-модели (например, [47]), что позволяет более точно калибровать краткосрочные флуктуации производства, загрузки мощностей и инфляции.

Таким образом, учет немонетарных форм подстройки позволяет существенно расширить объяснительные возможности моделей ценовой жесткости. Важно подчеркнуть, что такие формы реакции могут быть обусловлены не только рациональной оптимизацией, но и институциональными, поведенческими и стратегическими ограничениями. Например, сохранение стабильности цен может быть частью долгосрочной маркетинговой стратегии или внутренней корпоративной политики, особенно в секторах, где потребительская лояльность критична. Включение этих факторов в современные макроэкономические модели

остаётся одним из перспективных направлений исследований, направленных на более точное воспроизведение эмпирически наблюдаемой негибкости цен.

В результате рассмотрения поведенческих и институциональных факторов, влияющих на жесткость цен, можно выдвинуть гипотезу, что существует взаимодействие между поведенческими и институциональными ограничениями, которое определяет жесткость цен на рынке. Поведенческие аспекты, такие как восприятие цен потребителями и координационные провалы между фирмами, дополняют традиционные экономические модели, подчеркивая важность стратегического взаимодействия и психологии потребителей в формировании ценовой динамики. В то же время институциональные барьеры, включая антимонопольное регулирование и организационные ограничения, могут усиливать эту жесткость, создавая дополнительные препятствия для изменения цен. Эти факторы действуют одновременно, и их влияние будет важно учитывать при анализе ценовой гибкости в реальной экономике, в частности, на российских данных.

## **Глава 2. Подходы к оценке ценовой жесткости на высокочастотных данных**

Во второй главе рассматриваются подходы к оценке ценовой жесткости на основе высокочастотных данных, что позволяет углубить понимание механизмов ценообразования, выявленных в первой главе. Если в первой главе были проанализированы поведенческие и институциональные факторы, влияющие на жесткость цен, то здесь акцент смещается на эмпирические методы, которые позволяют количественно оценить степень этой жесткости и выявить ее закономерности в различных условиях.

В данной главе рассматриваются ключевые исследования, посвященные применению высокочастотных данных, их методологические аспекты, а также преимущества и недостатки таких данных. Особое внимание уделяется вопросам репрезентативности, техническим сложностям сбора и обработки данных, а также возможностям их использования для анализа структурных сдвигов в ценообразовании, например, в условиях кризисов или пандемий.

### **2.1 Систематизация подходов к оценке жесткости цен на высокочастотных данных**

Одной из первых работ, посвященных изучению поведения цен интернет-ритейлеров, стало исследование [48]. Основная цель исследования состояла в том, чтобы оценить различие между степенью жесткости цен в интернет-магазинах и традиционных (т.е. офлайн-) магазинах, а также получить оценки жесткости для различных стран, типов товаров, и определить, от каких факторов зависит жесткость цен.

Авторы использовали уникальную базу данных по 5 миллионам ценовых котировок, собранных с сайтов-агрегаторов 4-х европейских стран (Франция, Италия, Германия и Великобритания) и США за период с декабря 2004 года по декабрь 2005 года. Данные скачивались на ежедневной основе. На момент сбора

данных интернет-торговля была не слишком широко развита и покрывала в основном непродовольственные товары. Набор данных, собранных авторами, покрывал потребительскую электронику (DVD-плееры, телевизоры, домашние мини-системы), развлекательную электронику (портативные mp3-плееры, цифровые видеокамеры), компьютерную технику (ноутбуки, сканеры), кухонную технику (микроволновые печи, кофемашины), мелкую бытовую технику (пылесосы), крупную бытовую технику (холодильники, стиральные машины) и услуги (фотопроявка). Использование фотопроявки в качестве примера конкретной услуги было продиктовано тем, что услуги в Европе на тот момент были в целом слабо представлены в интернете, и кроме того, фотопроявка являлась достаточно четко определенной категорией услуг, что позволяет сравнивать свойства жесткости цен по ней между различными странами. Практически половина от собранных авторами данных (48%) приходится на данные из США.

Далее в работе описываются стилизованные факты относительно жесткости цен в Европе и США. Авторы отмечают, что несмотря на низкие издержки изменения, цены не менялись на ежедневной основе. Последнее наблюдалось для всех стран и категорий товаров. В среднем на всей выборке (т.е. по всем категориям и рассматриваемым странам) ежедневная частота изменений цен составила 2,6% (т.е. 2,6% ценовых котировок менялись ежедневно). На уровне стран наибольшая частота изменений цен наблюдалась в Италии (около 3,8%), а наименьшая – в Великобритании (2,1%). Средняя частота изменений цен во Франции составила 3,1%, в Германии – 2,7%, в США – 2,5%. Для большей интерпретируемости результатов авторы использовали понятие дюрации, или среднего периода неизменности цен ( $D_k^{av}$ ) [49], который рассчитывается, отталкиваясь от средней частоты ценовых изменений (формула (24)):

$$D_k^{av} = \frac{-1}{\ln(1 - F_k)}, \quad (24)$$

где  $k$  – идентификатор страны или категории товара,  $F_k$  – средняя частота изменения.

Авторы получили разброс оценок средней дюрации от 25 дней во Франции до 68 дней – в США. В среднем для 4-х европейских стран авторы получили оценку в 31 день – то есть цены по используемым в работе данным остаются неизменными в среднем месяц. Авторы отмечают, что эти результаты противоречат оценкам по США на традиционных данных [46], где был получен период неизменности в 6-7 месяцев. Вероятно, более низкая оценка жесткости, полученная авторами, является следствием в целом более высокой частоты изменений в интернете и использованием данных дневной, а не месячной частоты.

На уровне отдельных товаров также наблюдается гетерогенность – так, минимальная средняя частота изменений варьировалась от 1,3% в день для кофемашин до 4,3% – для ноутбуков. После кофемашин, наименьшей средней частотой характеризовались микроволновые печи (1,5% в день), домашние мини-системы (1,5%), пылесосы (1,6%) и холодильники (1,6%). Авторы предполагают, что низкая частота изменений цен на эти категории товаров продиктована относительно более длительным сроком службы и меньшей скоростью морального устаревания по сравнению с остальными товарами, чьи цены в среднем меняются чаще (например, ноутбуками). Стоит также отметить, что среди всех сочетаний продуктовых категорий-исследуемых стран наименьшей частотой изменения характеризовались микроволновые печи в США (0,4% в день), а наибольшей – телевизоры в Великобритании (6,3%).

Авторы отдельно отмечают категорию фотопроявки. За весь рассматриваемый период из 13000 ценовых котировок, собранных для европейских стран, было зафиксировано лишь 14 изменений цен. Этот результат может свидетельствовать о том, что торговля в онлайн-ритейле приводит к повышению гибкости цен в сфере товаров, но не услуг. Сфера услуг в целом отличается более жесткими ценами по сравнению с обычными потребительскими товарами, что было показано, к примеру, на данных США [46].

В работе также отмечается, что гетерогенность в жесткости цен между странами менее выражена по сравнению с гетерогенностью между отдельными категориями товаров и услуг. Так, средняя частота изменений цен по категориям, как было отмечено выше, варьируется от 1,3% (для кофемашин) до 4,3% (для ноутбуков) в день, в то время как между странами средняя частота варьируется от 3,4% (для Франции) до 5,6% (для Великобритании). Нужно сказать, что разница в частотах и на отдельные категории товаров (за исключением микроволновых печей, холодильников и пылесосов) и услуг не сильно варьируется между отдельными странами.

Авторы отмечают, что снижения цен в интернете случаются чаще, чем было найдено по данным европейских офлайн-цен [50]. В работе [50] отмечалось, что лишь 4 из 10 ценовых изменений являются отрицательными. Авторы работы [48] на данных онлайн-цен обнаружили большую долю снижений: от 40% для микроволновых печей в Великобритании до 87% на телевизоры (также в Великобритании). В среднем по всем странам и категориям, доля снижений цен составила 62%. Вместе с тем авторы отмечают, что столь высокая доля снижений может объясняться особенностями товаров в используемой выборке: поскольку основная доля товаров – это электроника с высоким темпом морального устаревания – то частое снижение цен перед введением новой модели является широко распространенным явлением, увеличивающим долю снижений цен на общем фоне.

Авторами также была обнаружена высокая степень гетерогенности между типами магазинов. Так, компании, которые занимаются доставкой товаров по почте, а также ТВ-магазины имеют в среднем наименьшую частоту изменений цен. Этот результат согласуется с концепцией издержек меню, поскольку эти два типа магазинов несут наибольшие издержки при изменении цен по сравнению с остальными типами магазинов. Тот же аргумент объясняет, почему магазины, продающие товары только онлайн, имеют наибольшую частоту изменений цен.

В работе было также обнаружено, что средний размер изменений цен является относительно высоким и составляет 5,4%. Вместе с тем, как отмечают авторы, это число меньше, чем оценки, полученные на традиционных офлайн-данных. Интервал, в котором происходило большинство изменений цен в онлайн-ритейле, составляет от 0 до -1%, что разнится с данными традиционных офлайн-ритейлеров (у которых лишь малая доля изменений находится в промежутке от -2,5% до 2,5% [51]). Последнее также соотносится с предсказаниями концепции издержек меню, поскольку издержки изменения цен у онлайн-ритейлеров ниже, эти изменения для них дешевле, и потому они могут корректировать их чаще.

Наконец, авторы построили панельную логит-модель, в которой изменения цен попытались объяснить как факторами, зависящими от времени (англ. "time-dependent variables"), так и факторами, зависящими от рыночной обстановки (англ. "state-dependent variables").

Результаты модели показали, что частота изменений цен увеличивается с увеличением числа продавцов, предлагающих этот продукт, а также с увеличением доли изменений цен на этот товар, произошедших в предыдущий день. Привлекательные цены (такие как €9,99), а также относительно высокие цены снижают вероятность их изменения при прочих равных. В целом, эти результаты оказываются устойчивыми для всех подвыборок товаров, продающихся во всех рассматриваемых странах.

Ключевым в области изучения поведения цен онлайн-ритейлеров стал проект The Billion Prices Project. Проект значительно отличается от предыдущих попыток сбора данных по ценам онлайн-ритейлеров, поскольку является более широкомасштабным, методологически совершенным и устойчивым во времени. Подробное описание проекта приводится в работе [52].

Авторы проекта отмечают, что его появление было мотивировано манипулированием данными по инфляции в Аргентине с 2007 по 2015 годов. К 2007 году стало понятно, что официально публикуемый уровень инфляции в Аргентине значительно отличается от того, что на самом деле происходит с ценами: это

показывали как расчеты местных экономистов, так и опросы домохозяйств. Авторы будущего проекта стали собирать данные по ценам на ежедневной основе и показали, что на фоне официально заявляемой ежегодной инфляцией за 2007-2011 годов в 8% данные по ценам онлайн-ритейлеров демонстрировали среднюю ежегодную инфляцию в 20%. Авторы на данных онлайн-ритейлеров также показали, что манипуляция с официально публикуемой инфляцией завершилась в декабре 2015 года, с избранием нового правительства в Аргентине. Таким образом, случай с обнаружением значительных статистических расхождений между онлайн- и офлайн-инфляцией показал, что данные по ценам онлайн-ритейлеров обладают существенным потенциалом для использования в измерении инфляции.

Последнее привело к созданию The Billion Prices Project в Массачусетском технологическом институте – проекта по сбору цен онлайн-ритейлеров для нескольких стран, включая США. К 2010 году в проекте уже собиралось около 5 миллионов цен порядка 300 ритейлеров из 50 стран мира. Несмотря на то, что собирать цены в интернете значительно дешевле, чем традиционным офлайн-способом, проект столкнулся с проблемами финансирования, что привело к созданию коммерческого ответвления PriceStats – компании, которая предоставляет данные по высокочастотным индексам для центральных банков и клиентов финансового сектора.

Авторы отмечают важность методологии сбора данных. Авторы тщательно отбирают ритейлеров, используемых как источники данных, используют технологии «веб-скрейпинга» для сбора данных, затем производят очистку и приводят данные в соответствие с целями исследований или измерения инфляции.

Стоит остановиться на первом этапе методологии. Несмотря на огромный массив данных, критически важным для целей измерения и прогнозирования инфляции является тщательный отбор как категорий, так и ритейлеров. Ключевой целью авторов проекта является репрезентативный сбор транзакций. При отборе ритейлеров авторы стараются игнорировать ритейлеров, которые продают свои товары исключительно онлайн, и сосредотачиваются в основном на

мультиканальных ретейлерах – то есть ретейлерах, которые продают товары как через интернет, так и традиционным офлайн-способом (речь идет о таких магазинах, как Walmart). Как поясняют авторы проекта, главная причина такого внимания к мультиканальным ретейлерам состоит в том, что они в подавляющем большинстве стран мира являются вовлеченными в большинство транзакций, что важно с точки зрения репрезентативности ценовых индексов. Авторы также отмечают, что при сборе данных по ценам внутри таких ретейлеров они сосредотачиваются, как правило, на тех категориях товаров, которые являются частью официальной корзины национального индекса потребительских цен, и стараются избежать товаров, которые чрезмерно представлены в онлайн-ритейле (речь о таких товарах, как CD-, DVD-диски, косметика и книги).

После сбора данных авторы приступают к их очистке, стандартизации для соответствия общей схеме базы данных, классификации отдельных товаров по категориям индекса потребительских цен и расчету простых характеристик. Каждый из ретейлеров является уникальной «стратой» с уникальными характеристиками и ценовым поведением. Перед тем, как включить ретейлера в процесс сбора данных для расчета индекса цен, авторы мониторят поведение ретейлера в течение года для идентификации любых специфичных характеристик в собираемых данных чтобы понять, насколько в целом будет полезным включение данного ретейлера для расчета ценовых индексов.

Авторы отмечают, что объем данных и покрытие различных категорий отличается между странами. Для приблизительно 25 стран собираемые авторами данные покрывают как минимум 70% весов локальных индексов потребительских цен.

Следующим после отбора источников данных шагом является процесс непосредственного сбора данных ценовой информации. Авторы используют технологию «веб-скрейпинга», которая с течением времени значительно улучшилась. Если раньше «веб-скрейпинг» требовал от исследователей написания программ на таких языках как Python или PHP, то сегодня существует много

инструментов без необходимости программирования (англ. "point-and-click"), позволяющих без специальных навыков программирования обучить программу на сбор данных с определенных частей страницы. Такое программное обеспечение позволяет создать робота, который будет способен извлекать нужную информацию из веб-сайта с однородной структурой и помещать эту информацию в базу данных. Вызовом для сбора данных является обнаружение ошибок, возникающих с течением времени (например, из-за изменения разметки сайта). Авторы собирают следующие данные: название товара, его описание, бренд, размер, информацию о категории и цену (если доступно, то еще информацию о том, отсутствует ли товар и является ли цена распродажной).

Отдельно авторы сосредоточились на преимуществах и недостатках собираемых данных. Авторы производили сравнение с традиционными данными, лежащими в основе расчета национального индекса потребительских цен, а также данными, собираемыми независимыми агентствами, такими как AC Nielsen.

Одним из главных преимуществ онлайн-данных по ценам является низкая стоимость наблюдений. Как отмечают авторы, издержки сбора хотя и не тривиальны, однако являются гораздо более низкими, чем оплата труда сотрудников, которые будут физически посещать магазины, или стоимость наблюдений у таких провайдеров как AC Nielsen.

Еще одним достоинством онлайн-данных является высокая частота наблюдений – чаще всего, дневная, однако существует возможность собирать данные с любой возможной частотой. Также это преимущество позволяет избежать усреднения по времени, что является частым явлением в сборе традиционных офлайн-данных по ценам.

Третьим важным преимуществом является наличие детализированной информации для всех товаров в выборке ретейлеров. Как правило, это преимущество еще и дополняется большим объемом ценовых котировок, собираемых внутри категорий, чем в случае традиционных данных (в этом случае собирается, как правило, 5-10 котировок на категорию). Такое преимущество

позволяет избежать проблему оценки изменения качества при исчезновении одного товара и появлении другого.

В-четвертых, данные онлайн-ритейлеров не имеют цензурированных рядов цен. Цены на товары собираются до тех пор, пока товар не исчезнет из магазина. Традиционные методы напротив, часто начинают наблюдать новые товары только тогда, когда исчезнет предыдущие, и таким образом информация о более ранней ценовой истории товара не наблюдается.

Пятое преимущество состоит в том, что данные онлайн-ритейлеров собираются удаленно. Авторы указывают, что такое преимущество становится особенно ценным как в случае с Аргентиной, в которой правительство пыталось всячески помешать независимому сбору данных для расчета инфляции. Это преимущество также позволяет сделать сбор данных централизованным и более однородным с точки зрения характеристик собираемых данных.

Шестое преимущество следует из пятого и состоит в том, что наборы собранных данных могут быть прямо сопоставлены между отдельными странами, поскольку методы сбора данных для разных стран применяются одни и те же. Это особенно полезно в исследовательских целях сопоставления между отдельными странами, товарами и временными периодами.

Наконец, данные онлайн-ритейлеров являются доступными в режиме реального времени, с отсутствием какой-либо задержки в доступе и обработке информации. Это преимущество особенно важно для лиц, принимающих оперативные решения в области денежно-кредитной политики и для всех специалистов, нуждающихся в максимально оперативной информации о ценах.

Одним из основных недостатков собираемых данных является гораздо меньшее покрытие ритейлеров и продуктовых категорий, чем в случае собираемой национальными органами статистики. В частности, цены большинства услуг все еще остаются недоступными в интернете, и, кроме того, число и разнообразие ритейлеров остается ограниченным по сравнению с данными официальной статистики.

Еще одним недостатком онлайн-данных по ценам является отсутствие информации о количестве проданных товаров. До сих пор данные онлайн-ритейлеров сочетаются с весами официальной статистики для использования в расчетах, требующих этих весов. Авторы отмечают, что данные независимых агентств, таких как AC Nielsen, напротив, имеют детализированную информацию о количестве проданных товаров, и потому могут быть потенциально использованы как источник высокочастотных данных о весах в некоторых категориях товаров, например в продовольствии.

Авторы отдельно останавливаются на вопросе о том, являются ли цены онлайн- и офлайн- различными. Этот вопрос является важным, поскольку распространение выводов из онлайн- на офлайн-торговлю требует предпосылки, что цены в целом ведут себя одинаково (а для некоторых выводов требуется также, чтобы и уровни цен совпадали). В работах [53–55] авторы показали, что в онлайн-ритейле цены, по-видимому, меняются чаще и на меньшую величину, чем цены, лежащие в основе расчета индекса потребительских цен [49]. Однако, ритейлеры, которые использовались в вышеупомянутых исследованиях, как правило продавали свою продукцию только через интернет, что отличается от используемых в работе данных по мультиканальным ритейлерам.

Чтобы понять, насколько отличаются цены и их динамика в онлайн- и офлайн-ритейле для мультиканальных ритейлеров, в работе [52] были описаны данные по ценам на 24000 товаров, которые собирались одновременно онлайн- и офлайн в 56 крупнейших ритейлерах 10 стран. Сопоставление было реализовано путем создания специального программного обеспечения для регистрации цен в физических магазинах, привлечения волонтеров и техник «веб-скрейпинга». Прямое сопоставление показало как высокую степень схожести в уровнях цен, так и в частоте и размере изменений цен. Результаты показали, что 70% уровней цен на один и тот же товар схожи в онлайн- и офлайн-ритейле. Изменения цен хотя и не были точно синхронизированы, однако размер и частота изменений в целом были схожи между собой. Стоит заметить, что отсутствие синхронизации может в

целом приводить к тому, что изменения онлайн-цен, вероятно, могут предсказывать изменения цен в офлайн-ритейле.

Часть исследования [52] была посвящена изучению построения индексов инфляции на данных онлайн-ритейлеров. Авторы на примере нескольких латиноамериканских стран показывают, что данные по ценам онлайн-ритейлеров могут быть качественным альтернативным источником для построения индексов, которые будут демонстрировать близкую динамику к официальным индексам цен. Различие возникает в основном в уровне инфляции, но не в динамике индекса с течением времени. Авторы также показывают, что онлайн-индекс значительно быстрее, чем официальный, реагирует на агрегированные шоки.

Кроме того, синхронность онлайн- и офлайн-индексов инфляции для разных стран оказывается различным. Авторы показывают, что для США эти индексы демонстрируют очень близкую между собой динамику в течение 7 лет наблюдений. Столь высокая степень сходства объясняется относительно высокой (по сравнению с другими странами) долей интернет-торговли в общем объеме розничной торговли США, а также высокой долей мультиканальных ритейлеров в общем торговом обороте. В целом индексы, построенные на данных онлайн-ритейлеров, достаточно близко реплицируют поведение официальной инфляции, что справедливо как для крупных, так и для малых стран, для развитых и для развивающихся рынков.

Авторы отдельно сосредотачивают внимание на возможности онлайн-индекса цен предсказывать будущее направление и амплитуду изменений в офлайн-инфляции после того или иного шока. Так, в 2008 году, после банкротства Lehman Brother's в США онлайн-индекс продемонстрировал драматическое падение практически сразу, в то время как официальному индексу потребовалось 2 месяца, чтобы показать тенденцию инфляции к замедлению.

Важной проблемой для сбора данных на длинную перспективу является т.н. «перекрытие качества» (англ. "overlapping quality"). Проблема состоит в том, что при исчезновении того или иного товара из продажи его требуется заменить на новый товар, однако для сохранения сопоставимости ряда во времени нужно

нивелировать различие в качестве между старым и новым товарами. Поскольку возможности статистических органов по сбору данных не такие широкие, как в случае сбора данных онлайн-ритейлеров, то на каждую категорию товаров им приходится собирать сильно ограниченное количество товаров или услуг. В большинстве национальных статистических ведомств используются различные техники для аппроксимации динамики в момент перехода от одного товара к другому, которые помогают сгладить различия в качестве заменяемых товаров. Часто для этих целей используются гедонистические регрессии, однако зачастую они имеют ряд ограничений, связанных с оценкой качества товаров. Данные онлайн-ритейлеров в этих ситуациях имеют преимущество, поскольку из-за большого числа собираемых марок/моделей/уникальных товаров в рамках каждой из категорий исчезновение одного из товаров не сильно влияет на общую динамику цен.

Как было отмечено ранее, онлайн-индекс полезен для предсказания официальной инфляции. Для документирования этого факта авторы построили авторегрессионную модель с распределенным лагом, где в качестве зависимой переменной был использован официальным ИПЦ США и онлайн-индекс цен в качестве независимой переменной, и рассчитали импульсные отклики, чтобы посмотреть, как шоки онлайн-индекса влияют на офлайн-индекс с течением времени. Были использованы ежемесячные разности как в случае зависимой, так и независимой переменной, а также 6 лагов запаздывания каждой из переменных. Результаты показали, что для США традиционный офлайн-индекс требует нескольких месяцев для учета информации из изменения онлайн-индекса. На уровне отдельных секторов наиболее быстрый эффект наблюдается в области цен на топливо и наиболее медленный – в сфере продуктов и электроники. Авторы подчеркивают, что способность онлайн-индексов предсказывать поведение офлайн-индекса может объясняться задержкой в публикации данных традиционных индексов, различиями в выборках магазинов, а также более быстрой адаптацией цен в онлайн-ритейле для некоторых отдельных секторов.

Еще одним приложением данных по ценам онлайн-ритейлеров является уточнение выводов и оценок по жесткости цен. Последнее является фундаментальным элементом многих макроэкономических моделей. В последние десятилетия появился большой объем эмпирической литературы, посвященной оценке тех или иных аспектов поведения цен на микроуровне и изучению оснований этого поведения (см., к примеру, [1,32,46]). Эти исследования стали возможны благодаря беспрецедентному доступу исследователей к базам данных по ценам, лежащим в основе расчета национальных индексов потребительских цен.

Вместе с тем, работа [56] на данных онлайн-ритейлеров показала, что полученные выводы являются смещенными из-за характеристик данных по ценам, используемым для построения индексов потребительских цен, а также данных независимых агентств. В частности, автор показал, что два свойства этих данных ведут к смещению: усреднение цен во времени (характерно для данных независимых агентств) [57] и специфическая для данных по ценам официальных статистических ведомств замена пропущенных цен. Автор подчеркивает, что онлайн-данные по ценам лишены подобных проблем, поскольку однажды настроенная программа по сбору цен собирает их на ежедневной основе (таким образом, отсутствие усреднение в конце недели) и без замены пропущенных цен какими-либо методами (как в случае данных национальных статистических ведомств).

Используемый авторами онлайн-датасет включает в себя более 60 миллионов ежедневных наблюдений по ценам в пяти странах: Аргентина, Бразилия, Чили, Колумбия и США. Данные были собраны с сайтов 8 разных компаний за период с 2007 по 2010 годов. Для США использовались данные 4 крупнейших ритейлеров в стране: супермаркет, гипермаркет/универмаг, аптека и ритейлер, который продает в основном электронику. В других странах использовались данные крупнейшего ритейлера в стране. Все эти ритейлеры являются лидерами в своих странах с рыночной долей около 28% в Аргентине, 15% в Бразилии, 27% в Чили и 30% в Колумбии. Авторы отмечают, что в данных встречается большое количество

пропущенных наблюдений (в основном вследствие ошибок в «веб-скрейпинге» или временном отсутствии товара на складе). В зависимости от страны, доля пропущенных значений варьируется от 22% до 37% от всех наблюдений. Часть изменений цен оказалась слишком большой по амплитуде, что является следствием ошибок в процессе сбора данных. По этой причине из данных были удалены изменения свыше 200% и меньше -70%.

Чтобы показать эффект усреднения, который применяется в данных агентства Nielsen, автор сопоставляет динамику цен для одного и того же ретейлера, его местоположения и временного периода онлайн- и офлайн-. Автор на данных онлайн-ретейлеров производит симуляцию этих же данных, используя для каждого товара еженедельное усреднение по ценам, что производит близкое соответствие данным Nielsen. Еженедельное усреднение приводит к тому, что одно изменение цен превращается в два последовательных изменения цен, что порождает более частые и меньшие по размеру изменения цен, что полностью меняет распределение ценовых изменений. Кроме того, это приводит к тому, что функция риска (англ. "hazard function", важный динамический показатель поведения цен, показывающий какова вероятность изменения цены в случае, если она не менялась  $t$  периодов) искажается и становится полностью убывающей – с искусственным пиком изменений на первой неделе.

Автор показал, что средний период неизменности цен и размер изменений сокращается примерно на 50%, и такой эффект наблюдается для всех стран. Этот результат объясняет полученные в литературе результаты обнаружения очень гибких цен. Было обнаружено также, что для США средний период неизменности цен составляет 1,53 месяца, против оценок на данных независимых агентств, варьирующихся от 0,6 до 1 месяца. Использование симуляции усреднения на онлайн-данных породило средний период изменения, равный 0,8 месяцам, что является средним значением между 0,6 и 1 месяцам. Чтобы сделать сравнение более точным, автором были приобретены данные независимого агентства для одного и того же ретейлера, локации и временного периода на онлайн-данных и

данных этого агентства. В результате была получена оценка в 0,8 месяцев, что соответствует усреднению по онлайн-данным для того же самого ретейлера, почтового индекса и временного периода.

Вместе с тем, среднему периоду изменений цен в литературе уделяется меньше внимания, чем распределению изменений цен. Автор показывает, что распределение изменений цен в онлайн-ритейле является в большей степени бимодальным, с очень малым количеством изменений, близких к 0. Данные независимых агентств, напротив, демонстрируют одномодальное распределение изменений цен с очень высокой долей изменений, близких к 0. Автор отмечает, что такое распределение является превалирующим в литературе и послужило мотивацией к созданию моделей ценообразования, учитывающей малые изменения цен. Таким образом, еженедельное усреднение цен может объяснять различие в полученных выводах. Из-за усреднения цен, количество малых по модулю изменений становится значительно больше, что приводит к одномодальности распределения. Автор также подчеркивает, что малая доля околонулевых изменений и наличие двух мод соответствует предсказаниям гипотезе издержек меню, главной идеей которой является отсутствие малых изменений из-за их неоптимальности.

Наконец, усреднение во времени влияет на оценки функций риска. Функции риска показывают зависимость вероятности изменения цены от срока ее неизменности. Функция является важной с точки зрения определения того, какая из моделей ценообразования является более адекватной наблюдаемым данным. Модели с «издержками меню» предполагают, что функция риска является возрастающей, поскольку со временем все больше товаров оказываются за границами своего «бездействия» и выгоды от изменения цены вынуждают все большее число фирм принимать решение об изменении цен, таким образом вероятность изменения цен со временем растет. Модели, в которых ценообразование зависит от времени, напротив, предполагают либо отсутствие взаимосвязи между сроком изменения цен и вероятности изменения (как в модели

Кальво), либо генерируют пики вероятности в определенные периоды «жизни» цены (как в модели Тейлора). Усреднение цен во времени приводит к тому, что функция риска становится строго убывающей, с высоким значением вероятности изменения цен в первую неделю. Напротив, функция риска, построенная на данных онлайн-ритейлеров имеет форму горба: сначала вероятность изменения цен растет со временем, затем постепенно падает. Увеличение вероятности изменения цен в начале функции также совпадает с выводами моделей издержек меню в том, что чем дольше цена остается неизменной, тем больше она отклоняется от оптимальной цены (в условиях устойчивых шоков, таких как накопленная инфляция), и тем выше становится вероятность изменения цен.

Авторы также остановились на эффектах, которые производит замещение пропущенных наблюдений по ценам на данных по расчету ИПЦ. Эти данные не подвержены усреднению во времени, как было описано выше, поскольку собираются один раз в месяц сотрудниками статистических ведомств. Однако, в случае отсутствия определенного товара в наличии, цена на него не регистрируется и заменяется определенным способом. Отсутствие наблюдений может быть связано с заменой товара на другой товар (из-за его исчезновения из продажи) или его временной недоступностью (отсутствие на складе).

Для замены пропущенных наблюдений многие статистические ведомства используют специальный метод – т.н. «относительное вменение по ячейкам» (англ. "cell-relative imputation"). В рамках этого подхода цены на отсутствующий товар заменяются предыдущей ценой этого товара, умноженной на среднюю динамику внутри категории. Авторы указывают, что такой подход может механически приводить к увеличению частоты изменения цен, а также снижать размер этих изменений.

Чтобы проиллюстрировать эффект замещения пропущенных наблюдений средней динамикой по категории автор произвел симуляцию отсутствия наблюдений на данных онлайн-ритейлеров. Были отобраны цены на 15-ое число каждого месяца. Затем для каждого товара пропущенные цены были заменены

предыдущей ценой, умноженной на геометрическое среднее изменений внутри той же категории товаров.

Результаты симуляции показали, что подход замещения пропущенных наблюдений драматически снижает дюрацию, или среднюю продолжительность неизменности цен. Ежемесячная дюрация сократилась с 4,7 месяцев до 3,35 месяцев, что близко к оценкам на данных, лежащих в основе расчета ИПЦ для США [32]. Таким образом, оценки частоты изменений цен на данных ИПЦ завышены из-за использования такого подхода замещения пропущенных наблюдений.

Эффект замещения пропущенных наблюдений также отражается и на размерах изменений цен. «Относительное вменение по ячейкам» приводит к тому, что средний размер изменений цен по модулю сокращается в США с 20,8% до 16,2%, а также увеличивается доля изменений цен ниже 1% и 5% по модулю [49], что также близко к оценкам [32]. В качестве дополнительной иллюстрации автор приводит график распределения изменений цен на ежемесячных онлайн-данных с симуляцией и без симуляции относительного вменения по ячейкам. Иллюстрация показывает, что, как и в случае с усреднением цен во времени, главным последствием замещения приводит к росту доли малых изменений цен. В случае использования такого замещения распределение цен становится одномодальным, тогда как без симуляции оно является бимодальным, что драматически искажает выводы о действительном поведении цен.

Также, как и в случае усреднения во времени, относительное вменение по ячейкам отражается и на функции риска порождением в ней ярко выраженного нисходящего наклона. Использование замещения пропущенных наблюдений приводит к возникновению двух последовательных изменений цен, что увеличивает вероятность изменения цены в первый месяц ее «жизни».

Автор указывает, что выраженность эффектов смещения на настоящих данных ИПЦ может быть, однако, ниже, чем продемонстрировано им на симуляционных онлайн-данных. Одна из причин состоит в том, что доля

пропущенных наблюдений в симуляции выше, чем заявленная в работе [32] (в последней эта доля равна 7%). Во-вторых, не все пропущенные значения цен заменяются методикой «относительного вменения по ячейкам». Тем не менее, проведенная автором статьи симуляция указывает на то, что следует учитывать вышеуказанные особенности данных ИПЦ при оценке на их основе статистик жесткости цен.

В ряде исследований было отмечено, что степень ценовой жесткости по непродовольственным товарам в офлайн-ритейле выше, чем на рынке интернет-ритейла (см., к примеру, [55,58]). Так, например, в работе [58] было показано, что цены на электронику в Северной Америке меняются в среднем в два раза меньше по магнитуде, чем в офлайн-магазинах, и чаще (в среднем раз в 3 недели). Однако в исследовании [52] было показано для мультиканальных ритейлеров различие по частоте изменений менее существенно. В связи с этим отдельный интерес представляет работа [59], в рамках которой был проведен анализ ценового поведения фирмы, которая традиционно продавала свои товары офлайн, после ее поглощения онлайн-платформой.

Авторы использовали данные по ценам Amazon Fresh – онлайн-платформы по продаже продуктов питания, которая в 2017 году поглотила Whole Foods Market – рынок здорового питания, существующий с 2007 года и реализующий т.н. «цельные» продукты (англ. "whole foods", в которые в основном входят фермерские товары). Выборка данных охватывает период чуть более года – с ноября 2017 года по февраль 2019 года. Данные собирались с сайта Amazon Fresh (локация – Нью-Йорк) по 8 крупным категориям – хлебобулочные изделия, молочные продукты, деликатесы, замороженные продукты, мясо и морепродукты, готовые продукты, овощи и цельные продукты. Последняя категория включает в себя товары поглощенной Whole Foods Market, которые доступны через Amazon Fresh. При этом важно отметить, что компания Whole Foods Market продолжила традиционный бизнес по продаже товаров в офлайн-точках.

Чтобы получить наиболее состоятельные оценки с точки зрения жесткости цен, авторы использовали данные по продуктам, которые были доступны к продаже как минимум в течение года. Таким образом, все сезонные и временные товары были исключены из выборки. Еще одним критерием добавления в выборку было наличие не более 15 пропущенных наблюдений с тем, чтобы получить наиболее полный и непрерывный набор данных. Пропущенные наблюдения могли являться следствием технических ошибок и временной недоступности товаров. Для замещения пропущенных значений авторы использовали последнюю доступную информацию о цене. Наличие пропущенных наблюдений было незначительным и потому не приводило к систематическому смещению в выводах.

Для исследования жесткости цен авторы использовали панельную логит-модель, в рамках которой результирующей переменной была переменная-индикатор изменения цены на товар  $i$  в момент  $t$  (формула (25)):

$$I_{it} = \begin{cases} 0, & p_{it} = p_{it-1}, \\ 1, & p_{it} \neq p_{it-1}, \end{cases} \quad (25)$$

где  $I_{it}$  – функция-индикатор, принимающая значение 0, в случае отсутствия изменения цены, и 1 в случае, если цена поменялась. Сама спецификация уравнения выглядела следующим образом (формула (26)):

$$\begin{aligned} \text{logit}(I_{it}) = & \beta_0 + \beta_1 w_1 (price_{it} - \overline{price}_i) + \beta_1 w_2 (fx_{it} - \overline{fx}_i) + \\ & \beta_1 w_3 (cyberweek_{it} - \overline{cyberweek}_i) + \beta_1 w_4 (fedholiday_{it} - \overline{fedholiday}_i) + \\ & \beta_1 w_5 (weekday_{it} - \overline{weekday}_i) + \beta_1 w_6 (month_{it} - \overline{month}_i) + \beta_{2B1} \overline{price}_i + \\ & \beta_{2B2} \overline{fx}_i + \beta_{2B3} \overline{cyberweek}_i + \\ & \beta_{2B4} \overline{fedholiday}_i + \beta_{2B5} \overline{weekday}_i + \beta_{2B6} \overline{month}_i + \\ & \beta_3 category_i + (v_{i0} + \tau_{it}) \end{aligned} \quad (26)$$

где  $price_{it}$  – цена товара  $i$  в момент  $t$ ,  $cyberweek_{it}$  – дамми-переменная на кибернеделю для товара  $i$  в момент  $t$ ,  $fx_{it}$  – валютный курс,  $fedholiday_{it}$  – дамми-переменная на государственные праздники для товара  $i$  в момент  $t$ ,  $weekday_{it}$  – дамми-переменная на выходные для товара  $i$  в момент  $t$ ,  $month_{it}$  – дамми-переменная на месяц для товара  $i$  в момент  $t$ ,  $category_{it}$  – категория товара  $i$ .

Авторы обнаружили, что более дорогие товары меняют цены реже, чем более дешевые. Этот результат может быть связан с высокой долей стоимости сырья в более дешевых товарах, а сырье в целом имеет более волатильные цены, чем товары с более высокой добавленной стоимостью. Основную роль в определении частоты изменения цен играет категория, к которой относится товар. Так, например, цены на молочные продукты меняются чаще, чем цены на мясо и рыбу (средний период неизменности цен на молочную продукцию – 2 недели, против 39 дней на последнюю). Остальные факторы, среди которых день недели, месяц или определенное событие (т.н. «кибернеделя» или федеральный праздник) играют значительно меньшую роль в объяснении частоты изменения цен.

Авторы также проанализировали поведение цен на товары здорового питания, реализуемые через Amazon Fresh. Было обнаружено, что несмотря на поглощение Whole Foods Market онлайн-платформой Amazon в 2017 году, цены на эти товары не стали меняться чаще. В среднем цены на эти товары меняются один раз в год, что соответствует результатам исследований офлайн-продуктов. В качестве объяснения столь редких изменений авторы приводят довод, что ценовые практики в этой категории продуктов стали наследниками традиционного офлайн-ценообразования, в рамках которого потребители ценят товары за их стабильные цены. Во-вторых, размер изменений этих цен значителен (медианное изменение составило 35,7%). Наконец, значительную роль играют распродажи, составляя 7,75% всех изменений (против 4,24% по всей выборке).

Знаковым исследованием стала работа [60]. Эта работа посвящена изучению ценовых тенденций в продуктовом онлайн-ритейле США в период острой стадии пандемии COVID-19. Одним из главных преимуществ исследования является

анализ поведения онлайн-ритейлеров в ответ на резкие шоки спроса в экономике и того, как цены в онлайн-ритейле ведут себя похожим образом на общую динамику цен в экономике.

Ситуация с пандемией коронавируса стала уникальным и ценным для исследователей ценовой динамики материалом для изучения. Во время пандемии продовольственное потребление сместилось с посещения ресторанов и кафе на потребление еды дома, при том, что в предыдущие годы более половины потребления еды американцев приходилось на посещение заведений вне дома. Во-вторых, люди в первый месяц введения ограничений стали значительно запасаться едой прозапас. Паническое потребление вылилось в бурный рост трат с кредитных карт – рост составил более чем 70% в середине марта 2020 года по сравнению с январем. Наконец, из-за ограничений физического взаимодействия многие люди перешли на использование доставки товаров на дом, в том числе продуктов питания. В марте 2020 года доля пользователей [49], впервые воспользовавшихся сервисом доставки еды, составила 41% от всех продаж онлайн-ритейлеров.

Все вышеперечисленное привело к бурному росту спроса на товары онлайн-ритейлеров, и автор сосредоточила внимание на одной из крупнейших сетей доставки еды в США – Amazon Fresh. Данные, которые она использовала, охватывали цены, собранные с сайта Amazon Fresh для локации Лос-Анджелес за период с 2 декабря 2019 года по 18 июня 2020 года на ежедневной основе. Информация была собрана по следующим категориям: детское питание, напитки, хлеб и выпечка, продукты для завтрака, конфеты и шоколад, молочные продукты, яйца, деликатесы и готовые блюда, замороженные продукты, мясо и морепродукты, готовая еда и снеки. Всего было собрано 2 миллиона наблюдений по 19118 продуктам.

Автор разделила весь период наблюдений на 4 подпериода: период до COVID-19 (с 2 декабря 2019 по начало введения карантина в китайском Ухане 22 января 2020 года), период подготовки к ограничениям (с 23 января по 18 марта 2020 года), периодом локдауна (с 19 марта по 5 июня 2020 года) и периодом после начала

снятия ограничений (с 6 июня 2020 года). Автор сосредоточила свое внимание на двух показателях: изменение уровня цен (выраженного в медиане цены) и доле товаров, продающихся со скидкой.

Результаты показали, что во время пандемии доля товаров, продающихся со скидкой, сократилась с 30% (до COVID-19) до 23,55% во время локдауна в апреле-мае 2020 года. Даже после снятия ограничений тренд на сокращение этой доли сохранился, достигнув 20,3%. Это явление было характерно для всех категорий продуктов, за исключением овощей и фруктов, где изначально доля товаров, продающихся со скидкой, была относительно низкой (17,82%) и в течение локдауна выросла до 20,11%.

Автор также проанализировала изменение уровня цен в условиях разных подпериодов пандемии. Для всей выборки в целом было обнаружено, что медианная цены снизилась после допандемийной стадии с 3,59 долл. США до 3,51 долл. США и временно увеличилась до 3,64 долларов во время локдауна, после чего вновь снизилась до 3,5 долларов после снятия ограничений. Несмотря на статистически значимые различия между подпериодами, в целом по выборке явный тренд не был обнаружен.

Вместе с тем динамика по отдельным группам товаров показала более существенный тренд. Так, значительно выросли цены на хлебобулочные изделия (+0,25 долл. США), деликатесы и готовую еду (+0,19 долл. США), готовые завтраки (+ 0,14 долл. США), сэнки (+0,06 долл. США) и молочную продукцию (+0,05 долл. США). Для других категорий товаров цены в период локдауна существенно снизились: так, снизились цены на мясо и морепродукты (- 0,49 долл. США), напитки (-0,25 долл. США), овощи и фрукты (-0,10 долл. США), детское питание (-0,09 долл. США), конфеты и шоколад (-0,07 долл. США) и замороженные продукты (-0,07 долл. США).

По некоторым товарам автору были доступны данные об изменении цен год к году. В период подготовки к ограничениям и во время локдауна медианная (по всей выборке) цена снизилась на 0,01 долл. США. Таким образом, несмотря на

всплеск спроса во время пандемии, Amazon не отреагировал на кризис ростом уровня цен и даже снизил цены по сравнению с предыдущим годом.

В целях анализа факторов изменения цен автор построила логит модель, куда в качестве объясняющих переменных были включены дамми-переменные на подпериоды пандемии и группы продуктов, а также их совместные произведения (формула (27)):

$$\begin{aligned} \text{logit}(p_{it}) = & \alpha + \beta_1 \text{phase}_t + \beta_2 \text{cat}_i + \beta_3 \text{convenience}_i \\ & + \beta_4 \sum (\text{cat}_i \times \text{phase}_t) \\ & + \beta_5 \sum (\text{convenience}_i \times \text{phase}_t) + \tau_{it}, \end{aligned} \quad (27)$$

где  $p_{it}$  – индикатор увеличения цены товара  $i$  в момент  $t$ ,  $\text{phase}_t$  – индикатор фазы  $t$ ,  $\text{cat}_i$  – индикатор категории товара  $i$ ,  $\text{convenience}_i$  – индикатор того, что товар  $i$  относится к товарам с названием, включающим следующие ключевые слова: «консервы», «СВЧ», «минут», «быстрый», «готовый».

Результаты оценки модели показали, что увеличение цен чаще встречалось в период подготовки к ограничениям и в период после снятия ограничений, чем во время локдауна и допандемийного периода. Произведения факторов показали, что после начала локдауна резко вырос средний предельный эффект роста цен на замороженные и скоропортящиеся продукты. Для товаров потенциально высокого спроса (с одним из ключевых слов в названии – «консервы», «СВЧ», «минут», «быстрый», «готовый») наблюдалось лишь незначительное повышение вероятности изменения цены (средний предельный эффект составил +0,2%).

На фоне полученных результатов представляет интерес тот факт, что в целом по время пандемии по данным статистического бюро в США наблюдался рост цен на продукты: так, например, стоимость мяса в мае увеличилась на 10% год к году. В то же время цены на товары из группы мяса и морепродуктов в Amazon Fresh снизились во время апреля-мая 2020 года и характеризовались медианой ниже на 2,5% чем в предыдущий год. Последнее указывает на то, что на ценовое поведение

онлайн-ритейлеров может зависеть от факторов, отличных от общего макроэкономического тренда и рыночной ситуации. Автор отмечает, что Амазон вероятно применяет стратегию низких цен, за счет чего позиционирует свое преимущество в сфере продовольственного ретейла.

Таким образом, в работе [59] было показано, что относительно дорогие товары меняются в цене реже, чем более дешевые. Частота изменения цен во многом определяется категорией товара и почти не зависит от факторов времени, таких как день недели, месяц или определенное событие. Поглощение онлайн-платформой Amazon Fresh офлайн-ритейла The Whole Markets не поменял частоту изменения цен в последнем.

Анализ изменения цен в онлайн-ритейле в период пандемии [60] показал, что в отличие от общего уровня цен в экономике США, цены в онлайн-ритейле в целом не повысились в период пандемии и даже несколько снизились для определенных групп товаров. Вместе с тем во время локдауна наблюдались повышения цен для определенных категорий товаров, пользующихся высоким спросом, таких как замороженные продукты и готовая еда.

В контексте расширяющейся литературы по эмпирическому исследованию ценовой жесткости на микроуровне особый интерес представляет работа Джаохадзе и Синельниковой-Мурылевой [61], основанная на высокочастотных данных о ценах в онлайн-торговле в Российской Федерации. В отличие от традиционных источников, таких как опросы бизнеса или агрегированные выборки розничных индексов, данное исследование использует массив ежедневных наблюдений за ценами в крупных интернет-магазинах Москвы за период с сентября 2020 года по июнь 2023 года. Этот временной интервал охватывает как до-, так и посткризисный этап, связанный с институциональными и макроэкономическими изменениями, вызванными геополитическим шоком 2022 года, что позволяет исследовать структурные сдвиги в механизмах ценообразования.

Методология построена на логистической регрессии, моделирующей вероятность изменения цены в зависимости от набора факторов, включая

характеристики товара, рыночную среду и поведенческие особенности продавца. Ключевым элементом модели является взаимодействие переменных с временным индикатором, позволяющим различить эффекты до и после февраля 2022 года. Одной из центральных переменных выступает дисперсия инфляционного индекса как прокси-оценка неопределенности. До кризиса наблюдается положительное влияние этой переменной на вероятность изменения цен [49], что соответствует подходам моделей ценообразования, зависящего от состояния экономики, с информационным триггером. Однако после 2022 года знак коэффициента меняется на отрицательный, что указывает на рост инерционности ценового поведения при высокой неопределенности.

Существенное внимание уделяется феномену «привлекательных цен» (цены, оканчивающиеся на 0, 5 или 9). До 2022 года такие цены демонстрировали статистически значимо меньшую вероятность корректировки, что подтверждает наличие дискретных порогов в поведении продавцов. Однако в условиях структурного сдвига данный эффект нивелировался, несмотря на рост доли привлекательных цен в структуре прайс-листов.

Также был изучен эффект ценовой синхронизации. В обоих подпериодах вероятность изменения цены увеличивалась с ростом доли аналогичных товаров, по которым ранее произошли корректировки, что свидетельствует о координационном поведении. Тем не менее, сила этого эффекта снизилась почти в шесть раз после 2022 года, что можно трактовать как ослабление механизмов конкурентной имитации или ухудшение прозрачности рыночной информации.

Дополнительно исследована периодичность корректировок: наблюдаются кластеры изменений с кратностью в 7, 14, 21 и 28 дней, что может отражать внутренние циклы административного ценообразования. Отдельный анализ эффекта рыночной доли показал ее нелинейное влияние: до определенного порога увеличение доли увеличивает гибкость, тогда как после — стабилизирует цену; на втором периоде данная зависимость не обнаруживается. Также выявлено изменение во временных шаблонах ценообразования: если до шока изменения

происходили преимущественно в конце недели, то после — в начале, что, вероятно, связано с логистикой или изменением внутреннего планирования.

Таким образом, результаты исследования иллюстрируют важные аспекты трансформации ценовой политики российских онлайн-продавцов в условиях макроэкономической нестабильности. Эти данные позволяют одновременно валидировать положения моделей зависимости от времени и моделей состояния и выявить особенности цифрового сегмента, включая ослабление поведенческих паттернов и изменение стратегий межфирменного взаимодействия. Выводы исследования могут быть полезны для параметризации структурных DSGE-моделей, учитывающих микроуровневую инерционность и гетерогенность реакции на шоки.

Одним из направлений использования данных по ценам онлайн-ритейлеров стало прогнозирование офлайн-инфляции. Одной из первых работ, посвященных использованию онлайн-данных в таком ключе, стало исследование [62]. Авторы на данных онлайн-ритейлеров показали, что использование таких данных позволяет превзойти прогностические свойства различных традиционных офлайн-моделей, а также опросы профессиональных аналитиков.

Авторы использовали данные по ценам онлайн-ритейлеров компании PriceStats (коммерческое ответвление проекта The Billion Prices Project [52]) по следующим странам: Австралия, Канада, Франция, Германия, Греция, Ирландия, Италия, Нидерланды, Великобритания и США за период с июля 2008 г. по сентябрь 2016 г. Основная цель авторов состояла в предсказании значений месячного сезонно не сглаженного индекса потребительских цен, рассчитанного для каждой из указанных стран. Авторы также указывают, что дневная частота данных онлайн-ритейлеров является преимуществом перед другими мерами инфляции, поскольку помогает обнаружить изменения в инфляционных трендах раньше конца месяца. Еще одно преимущество состоит в том, что индексы онлайн-ритейлеров публикуются сразу, тогда как как показатели ИПЦ обычно публикуются спустя 15 дней после сбора информации.

Модель, используемая авторами для прогнозирования ИПЦ, предлагается в следующем виде (формула (28)):

$$E_{t-1}p_t = \hat{\alpha} + \sum_{i=1}^p \hat{\beta}_{t-i} p_{t-i} + \sum_{i=0}^p \hat{\theta}_{t-i} f_{t-i} + \sum_{i=0}^p \hat{\gamma}_{t-i} o_{t-i} + \sum_{i=0}^p \hat{\eta}_{t-i} of_{t-i}, \quad (28)$$

где  $p_t$  – индекс инфляции,  $f_t$  – индекс инфляции, построенный на данных по офлайн-ценам на бензин и дизельное топливо,  $o_t$  – онлайн-индекс инфляции,  $of_t$  – онлайн-индекс инфляции, построенный на данных по офлайн-ценам на бензин и дизельное топливо. Использование данных по дизельному топливу и бензину объясняется тем, что индексы по этим данным традиционно считаются хорошим предиктором для инфляции.

Оценка уравнения (27) сравнивается с 5 моделями-бенчмарками. Первая модель – это уравнение (27) без учета индексов, построенных на онлайн-данных. Сравнение с этой моделью позволяет оценить общее влияние добавления онлайн-индикаторов на прогнозирование инфляции. Второе сравнение проводится с прогнозами на 1 месяц вперед, опубликованным Bloomberg: прогноз, который является одним из самых известных прогнозов на рынке. Наконец, производится сравнение с тремя моделями, являющимися традиционными бенчмарками в литературе: AR(p), случайное блуждание (RW) и кривая Филипса.

Авторы оценивают прогноз на один, два и три месяца вперед и затем на основе этих прогнозов рассчитывают квартальный и годовой прогнозы инфляции в США. Сравнение результатов модели (27) с результатами прогнозов вышеназванных бенчмарков показало, что качество прогнозов на основе модели с включением данных онлайн-ритейлеров значительно превосходит прогностические свойства моделей на традиционных офлайн-данных (таблица 2). Таким образом, в работе была впервые продемонстрирована полезность данных онлайн-ритейлеров для улучшения прогнозных свойств традиционных моделей прогнозирования инфляции.

Таблица 2 – Среднеквадратичные оценки прогнозов из работы [62]

Онлайн	Офлайн	Средний прогноз Блумберг	Медиана прогнозов Блумберг	AR(p)	Кривая Филлипса	RW
0,429	0,806	1,677	1,785	1,198	1,968	1,138

Примечание – Источник: составлено [62]

Еще одним исследованием, посвященным использованию онлайн-данных по ценам для уточнения прогнозов по инфляции, стала работа Национального банка Польши [63]. Исследование является идейным продолжением работы [62]. Авторы фокусируются на предсказании продовольственной инфляции, поскольку доля продовольствия в потребительской корзине Польши свыше 25%, что является значительным вкладом в общий ИПЦ Польши.

Данные охватывают период с декабря 2009 г. по январь 2018 г. До 2016 года авторы собирали данные на еженедельной основе, а с 2016 г. – на ежедневной. Собранная база данных охватывают около 75 миллионов наблюдений цен на продовольственные товары, что покрывает примерно 488 тыс. товаров в 4-7 продуктовых онлайн-магазинах. Кроме того, для определения товаров по категориям была использована полуавтоматическая процедура разметки, в рамках которой сначала происходит разметка алгоритмами машинного обучения, затем производится ручной поиск ошибок разметки.

Для целей прогнозирования авторы агрегировали цены в месячную частоту. Авторы исследования использовали ту же модель, что и авторы [62], однако без включения части, связанной с ценами на топливо. Производилась оценка 72 отдельных спецификаций (по одной на каждую продовольственную категорию). В качестве бенчмарков рассматривался авторегрессионный процесс (AR(p)), процесс случайного блуждания (RW), модель с сезонным случайным трендом, ARMA-модель и сезонная ARMA-модель. Результаты показали, что модель с онлайн-данными на коротком горизонте прогнозирования в среднем дает более точные прогнозы, чем модели без использования онлайн-данных.

Недавнее исследование Кавальо и Кривцова (2023) [64] предлагает оригинальный подход к изучению ценовой жесткости, анализируя поведение розничных цен в условиях временного отсутствия товаров на складе (англ. "stockouts") на основе данных онлайн-ритейлеров. Авторы показывают, что увеличение доли отсутствующих в наличии товаров на рынке может служить ранним индикатором инфляционного давления. Это наблюдение актуализирует связь между ограничениями предложения и механизмами пересмотра цен, демонстрируя, что в периоды роста дефицита цены становятся менее гибкими в силу снижения конкуренции и перехода потребителей к другим категориям товаров.

В работе использованы микроэкономические данные с высокой частотой из онлайн-источников, охватывающие различные категории потребительских товаров. Эмпирическая часть статьи базируется на сопоставлении темпов инфляции и показателей отсутствия товара в наличии. Полученные результаты подтверждают, что даже в отсутствие официального пересмотра цен информация о том, есть ли товары в продаже, может быть использована для косвенной оценки инфляционных ожиданий и фактической инфляции.

Данное направление может быть особенно полезным для анализа российской экономики в периоды кризисов, характеризующихся сбоями в логистике и нестабильностью предложения. Использование метрик отсутствующих в продаже товаров может служить дополнительным источником информации для построения опережающих индикаторов инфляции и углубленного анализа ценовой жесткости.

Особый интерес представляет недавнее исследование, проведенное Гюнтером Бекком и соавторами (2024) [65], в котором анализируется применимость высокочастотных сканерных данных домохозяйств для целей наукастинга инфляции в Германии. Работа основывается на массиве микроданных компании GfK, включающем наблюдения по 30 тысячам домохозяйств, более чем 200 тысячам уникальных продуктов (на уровне штрихкодов) и порядка 30 миллионам транзакций ежегодно за период 2003–2022 годов

Авторы исследуют, каким образом эти данные могут быть агрегированы для оперативного прогнозирования инфляции, сравнивая три уровня агрегации: отдельные продукты, товарные категории и совокупный индекс. Методологически применяются модели смешанной частоты (MIDAS) и алгоритмы регуляризации, в том числе *sg-LASSO*, что позволяет эффективно обрабатывать большое число объясняющих переменных. Существенным элементом подхода становится использование информации на разной временной глубине — от начала месяца до последних недель.

Эмпирические результаты демонстрируют, что добавление сканерных данных значительно повышает точность краткосрочных прогнозов инфляции, особенно после первой недели месяца. В сегментах переработанных и непереработанных продовольственных товаров наблюдается особенно высокий прирост прогностической мощности. Кроме того, включение дополнительных источников информации, таких как цены на топливо и туристические услуги, позволяет достичь сопоставимой точности с прогнозами, основанными на экспертных оценках. Авторы делают вывод о высокой пригодности сканерных данных для оперативного анализа инфляционных процессов и подчеркивают потенциал использования подобных источников в задачах денежно-кредитной политики и мониторинга потребительских цен.

## **2.2 Методологические аспекты работы с высокочастотными данными**

В России, как и во всем мире, в последние годы наблюдается тенденция к наращиванию объемов интернет-торговли. Данные Ассоциации компаний интернет-торговли показывают, что объем интернет-торговли [49] в России за последние 9 лет вырос практически в 10 раз – с 713 млрд рублей в 2014 году до 8,3 трлн рублей в 2024 году. Развитие сегмента ускорилось в период пандемии, когда население оказалось в условиях коронавирусных ограничений, что привело к росту онлайн-покупок. Рост интернет-торговли привел также к росту данных по ценам на

отдельные товары и услуги, доступные к покупке через интернет, что существенно расширило возможности исследователей для сбора данных и анализа поведения цен на микроуровне. В настоящем подразделе будет описана методика сбора данных, характеристики собранных данных, а также трудности, с которыми исследователь может столкнуться в процессе сбора данных и возможные пути решения этих трудностей с учетом накопленного опыта.

Ещё одним источником микроэкономических данных о ценах выступают сведения, собираемые на уровне отдельных супермаркетов, аптек и крупных сетевых ритейлеров (англ. "scanner data"). По сравнению с информацией, используемой для расчёта индекса потребительских цен, этот массив охватывает более ограниченный перечень товаров, однако отличается значительно большей степенью детализации. Как правило, такие данные включают широкий ассортимент товаров в пределах одного магазина, содержат сведения о реализованных объёмах продаж, а в ряде случаев — и об оптовых ценах. Обычно сбор информации осуществляется с недельной периодичностью, причём она может поступать как от одного ритейлера, так и агрегироваться по нескольким сетям (примером поставщика подобного рода данных является компания AC Nielsen).

Механизм сбора данных по ценам онлайн-ритейлеров (веб-скрейпинг) работает следующим образом: исследователи совместно с техническими специалистами разрабатывают программные коды на Python, которые ежедневно запускаются на удаленном сервере. Эти программы автоматически собирают информацию о текущей цене товара, скидочной цене (если товар продается по сниженной цене), названии товара, ссылке на товар, а также в некоторых случаях о дополнительных характеристиках, таких как вес, цвет, размер упаковки и другие.

Одним из важных преимуществ онлайн-данных является их относительно низкая стоимость сбора. Написанная однажды программа и расходы на обслуживание сервера значительно дешевле, чем содержание штата сотрудников, которые должны регулярно посещать точки продаж и вносить цены в базу данных. Кроме того, вероятность совершения ошибки из-за человеческого фактора

минимизируется, так как человек не участвует в процессе сбора данных. Программа автоматически собирает данные, однако требуется контроль за корректностью собранных данных. Это не вызывает существенных затрат в плане когнитивных и физических усилий. Важным преимуществом собранных данных является их высокая частотность, что позволяет отслеживать ценовые тенденции практически в режиме реального времени, особенно на площадках онлайн-ритейла.

Ежедневно или с любой другой частотой программа анализирует и извлекает данные из разметки сайта, содержащей информацию о товаре и его стоимости. Если разметка меняется, возникает ошибка, требующая обновления кода. Следует отметить, что по опыту автора такие ошибки возникают редко. Затем информация обрабатывается и проверяется на ошибки, чтобы соответствовать формату базы данных, и заносится в нее.

Главным недостатком собранных онлайн-данных является малое покрытие категорий и точек продаж. Но последние исследования показывают, что этот недостаток постепенно устраняется. Например, доля онлайн-продаж в общем обороте розничной торговли в России увеличилась с 2% в 2019 году до 14,2% в 2024 году, согласно данным Ассоциации интернет-торговли.

Выбор сайтов, с которых собирается информация, является важным аспектом. Если исследователь стремится определить тенденции в офлайн-сегменте по ценам в онлайн-ритейле, рекомендуется отдать предпочтение мультиканальным ритейлерам, которые предлагают продукцию как онлайн, так и в офлайн точках продаж. В таких случаях цены на товары обычно совпадают в 72% случаев и изменения цен происходят с одинаковой частотой и амплитудой.

Для достижения репрезентативности важно учитывать размеры ритейлеров и выбирать те, которые занимают значительную долю в расходах потребителей. Также следует сосредоточиться на категориях товаров, входящих в традиционную корзину потребления домохозяйств.

Что касается выбора сайтов для сбора данных о товарах, рекомендуется предпочитать онлайн-ритейлеров, так как другие источники, такие как агрегаторы

и третьи сайты, не всегда предоставляют актуальную информацию о товарах и их характеристиках. Нельзя гарантировать, что сделки проводятся по ценам, указанным на таких сайтах-агрегаторах.

Наряду с методологическими сложностями мы столкнулись с трудностями технического характера, которые, на наш взгляд, заслуживают пристального внимания. Среди проблем можно выделить изменение разметки сайта и прочие технические трудности. В данном подразделе будут описаны эти проблемы, а также наш опыт их решения.

Сложность при обеспечении устойчивого сбора данных во времени связана с изменениями в структуре HTML-разметки сайта. Данные о товарах (наименование, цена, единица измерения и другие характеристики) в онлайн-ритейлерах размещаются в определённых элементах этой разметки. Эти части содержат в себе названия классов, id и прочих атрибутов, которые позволяют однозначно идентифицировать их местоположение на сайте и, соответственно, извлекать из них нужную информацию. Однако с течением времени названия этих частей меняется, что приводит к сбою в работе программы сбора данных. Так, например, информация о цене может содержаться в части сайта с названием "price", а после изменения разметки та же информация о цене будет содержаться в части с названием "item-price". Таким образом, жесткая привязка программы по сбору данных к разметке приведет к сбою, либо станет возвращать пустые значения.

Наш опыт показал, что такая проблема возникает регулярно, однако эта регулярность непостоянна для различных сайтов и зависит от типа товаров и услуг. Так, к примеру, на сайтах большинства продовольственных онлайн-ритейлеров, используемых в нашей выборке, разметка вовсе не изменилась за все время сбора, а на отдельных сайтах непродовольственных онлайн-ритейлеров названия классов менялись практически каждый день. Таким образом, изменение разметки стало одним из главных препятствий на пути сбора данных.

Помимо проблем, обозначенных выше, на нашем пути сбора данных возникали и прочие, менее очевидные проблемы. Так, к примеру, один из

продовольственных онлайн-ритейлеров изменил название сайта, что вызвало необходимость менять ссылки на все товары. Также возникла проблема при введении новой маркировки молочной продукции (например, название товара "Молоко Простоквашино 3,2% жирности" было заменено на "БЗМЖ Молоко Простоквашино 3,2% жирности"), что привело к временным трудностям с однозначной идентификацией товара во времени. Наконец, существует проблема недоступности сайта из-за проведения технических работ во время сбора данных. Такие трудности время от времени возникают, однако по нашему опыту являются менее критичными, по сравнению с блокировками и изменениями структуры сайта.

Отдельной проблемой является необходимости использования существенных аппаратных мощностей при проведении сбора данных. Для покрытия большого круга ритейлеров с десятками тысяч товаров требуется развитая инфраструктура сервером, способная обеспечивать бесперебойный сбор данных в течение адекватного времени.

Помимо технических проблем перед исследователем возникает также проблема определения круга сайтов онлайн-ритейлеров, с которых необходимо собирать соответствующую информацию. Выбор этих сайтов сильно зависит от цели формирования базы данных.

Если цель состоит в том, чтобы создать индекс цен, который позволит сделать наиболее точные выводы о поведении цен в обычных традиционных магазинах и приблизить официальную инфляцию, то, по нашему мнению, имеет смысл придерживаться методологии, представленной в [52]. Эта методология предполагает сбор данных о ценах с сайтов ритейлеров, которые продают одни и те же товары как онлайн, так и офлайн, но преимущественно последним способом. Источник [52] показывает, что динамика цен на товары у таких ритейлеров в онлайн- и офлайн-сегментах во многом схожа, что позволяет с некоторой уверенностью делать выводы о поведении цен в традиционных точках продаж на основе этих данных. На практике мы столкнулись с тем, что доля мультиканальных

ритейлеров среди всех онлайн-ритейлеров в российских условиях не очень высока, но мы старались включать их в базу данных насколько это было возможно.

Для расчета индекса потребительских цен во времени необходимо иметь непрерывные данные для каждого товара или услуги. Однако иногда возникают ситуации, когда цены на наблюдаемые товары недоступны по разным причинам. В таких случаях требуется заменить отсутствующие данные, чтобы обеспечить сопоставимость индекса цен во времени.

На самом низком уровне агрегирования (на уровне товаров и услуг в конкретном городе) Росстат собирает данные о ценах на 5-10 товаров и услуг с определенными характеристиками. Например, для товара «Молоко питьевое цельное пастеризованное 2,5-3,2% жирности» могут собираться данные о различных марках молока с жирностью 3,2%. Если цена на конкретный товар отсутствует, Росстат рекомендует собирать информацию о ценах на более широкий круг товаров с похожими потребительскими свойствами. Это позволяет использовать дополнительные данные при подборе замены для отсутствующих товаров.

Кроме того, Росстат предлагает множество методов замены цен на отсутствующие товары в зависимости от природы товара и причин его отсутствия. Все эти методы позволяют обеспечивать непрерывность рядов с индексом цен во времени, но требуют сложных процедур и принятия решений для каждой конкретной ситуации исчезновения товара.

Однако сбор данных с сайтов онлайн-ритейлеров позволяет значительно снизить проблему замещения отсутствующих данных, так как это не требует больших затрат. Наш опыт подтверждает, что чем больше товаров с определенными свойствами собирается, тем ближе совокупный индекс цен по этой группе к официальному индексу.

Зачастую исследования ценовых тенденций связаны с анализом этих тенденций для определенных категорий товаров и услуг. Как правило, и в отечественной, и в зарубежной литературе этот анализ идет по категориям, к

которым относятся конкретные марки товаров и услуг. Для предотвращения искажения получаемых выводов необходимо иметь возможность максимально точно соотносить эти марки товаров и услуг с их категориями.

Обычно соотнесение товаров конкретных марок с их категориями происходит путем сопоставления характеристик товаров с теми характеристиками, которыми должна обладать данная категория товаров. В случае с товарами онлайн-ритейлеров мы зачастую владеем полной информацией о названии товара, единице его измерения и прочих характеристиках, что позволяет нам довольно точно решать задачу отнесения товара к той или иной категории.

В рамках настоящего исследования использовался ручной отбор, по которому для каждой категории товара отбиралась конкретная товарная позиция на сайте с необходимыми свойствами. В таблице 3 приведен пример такого соотнесения. Результаты исследования [52] показали, что такой подход позволил сформировать индекс цен, очень близкого к динамике официального показателя официальной инфляции. Вместе с тем следует отметить, что такой подход обладает двумя важными недостатками. Во-первых, он является трудозатратным, поскольку исследователю необходимо проделать большую работу по ручному соотнесению товаров к конкретным категориям. Во-вторых, со временем отобранные позиции начинают исчезать из продажи, что вновь требует от исследователя поиск похожего товара.

Отдельным значимым недостатком данных онлайн-ритейлеров в настоящий момент остается низкая географическая репрезентативность. Данные, представленные в настоящем исследовании, собраны только по московскому региону, что является главным препятствием для распространения выводов, полученных на этих данных, на остальные регионы страны. Также наш опыт показал, что онлайн-ритейлеры имеют свои представительства в большинстве случаев в городах с числом жителей более 200 тысяч человек. Вместе с тем стоит отметить, что этот недостаток постепенно нивелируется, поскольку интернет-торговля постепенно распространяется и на регионы.

Таблица 3 – Соответствие товаров-услуг представителям

Товар- (услуга-) представитель	Конкретный товар (услуга)
Молоко питьевое цельное пастеризованное 2,5-3,2% жирности	Молоко Избенка пастеризованное 3,2% 900 мл Молоко Valio 3,2% 1 л
Сметана	Сметана Простоквашино 20% 300 г Сметана ЭкоНива 20% 300 г

Примечание – Источник: составлено автором

Несмотря на все перечисленные трудности, процесс сбора данных о ценах онлайн ретейлеров обладает большим научно-исследовательским потенциалом. Главная трудность этого процесса – поддержание его устойчивости во времени с учетом всех сложностей, перечисленных выше, и того факта, что проведение многих научных исследований на основе полученных данных возможно лишь с накоплением достаточно длинных рядов наблюдений, а это, как правило, несколько лет. Наш опыт показал, что поддержание такого процесса на приемлемом уровне возможно лишь в кооперации и при высокой степени заинтересованности в исследовательском результате со стороны всех участников проекта.

Методология сбора данных, разработанная в рамках данного исследования, позволяет провести репрезентативный анализ жесткости цен, благодаря использованию высокочастотных данных, собранных с крупных онлайн-ритейлеров. Подход, который будет применен в 3 главе, основан преимущественно на методологии проекта The billion prices project [52], в рамках которого за основу берется отбор товаров и услуг, входящих в состав корзины для расчета индекса потребительских цен национального статистического органа (в рамках настоящего исследования это Росстат). Эти данные, в отличие от собираемых по методологии Росстата, обладают более детализированной информацией, что позволяет более точно отслеживать ценовые тенденции. Важным аспектом является работа с пропущенными наблюдениями, а также фокус на крупных магазинах, что обеспечивает достаточную репрезентативность собранных данных. Учитывая данный методологический подход, в третьей главе будет представлен

эмпирический анализ, в котором с использованием высокочастотных данных будут проверяться гипотезы о жесткости цен в российской экономике.

### **Глава 3. Оценка моделей ценовой динамики в российской экономике на основе высокочастотных данных**

Данная глава направлена на эмпирическую проверку предсказаний теоретических моделей ценовой жесткости — в частности, моделей с регулярной во времени (англ. "time-dependent pricing") и стохастической (англ. "state-dependent pricing") адаптацией цен. Использование высокочастотных данных позволяет уточнить предпосылки и применимость этих моделей в условиях российской экономики, а также выявить отклонения, требующие коррекции макроэкономических описаний ценового поведения.

В данной главе будут описаны результаты эмпирического анализа ценовых тенденций в российской экономике на основе собранных данных по высокочастотным данным о потребительских ценах. Отдельное внимание будет уделено вопросам базовых фактов жесткости цен, а также рассмотрено то, как характеристики ценового поведения фирм меняются во времени.

#### **3.1 Описание данных и источников**

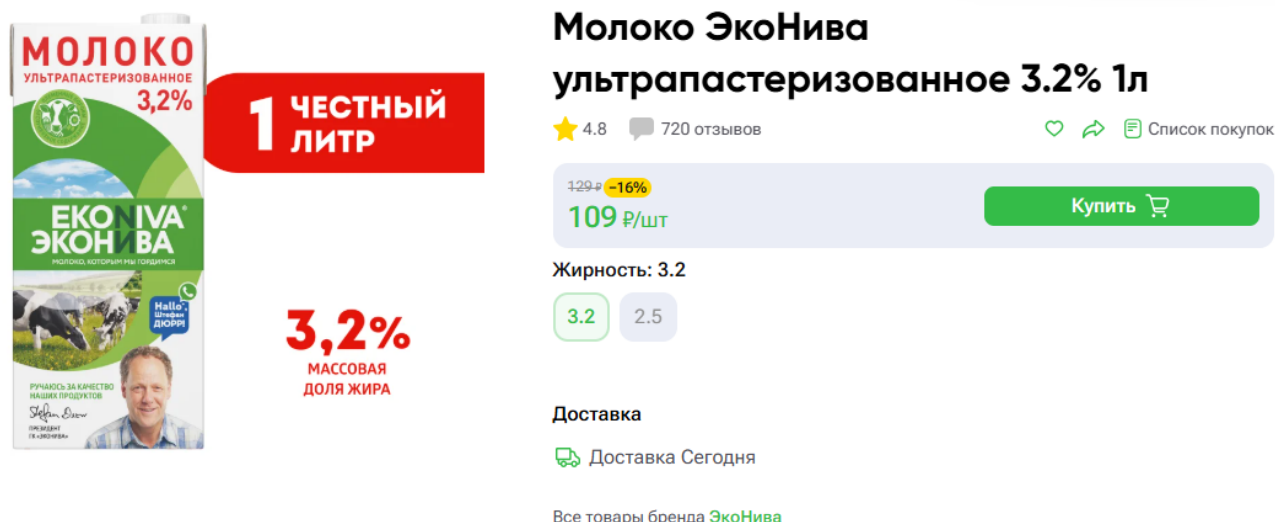
Сбор данных для настоящего исследования основывался на методологических подходах, аналогичных тем, что предложены в работе [52]. В соответствии с современными требованиями к качеству микроэкономических данных, предпочтение было отдано прямому получению информации с источников, отражающих фактические цены, публикуемые производителями и торговыми операторами, а не с агрегаторов или маркетплейсов. Несмотря на повышенную техническую сложность данного подхода, он обеспечивает более высокую точность и актуальность, позволяя избежать ошибок, связанных с дублированием и искажением информации о ценах и характеристиках товаров.

Процесс формирования базы данных включал несколько этапов. На первом этапе были определены категории товаров и услуг, наиболее репрезентативные для анализа динамики цен. Особенностью российского рынка онлайн-торговли является его неравномерное развитие в разрезе регионов и товарных категорий, что предопределило состав финальной выборки.

В качестве объектов наблюдения были выбраны ретейлеры, осуществляющие продажи как через интернет, так и посредством традиционных торговых точек. Основными критериями отбора выступали: доля на рынке, географический охват, а также широта товарной матрицы. В результате в исследование вошли крупнейшие представители продуктовой и непродовольственной онлайн-торговли.

Кроме того, в исследование включены данные о ценах на отдельные услуги (связь, ЖКХ, пассажирские перевозки, бытовой сервис), представленные локальными поставщиками на рынке Москвы и Московской области. Несмотря на ограниченность географического охвата, полученные данные можно считать репрезентативными. В частности, согласно данным [66], доля одного из магазинов, вошедших в выборку в 2021 году, составила 4,5% от общего объема онлайн-торговли Москвы.

Для сбора данных был разработан специализированный парсер на языке Python, запуск которого осуществлялся ежедневно. Скрипт автоматически загружал разметку карточек товаров на сайтах ретейлеров и извлекал следующие параметры: дата наблюдения, наименование товара, цена, категория, подкатегория, единица измерения, а также ряд дополнительных характеристик (объем, вес, бренд, наличие скидки и т. д.). Условная структура страницы товара приведена на рисунке 3.



**Молоко ЭкоНива**  
ультрапастеризованное 3.2% 1л

★ 4.8 720 отзывов

129+ **-16%**  
**109** руб/шт

**Купить**

Жирность: 3.2

3.2 2.5

Доставка

Доставка Сегодня

Все товары бренда ЭкоНива

Примечание – Источник: открытые данные из сети Интернет

Рисунок 3 – Пример структуры страницы с товаром

Таким образом, полученные данные позволяют формировать панельные массивы по каждому товару и наблюдать за динамикой изменения цен на протяжении длительного периода. Подобная структура базы данных обеспечивает возможность оценки частоты и характера изменений цен в разрезе отдельных товарных категорий и временных интервалов (пример заполнения представлен в таблице 4).

Таблица 4 – Пример структуры данных о товарах

id	date	site title	category id	site code	site unit	posted price	sale
0	28.10.2019	Молоко ЭкоНива ультрапастеризованное 3.2% 1л	22	store1	1 шт.	77.99	1
1	28.10.2019	Печенье Любятово Мария традиционное 156г	29	store1	1 шт.	184.99	0
2	28.10.2019	Чай черный Greenfield Earl Grey Fantasy 25×2 г	31	store1	1 уп.	85.99	0

Примечание – Источник: составлено автором

Собранные данные охватывают 33 категории продовольственных товаров, 38 категорий непродовольственных товаров и 6 категорий услуг. Следует отметить,

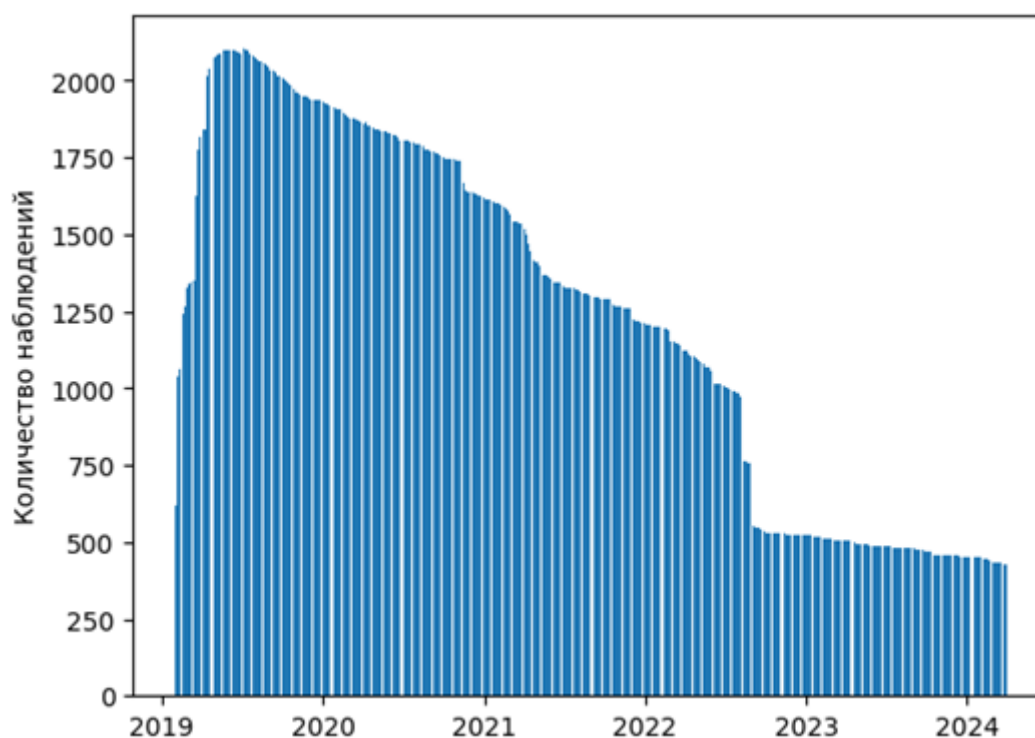
что в данном исследовании термин «категория» обозначает совокупность товаров или услуг определенного вида (например, «Печенье»). Термин «позиция» используется для обозначения конкретного представителя данной совокупности (например, «Печенье Merba Два шоколада 200г») [49].

При отборе категорий мы ориентировались на фиксированный набор товаров и услуг, используемый Росстатом, которые имеют высокий спрос среди населения и являются значимыми индикаторами при определении минимального размера оплаты труда. Некоторая узость набора товаров и услуг по сравнению с индексом потребительских цен (ИПЦ) объясняется ограниченными ресурсами, доступными на момент запуска нами автоматизированного сбора данных.

Как было упомянуто ранее, мы собрали информацию о ценах на 33 категории продуктов питания, которые входят в условный (минимальный) набор товаров, регулярно фиксируемый Росстатом каждый месяц [67]. Этот набор включает основные продукты, потребляемые большей частью населения, и поэтому имеет высокую социальную значимость. В целом наибольшая полнота с точки зрения длины и непрерывности рядов данных отмечается для продовольственных категорий. Наш опыт показал, что многие базовые продовольственные товары остаются «на полке» в течение долгого времени и почти не подвержены временному отсутствию.

Всего в базе содержится 2257 уникальных товаров, цены на которые регистрировались в разные периоды. Самые длительные временные ряды начинаются с января 2019 года, а самые короткие — с июня того же года. Данные по продовольственным товарам охватывают период с 31 января 2019 года по 1 октября 2024 года. Непродовольственные товары обладают в целом значительно меньшими периодами «жизни» на сайте и в выборке охватывают период с 12 февраля 2019 года по 2 июня 2022 года. Наконец, цены на услуги доступны за период с 18 февраля 2019 года по 30 июня 2022 года.

В начале сбора данных ежедневное количество уникальных позиций товаров и услуг составляло 546 позиций, в конце – 370 позиций. Максимальное число позиций, собираемых в день за рассматриваемый период, составило 2110 (рис. 4).



Примечание – Источник: составлено автором

Рисунок 4 – Количество ежедневных наблюдений

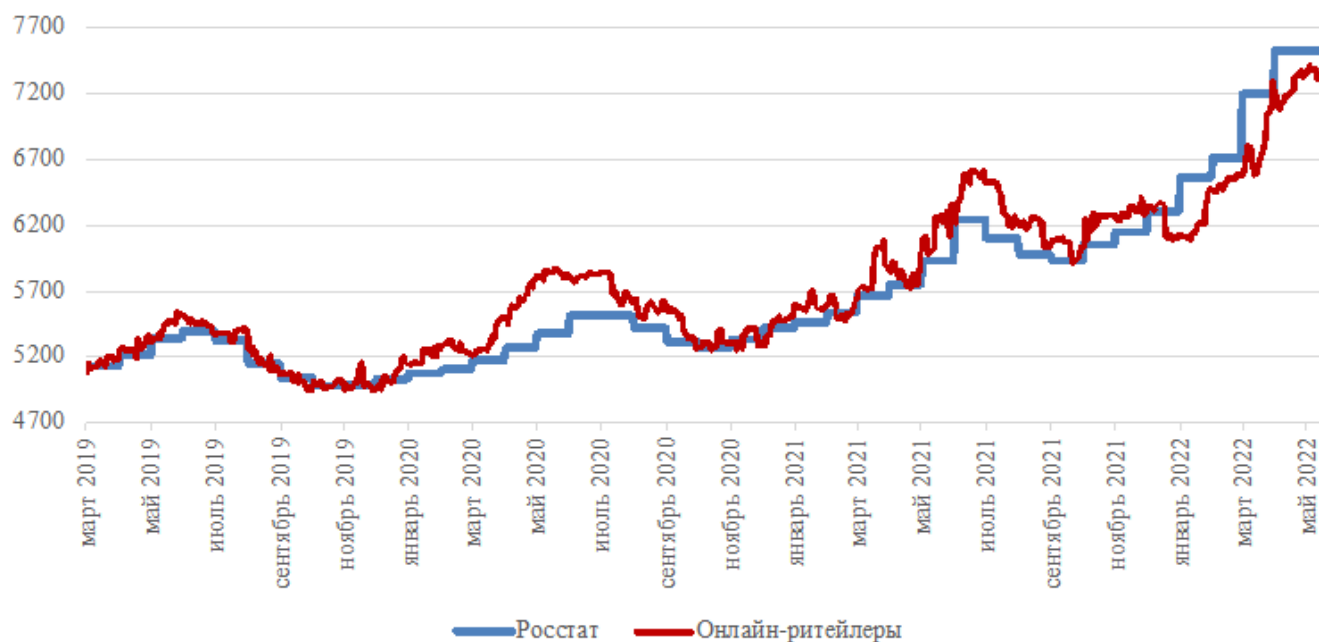
Поскольку сбор данных начался за год до начала пандемии COVID-19 и продолжается до настоящего времени, у нас есть возможность изучить отличительные характеристики различных периодов: острой фазы пандемии (первая половина 2020 года), постепенного снятия ограничений (2021 год), а также тенденции, произошедшие после введения ограничительных мер в отношении России в 2022 году.

Наличие информации о единице измерения товара позволило нам произвести дополнительную проверку того, насколько собираемые нами данные соответствуют динамике цен офлайн-ритейлеров. Так, наличие этой информации позволило рассчитать стоимость условного (минимального) набора продуктов по

данным фирм и сопоставить ее со стоимостью аналогичного набора, стоимость которого отслеживается Росстатом по отдельным городам. Чтобы рассчитать стоимость такого набора, мы брали 25 перцентиль стоимости внутри категории продуктов и умножали на норму потребления в корзине с минимальным набором продуктов Росстата [67]. Выбор 25 перцентиль объясняется тем, что Росстат рассматривает в своей статистике марки товаров, которые наиболее популярны среди населения, и, следовательно, собираемые данные по ценам на товары, вероятно, должны быть невысокими и доступными большинству людей.

На рисунке 5 представлены графики стоимости таких наборов на основе данных по высокочастотным данным о потребительских ценах и данным, представленным на сайте Росстата для г. Москвы за период с 2019 по 2022 годов. Визуально динамика между стоимостями наборов является достаточно близкой, что можно объяснить следованием принципам сбора репрезентативных данных из работы [52]. Важную роль сыграл отбор преимущественно мультиканальных ретейлеров и ручной отбор конкретных марок продуктов, что позволило максимально приблизиться к официальной методологии Росстата.

Более формальным подтверждением наличия связи между наборами является оценка корреляции между стоимостями наборов. Значение этой оценки для очищенных от тренда рядов составила 0,82, что свидетельствует о наличии сильной линейной связи в динамике стоимостей наборов.



Примечание – Источник: составлено автором

Рисунок 5 – Стоимость условного (минимального) набора продуктов по данным Росстата и онлайн-данным для г. Москвы (руб.)

Стоит отметить, что мы видим расхождение в динамике стоимостей наборов после марта 2020 года (и до, приблизительно, сентября) по сравнению с динамикой в 2019 году. Стоимость набора продуктов фирм стала расти существенно быстрее, чем стоимость набора по данным Росстата. Такое резкое удорожание объясняется введением локдауна в Москве и связанным с этим шоком спроса на доставку продуктов на дом. Таким образом, этот случай расходится с тем, что было получено в работе [59], где автор показала, что существенного удорожания продуктов на данных Amazon Fresh после введения карантинных ограничений не произошло.

### 3.2 Базовые эмпирические факты жесткости цен на высокочастотных данных

В данном подразделе будут рассмотрены стилизованные факты, касающиеся жесткости цен на данных фирм. Интерес представляет сопоставление результатов, полученных по г. Москве, с данными близких зарубежных исследований, а также

сопоставление с жесткостью цен в традиционных офлайн-магазинах. Кроме того, будут проанализирована жесткость цен в периоды относительной стабильности и нестабильности в российской экономике.

Следует сказать об основных показателях, которые нами будут использоваться в анализе. Основным показателем является частота изменения цен (формула (29)):

$$f = \frac{m}{M}, \quad (29)$$

где  $m$  – число периодов, в которых цена изменялась,  $M$  – общее число периодов наблюдения.

Альтернативным методом оценки жесткости цен выступает измерение дюрации, то есть периода неизменности цен. Дюрация представляет собой расчетный показатель, основанный на частоте изменения цен и отражающий длительность временного интервала, в течение которого цена на товар или услугу остается неизменной [49] (формула (30)):

$$D_k^{av} = \frac{-1}{\ln(1 - F_k)}, \quad (30)$$

где  $k$  – идентификатор категории товара,  $F_k$  – средняя частота изменения. Показатель дюрации является более интерпретируемым, поскольку показывает количество дней, в течение которых цена остается неизменной.

Нами были получены результаты оценки средней частоты изменения цен по используемой выборке с 2019 по 2022 годов (таблица 1 Приложения 1). Средняя частота была рассчитана как доля измененных цен от общего числа товаров внутри категории (в день). Значение средней частоты изменения цен на всех данных за рассматриваемый период составляло 5,2%, что соответствует периоду

неизменности цен в 19,5 дня. Такое значение показателя несколько выше, чем в других развивающихся странах, таргетирующих инфляцию. Например, в Чили в среднем цены меняются каждые 1,6 месяца [68], в Мексике — каждые 2,9 месяца [1].

Расхождения в результатах могут быть связаны с различиями в источниках данных: например, интернет-данные по России и офлайн-данные по Чили и Мексике (как правило, интернет-торговля предполагает более низкие издержки по сравнению с офлайн-магазинами). Различия в результатах могут быть также связаны со структурой российской выборки, представленной в большей степени товарами продовольственных категорий, цены на которые меняются (в среднем) относительно часто [49].

Анализ показал выраженные устойчивые различия в частоте изменения цен между продовольственными и непродовольственными группами товаров, а также внутри отдельных видов услуг [49], что полностью соответствует третьей гипотезе исследования и обусловлено фундаментальными различиями в издержках производства и характере потребительского спроса.

Наблюдаемые межсекторальные различия наглядно демонстрируют данную закономерность. Среди продовольственных товаров наиболее высокой частотой изменения цен характеризуются сезонные продукты. Так, для картофеля этот показатель составил в среднем 7,17% в день, для огурцов — 6,75%, яблок — 6,64%, капусты — 4,98%, моркови — 4,69% и репчатого лука — 4,56%. Сезонный характер предложения этих товаров приводит к их высокой волатильности и, как следствие, частым изменениям цен.

Услуги, напротив, характеризуются сравнительно низкой частотой изменения цен. Этот контраст служит прямым подтверждением влияния структуры издержек на жесткость цен, поскольку высокая доля трудовых издержек в их стоимости и более редкий пересмотр цен трудовых контрактов по сравнению с сырьем объективно способствуют большей ценовой инерции. Заработная плата, выступая ключевым элементом издержек на труд, как правило закрепляется в

трудовом договоре и сохраняет постоянный уровень в течение оговоренного срока. [49,69].

В таблице 5 приведено сравнение полученных нами оценок жесткости цен и среднего размера изменений цен с данными исследования [56], проведенного среди фирм США, Аргентины, Бразилии, Чили и Колумбии. Для обеспечения сопоставимости мы рассчитали среднюю продолжительность неизменности цен (дюрацию) на основе средней частоты изменения всех цен (включая распродажи) в наших еженедельных данных. Как видно из таблицы, оценка дюрации в России оказалась значительно ниже, чем в [56], что указывает на более частые изменения цен в России на рассматриваемом периоде по сравнению с указанными странами [49]. Это может быть связано с тем, что в нашей выборке преобладают продовольственные товары, которые, как правило, меняются чаще, чем непродовольственные (см., например, [46]) [49].

Кроме того, из таблицы видно, что средний размер изменений цен в России ниже, чем в сравниваемых странах. Это объясняется тем, что в исследуемый период инфляция в нашей выборке была относительно низкой, что позволяло ретейлерам изменять цены постепенно и на небольшие величины.

Таблица 5 – Сопоставление результатов по средней дюрации и размеру изменений цен с зарубежными оценками из работы [56]

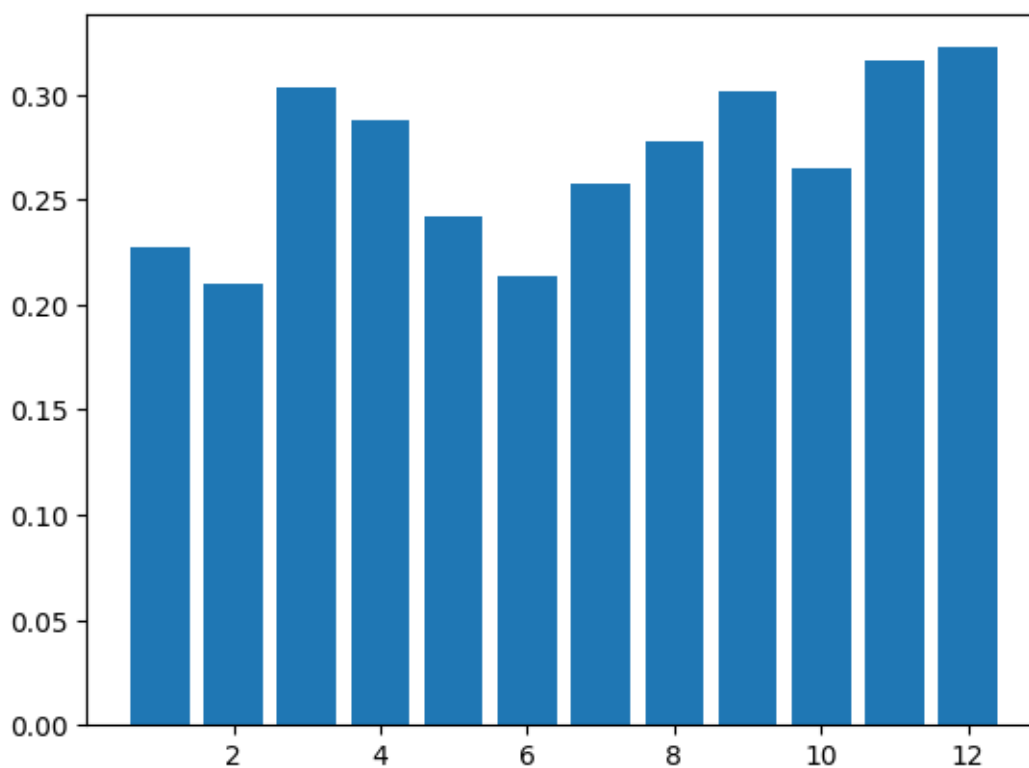
Показатель	Наши оценки за 2019–2022 годы	Оценки из исследования [56]				
		США	Аргентина	Бразилия	Чили	Колумбия
Дюрация (среднее, недель)	1,1	2,9	2,4	1,5	2,9	2
Средний размер изменений по модулю	6,7	22	12,2	11,5	14,7	10,7

Примечание – Источник: составлено автором

Отдельного внимания заслуживает наличие сезонности в изменениях цен. Такая сезонность может иметь значение для мер воздействия денежно-кредитной политики на экономику. Так, в работе [70] было показано, что реакция выпуска на монетарные шоки, идентифицированные с помощью структурной VAR-модели,

оказывается сильнее для шоков, происходящих в первом и втором кварталах, по сравнению с шоками, происходящими в третьем и четвертом кварталах. Эмпирические данные по США подтверждают эти выводы: так, в работе [6] на месячных данных авторы рассчитали, что частота изменения цен в первом квартале составляет 15,9%, но снижается до всего лишь 8,2% в четвертом квартале. Для цен производителей большая часть сезонности объясняется резким скачком частоты изменения цен в январе. В работе [71] обнаруживают схожие закономерности для потребительских цен в зоне евро.

Наши результаты (рис. 6) показывают, что наибольшая доля изменений приходится на второе полугодие, а именно на ноябрь-декабрь. Во многом такое поведение ретейлеров объясняется количеством изменений цен, ассоциированных с распродажами и связанными с этим подстройками цен для более эффективной конкуренции.



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 6 – Доля изменений цен по месяцам (ось  $y$  – доля товаров с изменившимися ценами от всех товаров, ось  $x$  – порядковый номер месяца)

### 3.3 Сопоставление стилизованных фактов с теоретическими моделями ценообразования

В главе 1 было показано, что теоретические модели ценообразования можно разделить на два основных класса. Первый класс – это модели, в которых изменение цен происходит с заданной периодичностью (англ. "time-dependent models") [2,3]. Второй класс – модели, в которых решение о корректировке цен зависит от состояния экономики (англ. "state-dependent models") [4,39,72].

В моделях, зависящих от времени, жесткость цен объясняется наличием фиксированных трудовых контрактов, ограничивающих возможность изменения цен определенными моментами времени. Напротив, в моделях, зависящих от состояния экономики, фирмы могут корректировать цены в любой момент, однако такие изменения сопряжены с издержками. Если ожидаемая выгода от изменения цены не превышает эти издержки, фирма сохраняет цены неизменными. Таким образом, механизмы ценовой жесткости существенно различаются в разных моделях, и выбор соответствующей модели ценообразования играет важную роль в точности прогнозирования экономических последствий шоков.

Общим свойством моделей, зависящих от времени, является экзогенно заданный момент изменения цен. Фирмы устанавливают новые цены либо через фиксированные интервалы времени [3], либо случайным образом [2], игнорируя текущую экономическую ситуацию. Наиболее распространенными моделями этого класса являются модель Тейлора [3] и модель Кальво [2].

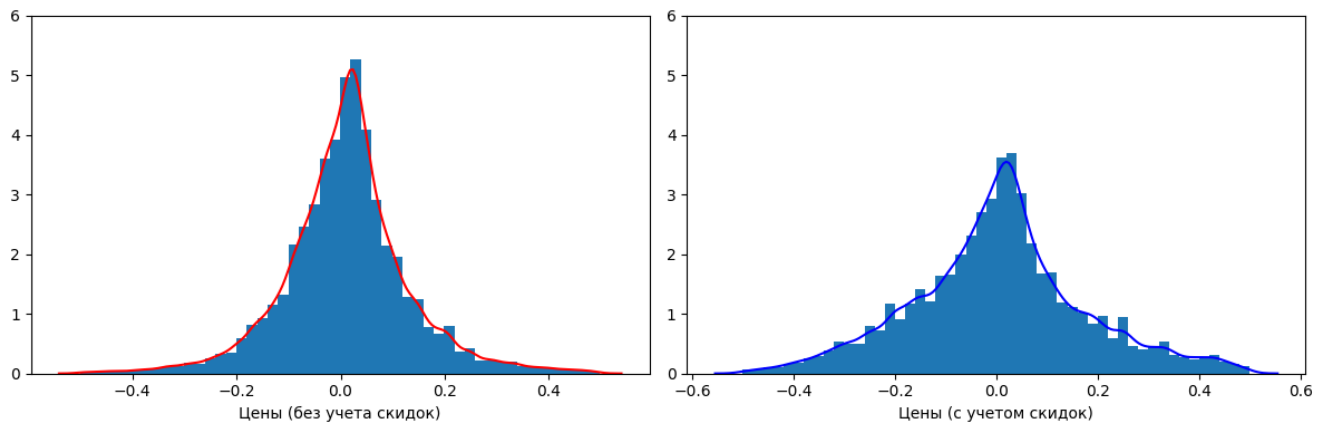
Позднее такие модели подверглись критике за предположение об экзогенной периодичности изменения цен. В частности, фирмы в этих моделях не учитывают макроэкономические условия при выборе момента пересмотра цен, что противоречит эмпирическим наблюдениям, особенно в периоды высокой инфляции [1,73,74].

В отличие от моделей, зависящих от времени, модели, основанные на состоянии экономики, предполагают, что стимулы к изменению цен возрастают в периоды высокой инфляции [49]. Здесь решение о корректировке цен принимается эндогенно, исходя из рыночных условий. В условиях экономического шока фирмы, изменившие цены ранее, получают больше выгоды, поскольку рост накопленной инфляции усиливает разрыв между запланированной и реальной ценой [5,39]. Следует отметить, что модели, основанные исключительно на времени или на состоянии экономики, не всегда соответствуют эмпирическим данным. Это привело к разработке гибридных моделей [49], сочетающих элементы обоих подходов [6], что позволяет лучше объяснять реальные ценовые динамики.

Результаты зарубежных эмпирических исследований ([1,32] и др.) показывают, что выводы о соответствии наблюдаемых фактов не всегда можно отнести к одной из моделей ценообразования. Эти различия проявляются между развитыми, развивающимися экономиками и странами с формирующимся рынком, в периоды высокой и низкой инфляции, а также зависят от источника данных. В этом контексте особый интерес представляет изучение ценовых механизмов в России [49]. Результаты по данным, использованным в настоящем подразделе, обсуждаются также в работах автора [49,57,75–77].

Как было отмечено ранее, в нашем наборе данных наблюдается гетерогенность в жесткости цен между отдельными товарами и услугами (таблица 1 Приложения 1), что можно объяснить разной долей трудовых издержек в конечной цене товара.

Еще одной важной характеристикой ценообразования фирм является распределение изменений цен и наличие «тяжелых» хвостов в этом распределении (рис. 7). Значение куртозиса (коэффициента эксцесса) для распределения цен без исключения распродаж оказалось равным 11, с исключением распродаж — 17. Для сравнения: в нормальном распределении значение куртозиса равно 3. Высокое значение куртозиса говорит о том, что имеется существенная часть изменений на небольшую в абсолютном выражении величину [49].



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 7 – Распределение изменений цен: без скидок (слева) и с учетом скидок (справа)

В исследованиях, проведенных по США [8,78], также отмечается, что значительная часть всех изменений цен приходится на малые корректировки. В частности, согласно [32], в США 44% всех изменений цен (исключая распродажи) не превышают 5% по амплитуде, 25% — менее 2,5%, а 12% — менее 1%. Высокая доля изменений цен, не превышающих 1%, указывает на одномодальность распределения. Однако в работе [56] утверждается, что этот вывод может быть ошибочным из-за частых замен пропущенных наблюдений аналогичными товарами, что характерно для данных, используемых при расчете индекса потребительских цен. Таким образом, в действительности доля изменений менее 1% может быть значительно ниже, что свидетельствует о наличии определенных издержек, препятствующих фирмам проводить слишком малые изменения цен [49].

Наш результат показал, что по абсолютной величине цены в среднем меняются на 6,7%. Была также рассчитана доля изменений цен ниже определенных порогов как с учетом распродаж, так и без них (табл. 6). Оказалось, что 34% всех случаев изменения цен составляют колебания менее 5%, а для регулярных цен этот показатель достигает 39%. Несмотря на относительно высокую долю изменений ниже 5%, изменения менее 1% встречаются редко. Это может свидетельствовать о

наличии издержек меню, что соответствует выводам некоторых моделей ценообразования, зависящих от состояния экономики [5,8,49].

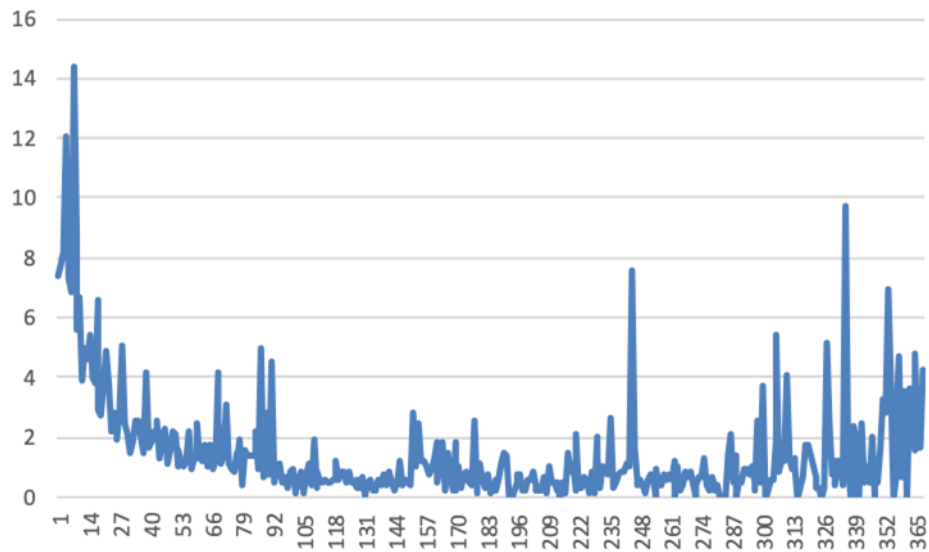
Таблица 6 – Доля небольших изменений в общем числе изменений цен

Тип цен	Доля изменений цен менее чем на 5% по модулю (%)	Доля изменений цен менее чем на 2,5% по модулю (%)	Доля изменений цен менее чем на 1% по модулю (%)
Цены без исключения распродаж	34	15	2
Цены с исключением распродаж	39	21	5

Примечание – Источник: рассчитано автором

Эффективным показателем с точки зрения определения того, какая из моделей ценообразования может соответствовать наблюдаемым данным, является функция риска (англ. "hazard function") (см. [6]). Функция риска описывает вероятность изменения цены в период  $t + 1$ , при условии, что цена оставалась неизменной в течение  $t$  периодов. В данном случае, функция риска, рассчитанная на основе регулярных цен (как показано на рис. 8), демонстрирует явный убывающий характер: чем дольше цена остается неизменной, тем ниже вероятность ее изменения в следующий период.

Этот результат согласуется с выводами других исследований. Например, аналогичная зависимость была обнаружена в работе [6] на основе данных по США, а также в исследовании [56], где анализировались данные из четырех латиноамериканских стран. Таким образом, убывающая форма функции риска изменения цены является стабильно наблюдаемой закономерностью в эмпирических данных [49].



Примечание – Источник: рассчитано автором

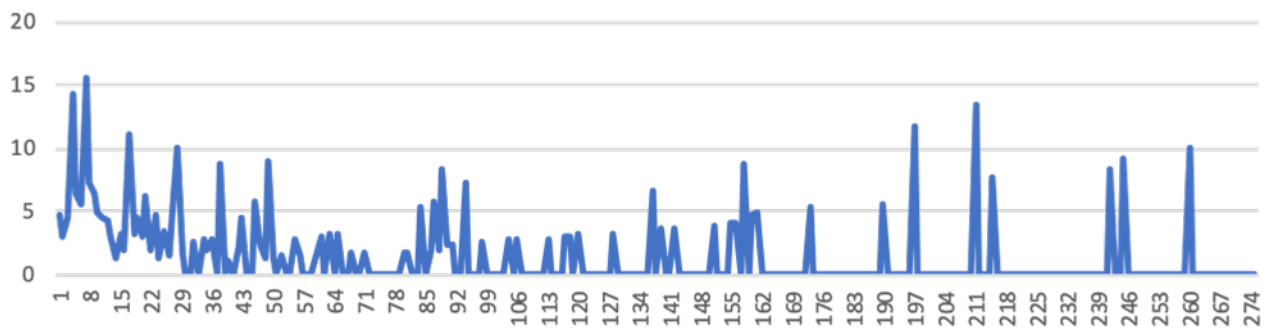
Рисунок 8 – Функция риска для цен без учета распродаж (ось  $y$  – доля товаров с изменившимися ценами (в %) от всех товаров, которые присутствовали на сайте с неизменной ценой вплоть до данного дня, ось  $x$  – продолжительность периода (в днях) с последнего изменения цены)

Основной причиной убывающего характера функции риска является гетерогенность в частотах изменения цен между различными категориями товаров и услуг [6]. Это связано с тем, что в выборке присутствуют товары с разной степенью ценовой гибкости: одни имеют жесткие цены (меняются редко), а другие – относительно гибкие цены (меняются часто). Средняя частота изменения цен в каждом периоде зависит от соотношения товаров с жесткими и гибкими ценами.

Если в составе выборки значительную долю занимают товары с гибкими ценами, то на начальных этапах средняя частота ценовых изменений оказывается высокой, поскольку стоимость таких товаров корректируется достаточно часто. Со временем их удельный вес среди товаров, чьи цены остаются неизменными, снижается, так как ценовые корректировки по этим позициям уже произошли в предыдущие периоды. В результате в последующие моменты наблюдения выборка формируется преимущественно из товаров с жестко фиксированными ценами, вероятность изменения которых существенно ниже. Это обуславливает снижение средней частоты ценовых колебаний по мере увеличения продолжительности

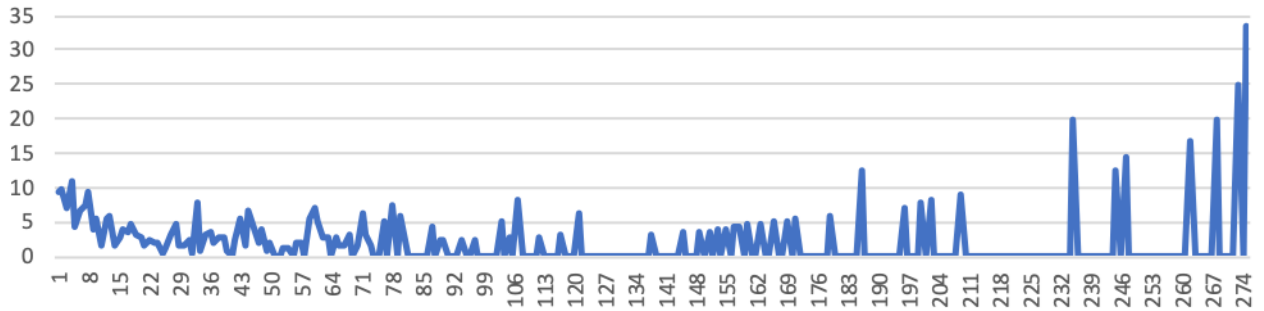
интервала ценовой стабильности. На поздних этапах анализа в выборке сохраняются главным образом товары с жесткими ценами, что в конечном счёте объясняет убывающий характер функции риска.

Одним из подходов к решению проблемы гетерогенности в частотах изменения цен является построение функции риска для более однородных групп товаров и услуг. Примеры, представленные на рис. 9, 10 и 11, демонстрируют, что убывающий наклон функции риска сохраняется даже в этом случае. Однако при этом наблюдается более выраженная тенденция к увеличению вероятности изменения цен в более поздние периоды. Подобная тенденция характерна и для большинства других анализируемых категорий товаров и услуг [49].



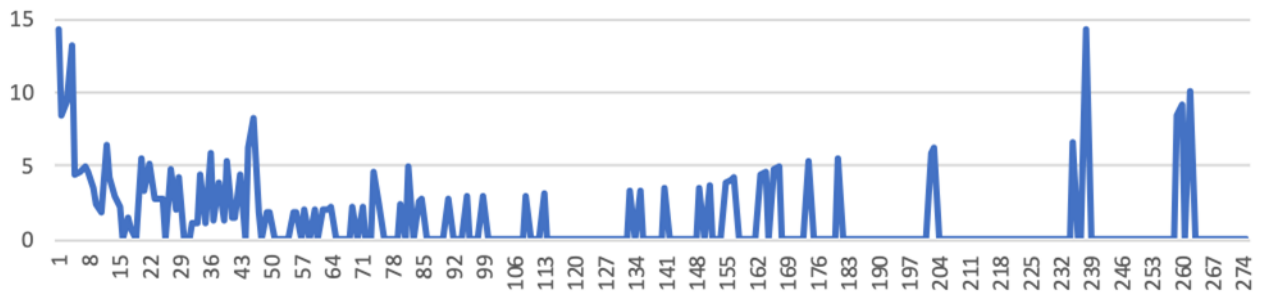
Примечание – Источник: рассчитано автором. Ось  $y$  – доля товаров с изменившимися ценами (в %) от всех товаров, присутствовавших на сайте, ось  $x$  – продолжительность периода (в днях) с последнего изменения цены

Рисунок 9 – Функция риска изменения цены для категории «Рис шлифованный»



Примечание – Источник: рассчитано автором. Ось  $y$  – доля товаров с изменившимися ценами (в %) от всех товаров, присутствовавших на сайте, ось  $x$  – продолжительность периода (в днях) с последнего изменения цены

Рисунок 10 – Функция риска изменения цены для категории «Сыры сычужные»

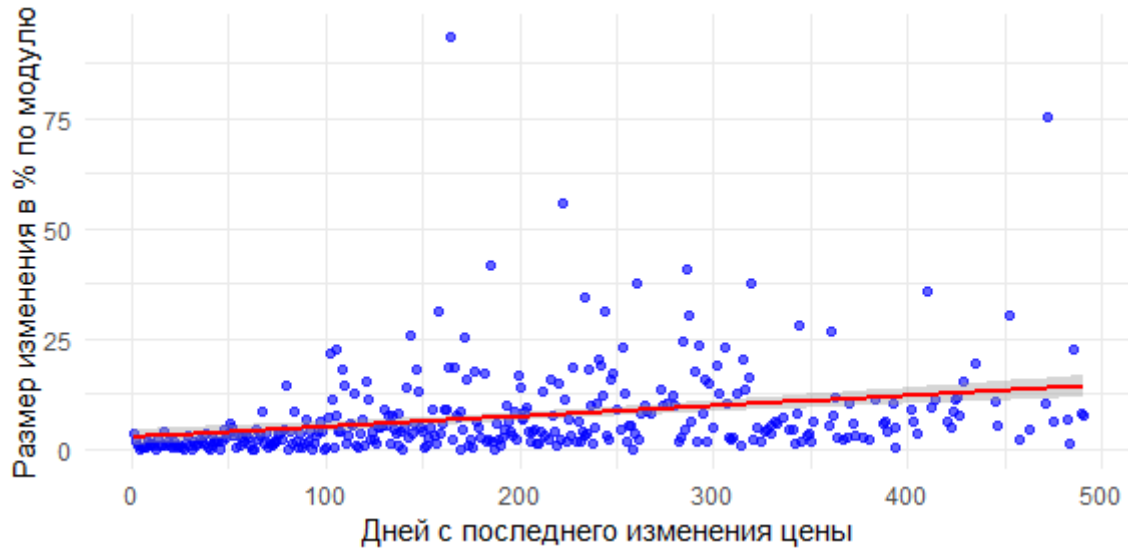


Примечание – Источник: рассчитано автором. Ось  $y$  – доля товаров с изменившимися ценами (в %) от всех товаров, присутствовавших на сайте, ось  $x$  – продолжительность периода (в днях) с последнего изменения цены

Рисунок 11 – Функция риска изменения цены для категории «Горох и фасоль»

Одной из ключевых динамических характеристик изменения цен фирм является зависимость величины корректировки цены от продолжительности периода ее неизменности. На рассматриваемом временном отрезке эта зависимость демонстрирует явный тренда (см. рис. 12). Отметим, что данный результат противоречит выводам моделей ценообразования, основанных на временных зависимостях [2,3], однако соответствует выводам моделей, учитывающих состояние экономики [5,39]. Согласно этим моделям, накопленные инфляционные

шоки должны приводить к тому, что чем дольше цена остается неизменной, тем значительнее должно быть ее последующее изменение [76].



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 12 – Динамика изменения цен в зависимости от продолжительности их фиксации

Для более формального обоснования мы оценили с помощью метода наименьших квадратов (МНК) линейную регрессию зависимости размера изменений цены от продолжительности периода ее неизменности (формула (31)):

$$change_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot days_i + \varepsilon_i, \quad (31)$$

где:

$change_i$  — размер изменений цены для  $i$ -го наблюдения (в %);

$days_i$  — продолжительность периода (в днях), в течение которого цена оставалась неизменной до момента наблюдения;

$\varepsilon_i$  — случайная ошибка.

Результаты оценки представлены в таб. 7. Таким образом, вы видим, что количество дней неизменности является статистически значимым фактором для

размера изменений цен, что подтверждает логику влияния накопленных шоков на цены.

Таблица 7 – Регрессия размера изменений цены на длительность периода ее неизменности

Переменная	Коэффициент	Стандартная ошибка	Значимость <sup>1</sup>
Константа	2,785	0,727	***
Дни с последнего изменения (days)	0,023	0,004	***

Примечание – Источник: рассчитано автором. Число наблюдений: 359; R<sup>2</sup>: 0,089; Скорректированный R<sup>2</sup>: 0,086; F-статистика: 34,801\*\*\*.

Для эмпирической проверки данного утверждения инфляция представляется в виде произведения интенсивной (средний размер изменений цен) и экстенсивной (доля товаров, цены которых изменились в данный период) составляющих [32] (формула (32)):

$$\pi_t = \sum_i w_i (p_{it} - p_{it-1}) = \underbrace{\sum_i w_i I_{it}}_{fr_t} \cdot \underbrace{\frac{\sum_i w_i (p_{it} - p_{it-1})}{\sum_i w_i I_{it}}}_{dp_t} = fr_t \cdot dp_t, \quad (32)$$

где:

$\pi_t$  — количество изменений цены для  $i$ -го наблюдения;

$p_{it}$  и  $p_{it-1}$  — цены в логарифмах на период  $t$  и  $t - 1$ ;

$w_i$  — вес товара (или услуги)  $i$  в период  $t$  (по умолчанию все веса одинаковы и равны  $1/N$ , где  $N$  — число наблюдаемых товаров);

$I_{it}$  — индикатор изменения цены товара (или услуги)  $i$  в период  $t$ .

Компонента  $fr_t$  отражает долю товаров (или услуг), цены которых изменились в периоде  $t$ , а  $dp_t$  представляет собой средневзвешенное значение всех произошедших изменений цен в рассматриваемый период. Еще одним

<sup>1</sup>\*  $p < 0,1$ ; \*\*  $p < 0,05$ ; \*\*\*  $p < 0,01$  (уровень значимости)

информативным представлением инфляции является ее разложение на положительную и отрицательную составляющие [32,76] (формула (33)):

$$\begin{aligned} \pi_t &= \underbrace{\sum_i w_i I_{it}^+}_{fr_t^+} \cdot \underbrace{\frac{\sum_i w_i I_{it}^+ (p_{it} - p_{it-1})}{\sum_i w_i I_{it}^+}}_{dp_t^+} + \underbrace{\sum_i w_i I_{it}^-}_{fr_t^-} \cdot \underbrace{\frac{\sum_i w_i I_{it}^- (p_{it} - p_{it-1})}{\sum_i w_i I_{it}^-}}_{dp_t^-} \\ &= fr_t^+ \cdot dp_t^+ + fr_t^- \cdot dp_t^-, \end{aligned} \quad (33)$$

где:

$I_{it}^+$  — индикатор повышения цены товара (или услуги)  $i$  в период  $t$ ;

$I_{it}^-$  — индикатор снижения цены товара (или услуги)  $i$  в период  $t$ ;

$fr_t^+$  — доля товаров (или услуг), цены на которые повысились в периоде  $t$ ;

$fr_t^-$  — доля товаров (или услуг), цены на которые понизились в периоде  $t$ ;

$dp_t^+$  — средний размер повышений цен;

$dp_t^-$  — средний размер снижений цен.

Различные модели ценообразования предсказывают разные механизмы взаимосвязи инфляции с показателями  $fr_t$  и  $dp_t$ . В моделях ценообразования, зависящего от состояния экономики, изменения цен происходят с высокой степенью синхронизации [76]. При росте инфляции увеличивается доля фирм, чьи цены отклоняются за пределы допустимого диапазона ( $s, S$ ), что вынуждает их корректировать цены в ответ на возникающие стимулы [4,5]. В этих моделях динамика инфляции в первую очередь определяется изменяющейся долей товаров и услуг, подвергающихся ценовым корректировкам.

В отличие от этого, модели ценообразования, зависящего от времени, предполагают иную динамику. Согласно этим моделям, при ускорении инфляции доля фирм, осуществляющих изменение цен, остается практически неизменной, а основным фактором инфляции становится рост среднего размера ценовых корректировок [2,3]. Таким образом, доля фирм, изменяющих цены, остается относительно стабильной, а синхронизация корректировок минимальна и

определяется в основном календарной периодичностью изменений цен (например, в начале года).

Таблица 8 представляет статистические характеристики по инфляции  $\pi_t$  и ее компонентам  $fr_t$  и  $dp_t$ . Средний уровень ежедневной инфляции, рассчитанной на основе онлайн-данных, составил 0,01%. Доля товаров и услуг, цены на которые изменялись ( $fr_t$ ), в среднем составляла 6,9% в день, при этом стандартное отклонение составляло 10,6% [49].

Таблица 8 – Статистические показатели ценовой динамики

Показатель	Среднее значение, %	Стандартное отклонение, %	Значение корреляции с инфляцией	Коэффициенты	
				Значение	Ст. ошибка
$\pi_t$	0,01	0,7	–	–	–
$fr_t$	6,91	10,61	0,02	0,43	0,99
$dp_t$	0,43	8,12	0,34	4,14	0,6
$fr_t +$	3,72	6,71	0,45	4,65	0,55
$fr_t -$	3,22	6,03	-0,48	-4,23	0,49
$dp_t +$	7,03	8,54	0,05	0,75	0,86
$dp_t -$	-6,92	6,91	0,17	1,55	0,76

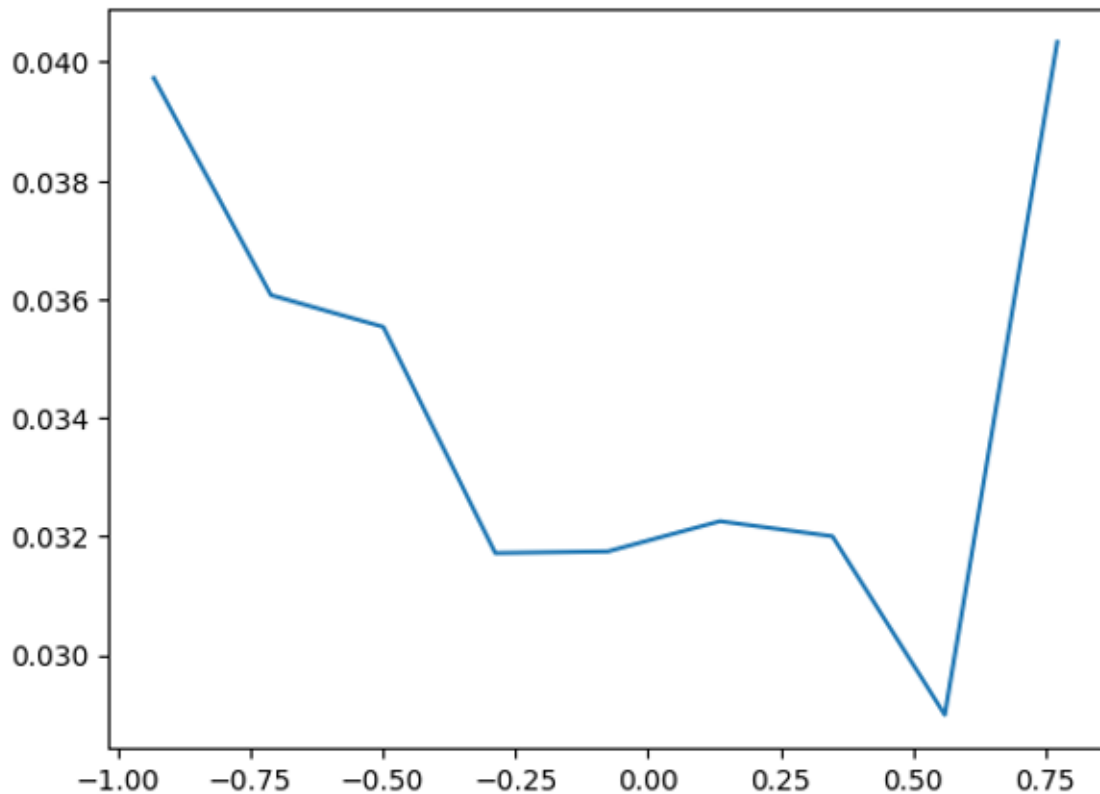
Примечание – Источник: рассчитано автором. Число наблюдений: 359;  $R^2$ : 0,291; Скорректированный  $R^2$ : 0,288; F-статистика: 24,701\*\*\*.

Корреляция инфляции с долей отрицательных изменений цен несколько выше, чем с долей положительных (значения корреляции -0,48 против 0,45). Кроме этого, корреляция со средним размером отрицательных изменений цен выше, чем со средним размером положительных (0,34 против 0,02). Коэффициенты регрессии инфляции на положительную и отрицательную составляющие статистически значимы на 1% уровне значимости, однако значение t-статистики для отрицательной составляющей выше. Исходя из этого можно заключить, что отрицательная составляющая инфляции на рассматриваемом периоде теснее связана с инфляцией, чем положительная, что согласуется с низким темпом инфляции на рассматриваемом периоде и соотносится с предсказаниями моделей ценообразования, зависящего от времени [49].

Другим ключевым выводом моделей ценообразования, зависящего от состояния экономики, является наличие зависимости вероятности пересмотра цены от ее отклонения от некоторого «оптимального» значения. В условиях, когда фирмы сталкиваются с затратами на изменение цен, они корректируют цены лишь в случае достаточного отклонения от желаемого уровня. Следовательно, вероятность изменения цены должна возрастать по мере увеличения абсолютного значения отклонения — это и порождает характерную V-образную форму зависимости.

Для эмпирической проверки данного предсказания был применен метод, основанный на построении функции риска для ценового разрыва (англ. "price gap"), концепция которого представлена в ряде современных работ по ценообразованию (см., [79,80]). В качестве меры отклонения использовалась нормализованная разность между текущей ценой товара и средней ценой группы схожих товаров, идентифицированных с помощью текстового сходства по наименованию. Далее были построены интервалы по величине отклонения, и для каждого такого интервала была рассчитана доля наблюдений, в которых происходило изменение цены в следующий период.

Результаты представлены на рисунке 13. Как видно, кривая демонстрирует вогнутую форму: вероятность пересмотра цены минимальна при малом отклонении и возрастает как при положительном, так и при отрицательном расхождении. Данный результат свидетельствует о зависимости частоты корректировки цен от их текущего уровня, что служит подтверждением гипотезы ценообразования, зависящего от состояния экономики в российском сегменте онлайн-торговли [76].



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 13 – Вероятность изменения цены в зависимости от отклонения от среднего уровня по аналогам (англ. "price-gap hazard")

Этот результат согласуется с выводами европейского исследования [80], где аналогичная V-образная форма была обнаружена как для еврозоны, так и для США. Таким образом, анализ российских онлайн-данных подтверждает применимость современных моделей ценообразования, зависящего от состояния экономики, и в контексте отечественного рынка.

Результаты сопоставления наблюдаемых фактов с выводами моделей ценообразования, представленные в таблице 9. Как видно из таблицы, ценообразование российских онлайн-ритейлеров не соответствует в полной мере какой-либо одной модели ценообразования. Наиболее близкой с точки зрения совпадения стилизованных факторов для онлайн-ритейлеров г. Москвы на исследуемом временном промежутке оказалась модель Голосова-Лукаса [5], в рамках которой ценовое поведение фирм зависит в большей степени от

экономической ситуации. Тем не менее, учитывая ярко выраженные пики вероятности изменения цены онлайн-ритейлерами г. Москвы в определенные периоды (в частности, в декабре и январе), следует отметить наличие определенной периодичности ценовых изменений [76]. Таким образом, полученные результаты верифицируют первую гипотезу исследования, демонстрируя, что ценовая политика российских фирм-ритейлеров носит гибридный характер и объединяет элементы как моделей, основанных на зависимости от состояния экономики, так и моделей, в которых ценообразование зависит от времени.

Таблица 9 – Сопоставление фактов с предсказаниями моделей ценообразования

Факты, наблюдаемые в данных	Модели ценообразования, зависящего от состояния экономики		Модели, ценообразования, зависящего от времени	
	Голосов, Лукас (2007) [5]	Дотси, и др., (1999) [39]	Кальво, (1983) [2]	Тейлор, (1980) [3]
Относительно большие размеры изменений цен по модулю	Да	Да	Да	Да
Множество малых (меньше 5% по модулю) изменений цен	Нет	Да	Да	Да
Малая доля изменений цен меньше 1% по модулю – бимодальность в распределении изменений цен	Да	Нет	Нет	Нет
Вероятность изменения цены увеличивается с длительностью периода "жизни" цены	Да	Нет	Нет	Нет
Размер изменения цены не увеличивается с длительностью периода "жизни" цены	Да	Нет	Нет	Нет
Средний размер изменений цен коррелирует сильнее с инфляцией, чем доля меняющихся цен	Нет	Нет	Да	Да
Дисперсия инфляции в большей степени объясняется дисперсией интенсивной составляющей	Да	Нет	Да	Да

Примечание – Источник: составлено автором.

### 3.4 Анализ ценового поведения фирм в различных макроэкономических условиях

Рассматриваемый период включает эпизоды, представляющие значительный исследовательский интерес с точки зрения анализа ценового поведения фирм. Так, в 2020 году, во время острой фазы пандемии, экономика столкнулась с резким сокращением спроса [81], что привело к снижению инфляции. Согласно ряду моделей ценовой жесткости, основанных на состоянии экономики [4,5], в подобных условиях частота изменения цен должна была уменьшиться. Напротив, в 2022 году, когда в России наблюдался резкий рост инфляции, частота пересмотра цен, согласно тем же моделям, должна была увеличиться, так как цены фирм выходили за пределы оптимальных уровней (так называемая «Ss-политика» [31,82]), что требовало их корректировки. Однако, если верны предположения моделей ценовой жесткости, основанных на временных интервалах (наиболее известные из них — модель Кальво [2] и модель Тейлора [3]), частота изменения цен не должна зависеть от макроэкономических шоков и должна оставаться неизменной во времени.

Противоречивость теоретических предсказаний делает эмпирическую проверку особенно актуальной. Ключевыми для данного исследования являются следующие вопросы: как изменилось поведение цен в период пандемии COVID-19 (2020-2021 годы); существует ли порог, при котором происходит изменение модели ценообразования; и, наконец, как меняется ценообразование в условиях макроэкономических шоков? Ответы на эти вопросы позволят верифицировать применимость рассмотренных теоретических моделей к российским данным.

Чтобы выявить зависимость параметров ценовой жесткости от макроэкономических условий, в анализе выделяются четыре подпериода, отражающие различные фазы экономической динамики: доковидный этап (февраль 2019 – февраль 2020 г.), острая фаза пандемии (март 2020 г. – февраль 2021 г.), фаза восстановления (март 2021 г. – февраль 2022 г.) и период после шока февраля 2022 года (март – сентябрь 2022 г.). Такое разделение позволяет противопоставить эпизод пандемии и восстановления после нее (первые три интервала) шоку, вызванному событиями начала 2022 года.

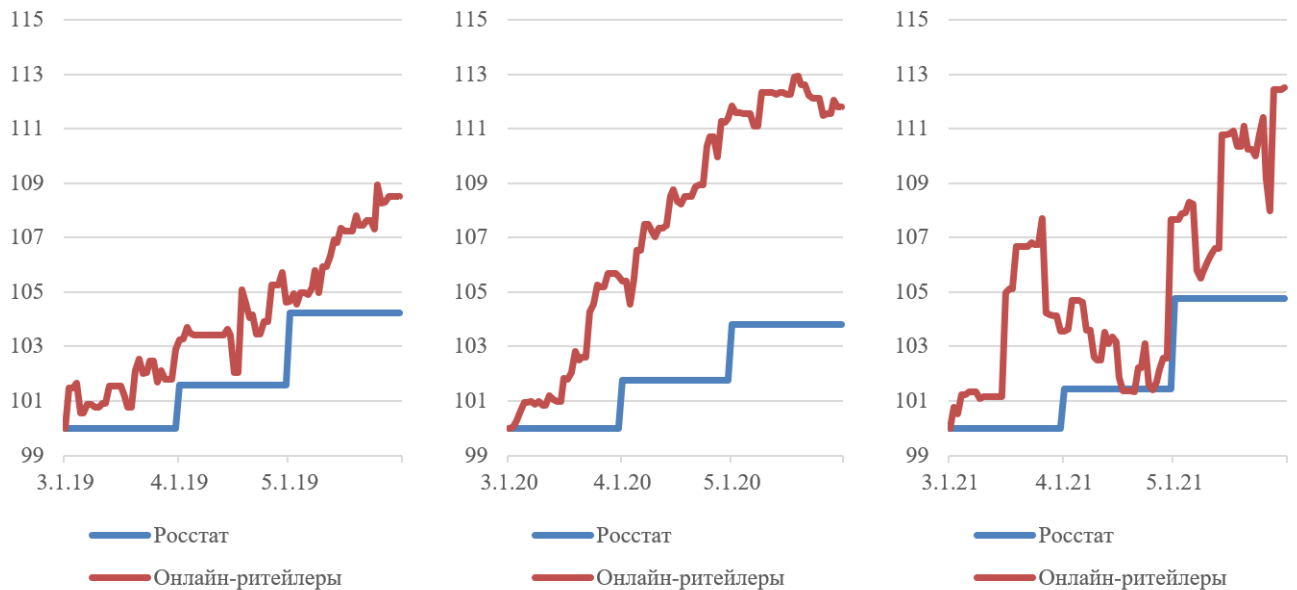
### 3.4.1 Характеристики ценообразования в период пандемии

Мы предполагаем, что в периоды острой фазы пандемии могли происходить значительные изменения в механизмах ценообразования. Так, снижение инфляции в 2020 году, во многом обусловленное падением спроса на фоне карантинных мер, могло привести к сокращению частоты пересмотра цен и увеличению ценовой жесткости. Ожидается также, что в этот период возросла доля малых изменений цен (менее 1%), а средний размер изменений по модулю уменьшился по сравнению с 2019 годом.

Использование онлайн-данных о ценах позволило получить важные эмпирические выводы о динамике инфляции в России в условиях кризисных шоков, в частности в период пандемии COVID-19. Благодаря ежедневной частотности и высокой оперативности сбора, такие данные стали эффективным инструментом раннего выявления инфляционных трендов.

Было осуществлено построение стоимости условного (минимального) набора продуктов, аналогичного официальной потребительской корзине, с учетом нормативов потребления и расчетом по 25-му перцентилю цен в каждой категории. Полученные расчеты подтвердили высокую корреляцию с данными Росстата (после устранения тренда – 0,82), что указывает на возможность использования онлайн-источников для мониторинга инфляционных процессов.

Онлайн-источники данных позволяют более оперативно фиксировать изменения в потребительских ценах, особенно в условиях резких шоков, таких как пандемия COVID-19. Один из ключевых эпизодов, в котором проявилось преимущество онлайн-данных, относится к весне 2020 года. Уже с середины марта наблюдался устойчивый рост стоимости минимального продовольственного набора в онлайн-канале, что было связано как с резким увеличением спроса на доставку, так и с ограничениями на посещение офлайн-магазинов (рис. 14).



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 14 – Накопленный прирост стоимости условного (минимального) продуктового набора по данным Росстата и по онлайн-источникам в г. Москве за период с 1 марта по 31 мая 2019, 2020 и 2021 годов

Рост стоимости корзины по онлайн-данным в марте-мае 2020 года составил 11,8%, в то время как за аналогичный период в 2019 году этот рост составлял 8,5%. При этом официальные данные Росстата за тот же период зафиксировали значительно более умеренный прирост: 3,8% в 2020 году против 4,2% в 2019 году. Таким образом, наблюдается существенное расхождение в оценках инфляции между двумя источниками, что подчеркивает важность использования онлайн-данных как опережающего индикатора инфляционного давления.

Особенно важно отметить, что онлайн-данные позволили выявить момент начала удорожания существенно раньше публикации официальной статистики. Кроме того, в них четко зафиксированы эффекты от введения административных мер по ограничению роста цен на сахар и подсолнечное масло в декабре 2020 года. Онлайн-источники также позволили отследить всплески цен на отдельные категории товаров — в частности, наблюдался быстрый рост цен на хозяйственное мыло, крупную бытовую технику и телевизоры в период марта-мая 2020 года. Этот

эпизод показывает, что в условиях резких структурных шоков онлайн-данные дают возможность не только оперативно реагировать на изменения, но и строить более точные модели инфляционного процесса.

Особый интерес представляет анализ ценовой динамики в марте–мае 2020 года. В условиях локдауна и ажиотажного спроса наблюдалось существенное расхождение между динамикой онлайн-цен и данными официальной статистики. Стоимость условного набора продуктов по данным интернет-магазинов увеличилась на 11,8%, тогда как по данным Росстата – лишь на 3,8%. Такой эффект объясняется сдвигом потребительского спроса в онлайн и высокой скоростью переоценки цен в цифровом канале.

Наибольший вклад в рост цен внесли овощи (лук, морковь, картофель) и товары длительного хранения (сахар, рис, горох и фасоль). Было также выявлено, что подорожание этих групп продуктов коррелировало с ростом мировых цен и нарушением логистических цепочек, что подтверждает глобальную природу инфляционного давления. Онлайн-данные также зафиксировали моментальную реакцию цен на ограничительные меры Правительства РФ по ключевым социально значимым товарам (сахар, масло), а также продемонстрировали восстановление цен после снятия административных ограничений.

Таким образом, полученные результаты подчеркивают аналитический потенциал онлайн-цен как инструмента анализа инфляции в высокочастотном разрезе, а также подтверждают их применимость в контексте оценки жесткости цен в нестабильной макросреде.

Для понимания того, как изменялась структура инфляции на российском онлайн-рынке, рассмотрим ее средние характеристики по обозначенным ранее макроэкономическим подпериодам: до пандемии, в период пандемии, в фазу относительной стабилизации и после начала шока в 2022 году. В таблице 10 представлены усредненные значения инфляции ( $\pi_t$ ), доли изменившихся цен ( $fr_t$ ) и среднего размера изменений ( $dp_t$ ), рассчитанные на ежедневных данных.

Таблица 10 – Средние значения инфляционных индикаторов по подпериодам

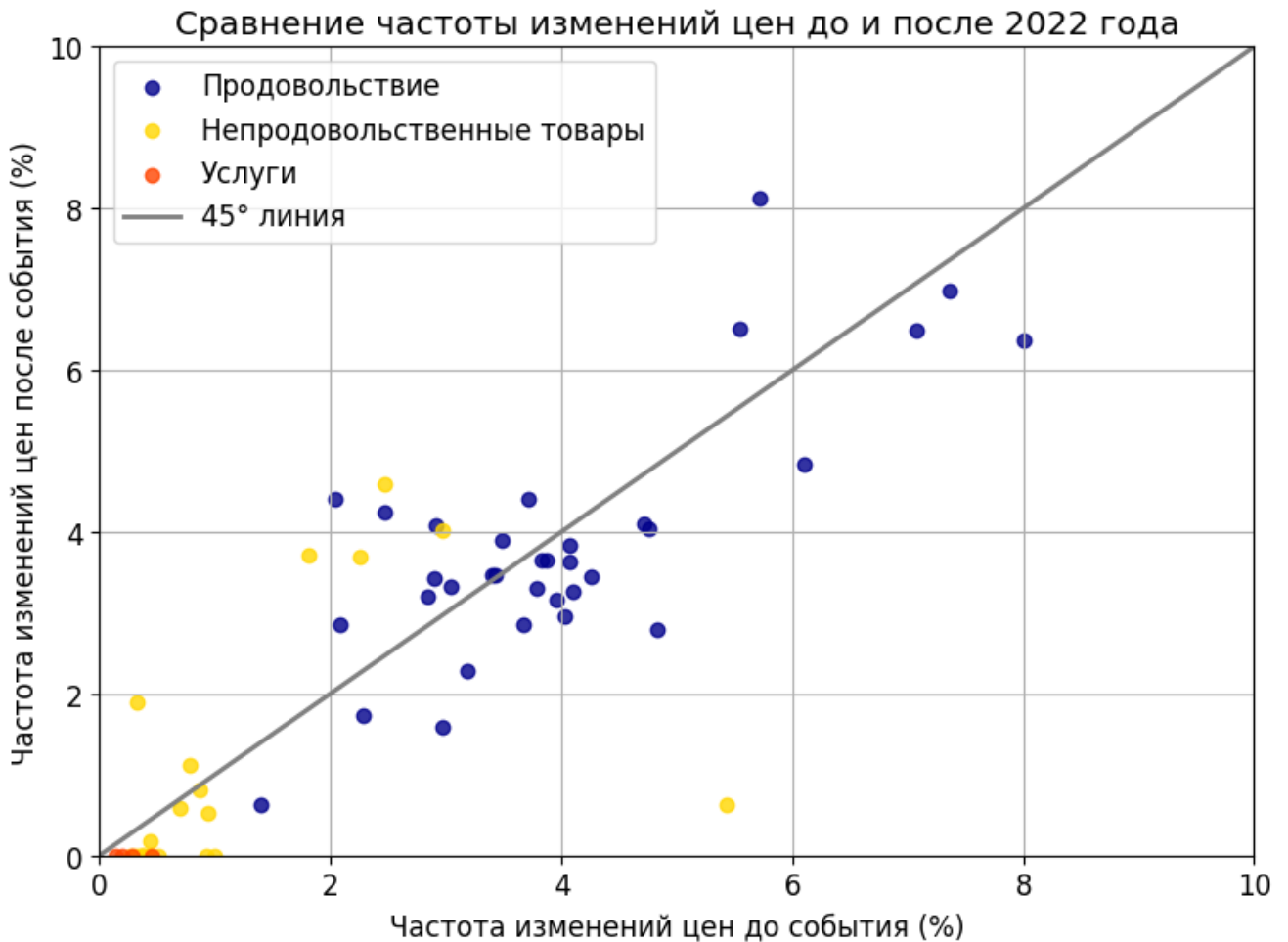
Период	Средняя инфляция ( $\pi_t$ )	Средняя частота ( $fr_t$ )	Средний размер изменений ( $dp_t$ )	Продолжительность периода, в днях
До пандемии	0,0015	0,066	0,0034	394
Пандемия	0,0227	0,058	0,0022	365
Стабилизация	0,0303	0,029	-0,0052	365
После февраля 2022	0,0388	0,041	0,0024	191

Примечание – Источник: составлено автором.

Как видно из таблицы, наиболее выраженная инфляция наблюдалась после начала макроэкономического шока февраля 2022 года. При этом доля изменяющихся цен ( $fr_t$ ) не достигла допандемийного уровня, а средний размер изменений снова стал положительным после эпизода дефляционного давления в 2021 году. Это может говорить о том, что источником инфляции в этот период стало не столько увеличение частоты пересмотров, сколько более крупные разовые изменения, осуществляемые отдельными продавцами.

### 3.4.2 Характеристики ценообразования в период структурной перестройки экономики (с 2022 г.)

Сравнительный анализ частоты изменения цен до и после начала структурного сдвига в 2022 году показывает, что поведение цен стало заметно более гибким. На рисунке 15 представлено сравнение средней частоты пересмотра цен в разрезе отдельных товарных категорий. По горизонтальной оси отложены значения для периода до марта 2022 года, по вертикальной оси — для последующего периода. Почти все наблюдения в непродовольственных товарах располагаются выше биссектрисы  $45^\circ$ , что указывает на систематическое увеличение частоты изменений цен в большинстве категорий товаров этого типа, при этом продовольственные товары ведут себя не так однозначно - для части товаров частота увеличилась, для части уменьшилась.



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 15 – Сравнение частоты изменений цен до и после марта 2022 года

При этом увеличение частоты наблюдается во всех трех группах: продовольственных товарах, непродовольственных товарах и услугах. Наиболее значимый сдвиг зафиксирован для категории продовольствия, где частота пересмотров в среднем увеличилась на 1–2 процентных пункта. Для услуг и непродовольственных товаров рост также имеется, хотя он в большей степени варьируется между категориями. Полученные результаты согласуются с выводами европейских исследований, в частности, с данными PRISMA, сопоставленными с IPN [80] где также наблюдается повышение гибкости ценообразования в посткризисные периоды.

Подобная динамика может быть связана как с ростом макроэкономической неопределенности и инфляционных ожиданий, так и с ускорением цифровизации ценообразования в онлайн-сегменте, что снижает издержки на пересмотр цен. Таким образом, период после 2022 года можно охарактеризовать как фазу усиления, зависящего от состояния экономики поведения фирм.

Следует отметить макроэкономический контекст, возникший в российской экономике после введения санкций. С начала марта 2022 года российская экономика столкнулась с беспрецедентными шоками, затронувшими практически все ключевые каналы формирования цен. Среди них:

- резкое ослабление рубля, вызванное геополитическими событиями и санкционным давлением, что напрямую повлияло на стоимость импортных товаров и компонентной базы;
- нарушения логистических цепочек, особенно в части поставок из Европы, Китая и других стран, влекущие за собой перебои в доступности отдельных категорий товаров;
- изменения в структуре импорта и сокращение конкуренции, что повысило ценовую власть отдельных продавцов и могло привести к ускоренному пересмотру цен;
- рост инфляционных ожиданий среди потребителей и бизнеса, усиливший тенденцию к превентивному повышению цен.

Все эти факторы создают условия, при которых поведение фирм может переходить из режима «жестких цен» (инфляция поддерживается изменением размеров корректировок) в режим более частых пересмотров цен (ценообразование, зависящее от состояния экономики). Это обосновано тем, что высокая макроэкономическая неопределенность и быстрые изменения среды заставляют фирмы чаще реагировать на отклонение текущей цены от оптимального уровня.

В таблице 11 также представлены оценки жесткости цен в указанных подпериодах. В качестве ключевого показателя жесткости используется средняя

дюрация, рассчитанная на основе средней частоты пересмотра цен. Из анализа видно, что в периоды после начала пандемии и до 24 февраля 2022 года (подпериоды 2 и 3) [49] средний интервал между изменениями цен был повышенным, что свидетельствует об относительно высокой жесткости цен. Кроме того, после начала пандемии и до шока 2022 года доля малых (менее 1%) изменений была относительно высокой, что свидетельствует о постепенном характере подстройки цен к оптимальному уровню (в терминах [4,39,72]) в относительно стабильных макроэкономических условиях. После шока начала 2022 года дюрация сократилась примерно в три раза по сравнению с предыдущим периодом, а также снизилась доля малых изменений, что указывает на более резкий и скачкообразный характер подстройки цен к оптимальному уровню в условиях макроэкономического шока.

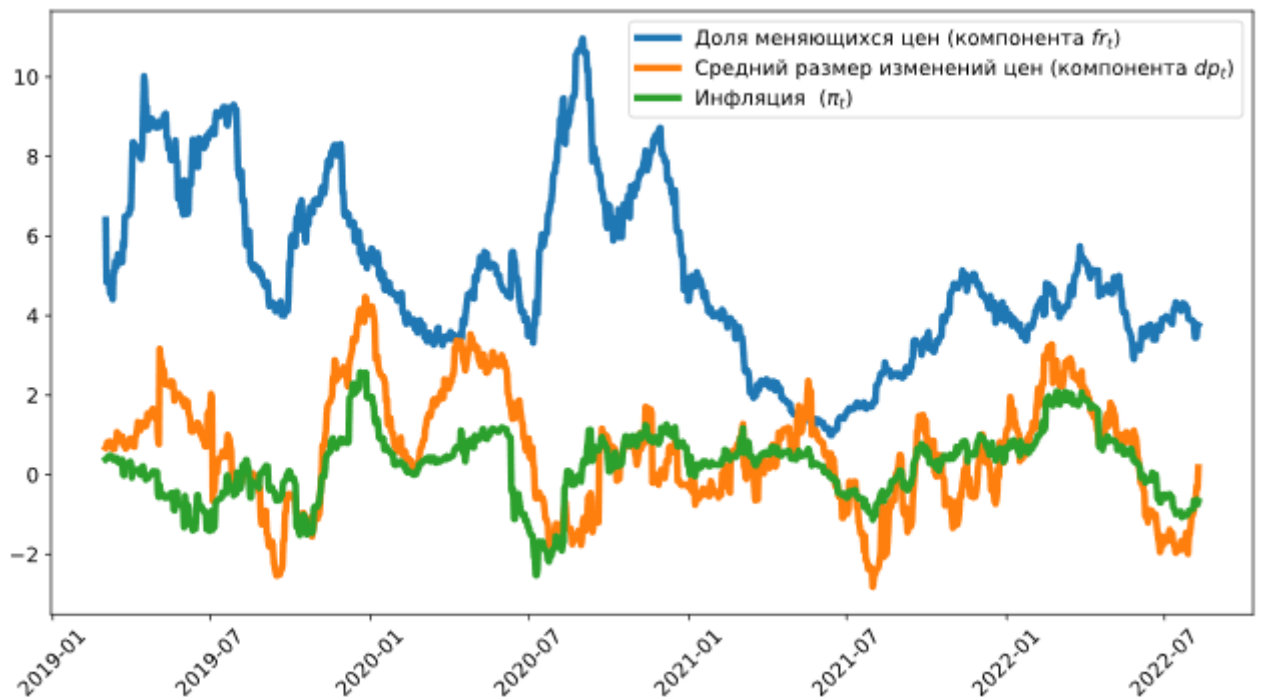
Таблица 11 – Средние значения инфляционных индикаторов по подпериодам

Период	Средняя дюрация (дней)	Средний размер изменений по модулю (%)	Доля изменений ниже 1% по модулю (%)
1. Год до COVID-19 (февраль 2019 – февраль 2020)	54	6,8	6,7
2. Год начала COVID-19 (март 2020 – февраль 2021)	57	5,9	10,7
3. Год после COVID-19 (март 2021 – февраль 2022)	60	7,1	12
4. После шока начала 2022 (март 2022 – сентябрь 2022)	24	6,8	7,5

Примечание – Источник: составлено автором.

Как было отмечено ранее, динамику инфляции на микроуровне можно разложить на составляющие, а именно на долю товаров, цены на которые меняются в данном периоде ( $fr_t$ ) и средний размер изменений цен ( $dp_t$ ) (формула (32)). В связи с этим появляется еще одно измерение, по которому можно проверить, как менялись свойства ценообразования на анализируемом периоде.

На рисунке 16 представлен график скользящего среднего с окном в 15 дней, отражающий динамику инфляции и ее компонент  $fr_t$  и  $dp_t$ . Из графика следует, что на протяжении всего анализируемого периода инфляция демонстрирует высокую схожесть с динамикой среднего размера изменений цен ( $dp_t$ ). Согласно [1], это является следствием низкого уровня инфляции и согласуется с выводами работы [32], основанной на данных по США.



Примечание – Источник: рассчитано автором

Рисунок 16 – Сравнение частоты изменений цен до и после марта 2022 года

В то же время начиная с 2022 года наблюдается значительное сближение динамики компоненты  $fr_t$  с динамикой инфляции. Это подтверждает справедливость моделей ценообразования, зависящих от состояния экономики. Высокая инфляция, вероятно, приводит к быстрому отклонению цен от оптимальных уровней, что, в соответствии с концепцией «Ss-политики» [31,82], вынуждает фирмы пристально отслеживать рыночные условия и оперативно корректировать цены, возвращая их к оптимальным значениям.

### 3.4.3 Эмпирическая проверка гипотезы о нелинейной зависимости механизма ценообразования от уровня инфляции

Для оценки взаимосвязи динамики инфляции и ее отдельных компонентов на исследуемой выборке были построены две регрессионные модели. В первой инфляция выступает в роли объясняющей переменной, а компонент  $fr_t$  – в роли объясняемой (уравнение (34)). Во второй модельной зависимости инфляция объясняет компонент  $dp_t$  (уравнение (35)):

$$fr_t = \alpha_{fr} + \beta_{fr} \cdot \pi_t + \tau_t, \quad (34)$$

$$dp_t = \alpha_{dp} + \beta_{dp} \cdot \pi_t + \nu_t. \quad (35)$$

Результаты оценок указанных регрессионных моделей, включая данные как для всего анализируемого периода в целом, так и для выделенных подпериодов, представлены в таблице 12. Анализ показывает, что за весь период значимой является связь между инфляцией и компонентой  $fr_t$ , что соответствует выводам моделей ценообразования, зависящего от времени. Аналогичная картина наблюдается и в подпериодах 1–3 (с февраля 2019 г. по 24 февраля 2022 г.). Однако, начиная с весны 2022 г., статистически значимыми становятся оценки для связи инфляции с компонентой  $dp_t$ .

Таблица 12 – Результаты оценок  $\beta_{fr}$  и  $\beta_{dp}$  из уравнений (34) и (35) соответственно

Период	Весь период (2019–2022 годы)	1. Год до COVID-19 (февраль 2019 – февраль 2020)	2. Год начала COVID-19 (март 2020 – февраль 2021)	3. Год после COVID-19 (март 2021 – февраль 2022)	4. После шока начала 2022 (март – сентябрь 2022)
$\beta_{fr}$	0,4	-2,1	-2,2	1,6	9,3***
$\beta_{dp}$	7,8***	18,1***	13,3***	13,5***	9,2***

Примечание – Источник: рассчитано автором. \*\*\* - статистическая значимость на 1% уровне

Эти результаты объясняются тем, что с начала весны 2022 года уровень годовой инфляции превысил пороговое значение в 10%. Согласно эмпирическим выводам, представленным в работе [1], преодоление этого порога усиливает корреляцию между инфляцией и средним размером изменений цен (компонента  $dp_t$ ), а также между инфляцией и долей товаров с меняющимися ценами (компонента  $fr_t$ ).

Литература по микродинамике цен указывает на возможность наличия порогового значения инфляции, выше которого поведение фирм радикально меняется. При низкой инфляции фирмы склонны придерживаться моделей с фиксированной частотой пересмотра (англ. "time-dependent"), при этом доля изменяющихся цен ( $fr_t$ ) остается стабильной и слабозависимой от макроэкономической конъюнктуры. Однако при росте инфляции выше определенного уровня пересмотры становятся более чувствительными к рыночной ситуации.

Теоретически это объясняется тем, что фирмы не пересматривают цены в каждый момент времени из-за существующих издержек на изменение цен (издержек меню), а также из-за неопределенности относительно устойчивости наблюдаемых изменений в экономической среде. Однако при достижении определенного уровня инфляции или нестабильности накопленное отклонение между фактической и оптимальной ценой становится настолько велико, что фирмы начинают активно реагировать — увеличивая как вероятность пересмотра, так и размер корректировки. Такой переход из режима «пассивного ожидания» в режим «активной корректировки» можно интерпретировать как смену режима ценообразования.

Так, в работе [1] на данных по Мексике показано, что при инфляции выше 10-15% в год начинает усиливаться связь между инфляцией и долей изменяющихся

цен. Это указывает на то, что в условиях высокой инфляции фирмы склонны чаще менять цены. В аналогичном ключе авторы [83] обсуждают эффект «инфляционного порога» как переключателя между режимами ценообразования, подчеркивая значимость макроэкономической среды для поведения микрофирм.

В рамках настоящей работы проверяется гипотеза о существовании такого порога для российского онлайн-рынка: начиная с определенного уровня ежедневной инфляции, частота пересмотров цен становится статистически значимым детерминантой инфляции.

Для выявления порогового значения инфляции, при котором наблюдается переход к режиму ценообразования, зависящего от состояния экономики, была реализована процедура последовательной оценки регрессии инфляции на долю изменившихся цен ( $fr_t$ ) в скользящих окнах фиксированной длины. Использовались окна длиной 180 наблюдений, в каждом из которых проводилась регрессия  $\pi_t = \alpha + \beta \cdot fr_t + \varepsilon_t$  и фиксировалось значение p-value при  $\beta$  и средняя инфляция в окне. Результаты показали, что коэффициент  $\beta$  становится статистически значимым на 5% уровне именно тогда, когда средняя инфляция в окне превышает уровень порядка 13–15% в годовом выражении. Это служит эмпирическим подтверждением теоретической гипотезы о зависимости режима ценообразования от уровня инфляции: при низкой инфляции поведение цен соответствует временным моделям (моделям времени), в то время как при высокой инфляции возрастает роль интенсивности пересмотра цен, и наблюдается значимая корреляция между инфляцией и долей изменяющихся цен, что характерно для моделей состояния [4,5,39].

Таким образом, оптимальное значение порога в 13-15% в годовом выражении близко к выводам для развивающихся экономик, представленных в работе [1]. При инфляции ниже этого значения вклад интенсивной составляющей (компонента  $dp_t$ ) преобладает, а  $fr_t$  не оказывает статистически значимого влияния на инфляцию. Напротив, при инфляции выше порогового уровня значимыми

оказываются обе составляющие, что подтверждается результатами анализа для периодов высокой инфляции в рассматриваемой выборке.

В результате использование пороговой модели позволило формализовать эмпирическое наблюдение о смене механизма ценообразования в условиях высокой инфляции. Полученные результаты подчеркивают необходимость различного подхода к интерпретации инфляционных процессов в зависимости от макроэкономических условий.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основной целью работы является выявление и анализ эмпирических закономерностей ценовой жесткости в российской экономике на основе высокочастотных данных и уточнение результатов теоретических моделей ценообразования. В ходе проведения исследования были выполнены все поставленные задачи.

В ходе анализа научной литературы были систематизированы основные подходы к объяснению механизмов возникновения жесткости цен как формы несовершенства рынка. Были выделены и проанализированы два основных класса моделей ценообразования, в которых теоретически обосновано возникновение жесткости цен: модели ценообразования, в которых изменение цен является зависящим от времени (англ. "time-dependent"), и модели ценообразования (англ. "state-dependent"), в которых изменение цен определяется состоянием экономики. Были также проанализированы поведенческие ограничения и институциональные факторы, оказывающие влияние на процесс пересмотра цен. Обоснована значимость перехода к более реалистичным моделям с учетом эмпирических особенностей поведения фирм. При рассмотрении работ, посвященных моделированию жесткости цен, установлено, что в отечественной литературе практически не освещено изучение жесткости цен на микроуровне, а оценка базовых фактов ценовой динамики и верификация теоретических моделей ценообразования на данных российской экономики ранее не проводилась. Обнаружено также, что сопоставление предсказаний теоретических моделей ценообразования со стилизованными эмпирическими фактами, полученными на высокочастотных данных, является новым для научной литературы в целом.

Для достижения поставленной цели и заполнения указанного пробела во второй главе был проведен всесторонний анализ современных эмпирических подходов к оценке ценовой жесткости, основанных на использовании высокочастотных данных. Критически важным является учет методологических

артефактов, присущих традиционным данным. Как показали исследования, такие практики, как усреднение цен за период (например, неделю) и методы вменения пропущенных значений, систематически искажают ключевые статистики жесткости цен: завышают частоту изменений, занижают их размер, искажают распределение изменений (делая его одномодальным вместо бимодального) и функцию риска, создавая ложное впечатление о большей гибкости цен. Эти искажения преодолеваются в условиях использования высокочастотных данных, среди преимуществ использования которых также выделяется высокая частота, широкое товарное покрытие и оперативность. Определено, что для достижения цели получения несмещенных выводов о ценовой жесткости следует использовать данные крупных мультиканальных ритейлеров (продающих товары как онлайн, так и офлайн). Проведенный анализ также позволил идентифицировать и впервые для научной литературы систематизировать ключевые методологические и технические вызовы, возникающие при сборе и обработке высокочастотных данных (проблемы сбора данных с сайтов онлайн-ритейлеров, изменения разметки сайтов, классификации товаров, обеспечения репрезентативности выборки), а также разработать пути их решения, что было учтено при разработке методики сбора данных для эмпирической части данного исследования.

В рамках данного исследования был проведен эмпирический анализ, основанный на уникальном массиве онлайн-данных за 2019–2023 годы. Впервые для российской экономики были получены базовые факты о ценовой жесткости, включая частоту пересмотра цен, размеры изменений, асимметрию и кластеризацию. Продемонстрировано, что российские данные в целом подтверждают существование ценовой инерционности, хотя ее структура отличается от наблюдаемой в странах с развитой розничной статистикой. Эмпирически подтверждено, что отклонение от «оптимального» уровня цены повышает вероятность пересмотра, что свидетельствует в пользу моделей ценообразования, в которых ценообразование зависит от состояния экономики. Проведено сопоставление с предсказаниями моделей ценообразования: выявлено,

что поведение цен не полностью соответствует предсказаниям моделей ценообразования, зависящего от времени или от состояния экономики, и скорее носит гибридный характер.

Особое внимание было уделено анализу поведения цен в условиях нестабильности — в периоды пандемии COVID-19 и инфляционного всплеска 2022 года. Впервые для научной литературы по жесткости цен на высокочастотных данных показано, что в периоды макроэкономических шоков происходит резкое снижение продолжительности ценовой инерции и рост дисперсии изменений. Это соответствует предсказаниям моделей с эндогенной жесткостью.

Впервые применительно к российской экономике на основе анализа высокочастотных данных было эмпирически подтверждено, что ценовая жесткость является динамической характеристикой, существенно зависящей от макроэкономической конъюнктуры. Проведенные расчеты средней дюрации (периода неизменности цены) выявили два различных режима ценообразования. В относительно стабильные периоды, такие как время после начала пандемии и до шока начала 2022 г., наблюдался повышенный уровень ценовой жесткости, сопровождавшийся высокой долей малых изменений цен (менее одного процента), что свидетельствует о постепенной, инкрементальной корректировке цен фирмами в отсутствие сильных внешних шоков. В условиях макроэкономического шока, произошедшего в начале 2022 года, режим ценообразования кардинально изменился: средняя дюрация сократилась примерно в три раза, а доля малых изменений значительно снизилась. Данный результат указывает на резкий, скачкообразный характер адаптации цен к новым условиям, когда фирмы были вынуждены оперативно и существенно пересматривать свои ценовые стратегии, минимизируя мелкие корректировки. Таким образом, гибкость цен оказывается контрциклической: в условиях высокой неопределенности фирмы чаще пересматривают цены чем в относительно стабильное время.

Дополнительный вклад в диссертационное исследование внесли расчеты декомпозиции инфляции на экстенсивную и интенсивную составляющие.

Установлено, что при умеренной инфляции изменение общего уровня цен обусловлено, главным образом, интенсивной компонентой (размером изменения), в то время как при высоких инфляционных режимах возрастает значимость экстенсивной составляющей (доли измененных цен). Для верификации данного наблюдения был использован анализ скользящих регрессий, который позволил идентифицировать конкретный порог инфляции, после превышения которого коэффициент при частоте изменений цен становится статистически значимым. Это подтверждает гипотезу о нелинейном характере инфляционного процесса и смене доминирующего механизма ценообразования. При уровне инфляции ниже порядка 13–15% в годовом выражении коэффициент при частоте изменений оказывается статистически незначимым, а выше этого порога становится положительным и значимым на 5% уровне. Таким образом, подтверждена гипотеза о смене механизма ценообразования в зависимости от уровня инфляции, что согласуется с выводами [1] для стран с высокой инфляцией.

Полученные результаты обладают высокой практической значимостью. Применение технологий веб-скрейпинга позволяет формировать оперативную и высокочастотную базу ценовых данных, пригодную как для научных исследований, так и для мониторинга инфляции в режиме реального времени. Эти данные могут использоваться Центральным банком РФ и другими ведомствами при принятии решений в области денежно-кредитной политики. Кроме того, результаты анализа могут быть полезны ретейлерам и разработчикам стратегий динамического ценообразования.

Таким образом, диссертационная работа решает важную научную задачу — она не только расширяет представление о ценовой жесткости в российской экономике, но и демонстрирует потенциал онлайн-данных как инструмента эмпирического анализа. Результаты исследования могут быть использованы в макроэкономическом моделировании, в прогнозировании инфляции и при разработке рекомендаций в сфере экономической политики.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Gagnon E. Price setting during low and high inflation: Evidence from Mexico // Q J Econ. MIT Press, 2009. Т. 124, № 3. С. 1221–1263.
2. Calvo G.A. Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework // J Monet Econ. 1983. Т. 12, № 3. С. 383–398.
3. Taylor J.B. Aggregate Dynamics and Staggered Contracts // Journal of Political Economy. 1980. Т. 88, № 1. С. 1–23.
4. Caplin A., Spulber D.F. Menu Costs and the Neutrality of Money // Q J Econ. 1987. Т. 102, № 4. С. 703–725.
5. Golosov M., Lucas Jr. R.E. Menu Costs and Phillips Curves // Journal of Political Economy. The University of Chicago Press, 2007. Т. 115, № 2. С. 171–199.
6. Nakamura E., Steinsson J. Five facts about prices: a reevaluation of menu cost models // Quarterly Journal of Economics. 2008. Т. 123, № 4. С. 1415–1464.
7. Alvarez F.E., Lippi F. Price Setting with Menu Cost for Multi-Product Firms // Econometrica. Wiley, 2014. Т. 82, № 1. С. 89–135.
8. Midrigan V. Menu Costs, Multiproduct Firms, and Aggregate Fluctuations // Econometrica. 2011. Т. 79, № 4. С. 1139–1180.
9. Ведута Е.Н. Моделирование инфляционных процессов в условиях турбулентности // Вопросы экономики. 2015. № 8. С. 45–63.
10. Гуреев С.А., Иванов В.В., Петрова Л.К. Особенности ценообразования в российской экономике // Экономический журнал. 2018. Т. 42, № 3. С. 112–130.
11. Lucas R.E. Expectations and the neutrality of money // J Econ Theory. Elsevier, 1972. Т. 4, № 2. С. 103–124.
12. Friedman M. Inflation: Causes and Consequences. Asia Publishing House, 1963.

13. Christiano L.J., Eichenbaum M., Evans C.L. Monetary policy shocks: What have we learned and to what end? // Handbook of Macroeconomics. Elsevier, 1999. T. 1. C. 65–148.
14. Romer D. Advanced Macroeconomics. McGraw-Hill, 2004.
15. Woodford M. Convergence in Macroeconomics: Elements of the New Synthesis // American Economic Journal: Macroeconomics. 2009. T. 1, № 1. C. 267–279.
16. Fischer S. Long-term contracts, rational expectations, and the optimal money supply rule // Journal of Political Economy. University of Chicago Press, 1977. T. 85, № 1. C. 191–205.
17. Gray J.A. Wage indexation: A macroeconomic approach // J Monet Econ. Elsevier, 1976. T. 2, № 2. C. 221–235.
18. Phelps E.S., Taylor J.B. Stabilizing powers of monetary policy under rational expectations // Journal of Political Economy. University of Chicago Press, 1977. T. 85, № 1. C. 163–190.
19. Woodford M., Walsh C.E. Interest and prices: Foundations of a theory of monetary policy // Macroecon Dyn. Cambridge University Press, 2005. T. 9, № 3. C. 462–468.
20. Erceg C.J., Henderson D.W., Levin A.T. Optimal monetary policy with staggered wage and price contracts // J Monet Econ. 2000. T. 46, № 2. C. 281–313.
21. Walsh C.E. Monetary Theory and Policy. Third. Cambridge, MA: The MIT Press, 2010.
22. Kiley M.T. Partial adjustment and staggered price setting // J Money Credit Bank. Wiley, 2002. C. 283–298.
23. Dixon H., Kara E. Staggered price and wage setting, and the persistence of real effects // The Economic Journal. Oxford University Press, 2005. T. 115, № 506. C. 103–124.

24. Carvalho C., Schwartzman F. Selection in a general equilibrium model of monetary policy // *Rev Econ Dyn. Elsevier*, 2015. T. 18, № 2. C. 294–317.
25. Dixon H., Kara E. Understanding persistence: a comparison between the generalized Taylor economy and the Calvo model // *J Money Credit Bank. Wiley*, 2006. T. 38, № 1. C. 111–136.
26. Dixon H., Kara E. Contract length heterogeneity and the persistence of monetary shocks in a dynamic general equilibrium model // *The Economic Journal. Wiley*, 2011. T. 121, № 554. C. 1005–1026.
27. Kara E. Optimal monetary policy in the generalized Taylor economy // *Eur Econ Rev. Elsevier*, 2010. T. 54, № 5. C. 677–692.
28. Knell M. Nominal wage rigidities and the role of wage setting institutions in the EU // *Int Labour Rev. Wiley*, 2010. T. 149, № 4. C. 305–336.
29. Musy O. Disinflation and the contract multiplier // *Econ Lett. Elsevier*, 2006. T. 91, № 1. C. 91–97.
30. Ben Aissa M.S., Musy O. On the costs of disinflation in staggered price and wage setting models // *J Macroecon. Elsevier*, 2010. T. 32, № 4. C. 1136–1153.
31. Sheshinski E., Weiss Y. Inflation and Costs of Price Adjustment // *Rev Econ Stud.* 1977. T. 44, № 2. C. 287–303.
32. Klenow P.J., Kryvtsov O. State-Dependent or Time-Dependent Pricing: Does It Matter for Recent U.S. Inflation? // *Quarterly Journal of Economics.* 2008. T. 123, № 3. C. 863–904.
33. Vavra J. Inflation Dynamics and Time-Varying Volatility: New Evidence and an SS Interpretation // *Q J Econ. Oxford University Press*, 2014. T. 129, № 1. C. 215–258.
34. Fischer S. Long-Term Contracts, Rational Expectations, and the Optimal Money Supply Rule // *Journal of Political Economy. University of Chicago Press*, 1977. T. 85, № 1. C. 191–205.

35. Ball L., Romer D. Sticky Prices as Coordination Failure // *American Economic Review*. 1987. T. 77, № 3. C. 539–552.
36. Cooper R., John A. Coordinating Coordination Failures in Keynesian Models // *Quarterly Journal of Economics*. 1988. T. 103, № 3. C. 441–463.
37. Kashyap A.K. Sticky Prices: New Evidence from Retail Catalogs // *Quarterly Journal of Economics*. MIT Press, 1995. T. 110, № 1. C. 245–274.
38. Galí J. *Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework and Its Applications*. Princeton University Press, 2015.
39. Dotsey M., King R.G., Wolman A.L. State-Dependent Pricing and the General Equilibrium Dynamics of Money and Output // *Quarterly Journal of Economics*. 1999. T. 114, № 2. C. 655–690.
40. Rotemberg J.J., Woodford M. The cyclical behavior of prices and costs // *Handbook of Macroeconomics*. Elsevier, 1999. T. 1. C. 1051–1135.
41. Eichenbaum M., Jaimovich N., Rebelo S. Intermediary asset pricing: New evidence from the cross section and the business cycle // *American Economic Review*. 2011. T. 101, № 3. C. 110–115.
42. Blinder A.S. и др. *Asking about Prices: A New Approach to Understanding Price Stickiness*. Russell Sage Foundation, 1998.
43. Blinder A.S. Why are prices sticky? Preliminary results from an interview study // *American Economic Review*. 1991. T. 81, № 2. C. 89–96.
44. Blinder A.S. Retail inventory behavior and business fluctuations // *Brookings Pap Econ Act*. 1981. T. 1981, № 2. C. 443–505.
45. Carlton D.W. The theory and the facts of how markets clear: Is industrial organization valuable for understanding macroeconomics? // *Handbook of Industrial Organization*. Elsevier, 1989. T. 1. C. 909–946.
46. Bils M., Klenow P.J. Some evidence on the importance of sticky prices // *Journal of political economy*. The University of Chicago Press, 2004. T. 112, № 5. C. 947–985.

47. Khan A., Thomas J.K. Inventories and the business cycle: An equilibrium analysis of (S, s) policies // *American Economic Review*. 2007. Т. 97, № 4. С. 1165–1188.
48. Lünnemann P., Wintr L. Are internet prices sticky? 2006. № 645.
49. Божечкова А.В., Евсеев А.С. Анализ жесткости цен в розничной онлайн-торговле Москвы // *Экономическая политика*. 2020. Т. 15, № 5. С. 32–59.
50. Dhyne E. и др. Price Setting in the Euro area: Some Stylized Facts from Micro Consumer Price Data. 2005.
51. Hoffmann J., Kurz-Kim J.-R. Consumer price adjustment under the microscope: Germany in a period of low inflation. 2006. № 2006,16.
52. Cavallo A., Rigobon R. The billion prices project: Using online prices for measurement and research // *Journal of Economic Perspectives*. 2016. Т. 30, № 2. С. 151–178.
53. Brynjolfsson E., Smith M.D. Frictionless commerce? A comparison of Internet and conventional retailers // *Manage Sci. INFORMS*, 2000. Т. 46, № 4. С. 563–585.
54. Ellison G., Ellison S.F. Search, obfuscation, and price elasticities on the internet // *Econometrica*. Wiley Online Library, 2009. Т. 77, № 2. С. 427–452.
55. Gorodnichenko Y., Sheremirov V., Talavera O. Price setting in online markets: Does IT click? // *J Eur Econ Assoc*. Oxford University Press, 2018. Т. 16, № 6. С. 1764–1811.
56. Cavallo A. Scraped data and sticky prices // *Review of Economics and Statistics*. 2018. С. 105–119.
57. Евсеев А.С. Технические и методологические проблемы сбора данных о ценах онлайн-ритейлеров // *Экономическое развитие России*. 2022. Т. 29, № 11. С. 36–45.
58. Gorodnichenko Y., Talavera O. Price setting in online markets: Basic facts, international comparisons, and cross-border integration // *American*

- Economic Review. American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203, 2017. Т. 107, № 1. С. 249–282.
59. Hillen J., Fedoseeva S. E-commerce and the end of price rigidity? // J Bus Res. 2021. Т. 125. С. 63–73.
60. Hillen J. Online food prices during the COVID-19 pandemic // Agribusiness. 2021. Т. 37, № 1. С. 91–107.
61. Джаохадзе Е.Д., Синельникова-Мурылева Е.В. Факторы жесткости цен онлайн-ритейлеров и структурные сдвиги // Вопросы экономики. 2024. № 9. С. 28–49.
62. Aparicio D., Bertolotto M.I. Forecasting inflation with online prices // Int J Forecast. 2020. Т. 36, № 2. С. 232–247.
63. Macias P., Stelmasiak D., Szafranek K. Nowcasting food inflation with a massive amount of online prices // Int J Forecast. Elsevier, 2023. Т. 39, № 2. С. 809–826.
64. Cavallo A., Kryvtsov O. What Can Stockouts Tell us About Inflation? Evidence from Online Micro Data // J Int Econ. 2023. С. 103769.
65. Beck G.W. и др. Nowcasting Consumer Price Inflation Using High-Frequency Scanner Data: Evidence from Germany. 2024. № 2930.
66. Доля цифровых продаж X5 Retail Group в столичном регионе достигла 4,5 процента. 2021.
67. Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Минимальный продуктовый набор населения России. 2025.
68. Medina J., Soto C., W D. Dynamics of Price Adjustments: Evidence From Micro Level Data For Chile // Journal Economía Chilena (The Chilean Economy). 2007. Т. 10. С. 5–26.
69. Vermeulen P., others. Some Title Related to Wage Rigidity // Journal of Economic Studies. 2012. Т. 39, № 4. С. 456–478.
70. Olivei G., Tenreyro S. The Timing of Monetary Policy Shocks // American Economic Review. 2007. Т. 97, № 3. С. 636–663.

71. Álvarez L.J. и др. Sticky prices in the euro area: a summary of new micro evidence // J Eur Econ Assoc. Oxford University Press, 2006. Т. 4, № 2–3. С. 575–584.
72. Rotemberg J.J. Monopolistic Price Adjustment and Aggregate Output // Review of Economic Studies. 1982. Т. 49, № 4. С. 517–531.
73. Barros R., Loyo E. Price Rigidity in High Inflation // Economic Journal. 2009. Т. 119, № 536. С. 15–41.
74. Nyawo T., Rankin N. Price Rigidity and Inflation in South Africa: Evidence from Micro-Data // South African Journal of Economics. 2016. Т. 84, № 4. С. 467–487.
75. Евсеев А.С. Особенности ценообразования на рынках онлайн-торговли г. Москвы // Экономическое развитие России. 2019. Т. 26, № 10. С. 39–44.
76. Божечкова А.В., Евсеев А.С. Выявление особенностей ценообразования на данных онлайн-ритейлеров Москвы // Экономическая политика. 2021. Т. 16, № 5. С. 62–75.
77. Исаков А. и др. Hard Numbers: Open Consumer Price Database // Деньги и кредит. 2021. Т. 80, № 1. С. 104–119.
78. Klenow P.J., Malin B.A. Microeconomic evidence on price-setting // Handbook of Monetary Economics. Elsevier Ltd, 2010. Т. 3, № С. 231–284 с.
79. Kehoe P.J., Midrigan V. Plants and Price Dynamics // American Economic Review. American Economic Association, 2015. Т. 105, № 2. С. 335–359.
80. Consolo A. и др. The State Dependence of Price Setting: Evidence from Reference Prices. 2023. № 2930.
81. Банк России. Годовой отчет Банка России. 2020.
82. Sheshinski E., Weiss Y. Optimum Pricing Policy under Stochastic Inflation // Review of Economic Studies. 1983. Т. 50, № 3. С. 513–529.

83. Alvarez L.J. и др. Sticky Prices in the Euro Area: A Summary of New Micro Evidence // J Eur Econ Assoc. 2019. Т. 17, № 5. С. 1393–1475.

## ПРИЛОЖЕНИЯ

### Приложение 1

Таблица 1 – Средние частоты и durations по продовольственным товарам, непродовольственным товарам и услугам

№ п/п	Группа категорий	Наименование категории	Средняя частота изменений цен (% в день)	Средняя duration (дней)
1	Продовольственные товары	Баранина (кроме бескостного мяса)	1,13	87,99
2		Говядина (кроме бескостного мяса)	1,35	73,57
3		Пшено	1,73	57,30
4		Рыба мороженая неразделанная	1,97	50,26
5		Горох и фасоль	2,27	43,55
6		Хлеб и булочные изделия из пшеничной муки 1 и 2 сортов	2,32	42,60
7		Свинина (кроме бескостного мяса)	2,51	39,34
8		Сахар-песок	2,63	37,52
9		Сыры сычужные твердые и мягкие	2,81	35,08
10		Рис шлифованный	2,81	35,08
11		Карамель	2,92	33,74
12		Сельдь соленая	2,97	33,17
13		Соль поваренная пищевая	3,2	30,75
14		Печенье	3,29	29,89
15		Вермишель	3,59	27,35
16		Маргарин	3,59	27,35
17		Куры охлажденные и мороженые	3,6	27,27
18		Крупа гречневая-ядрица	3,63	27,05
19		Мука пшеничная	3,66	26,82
20		Чай черный байховый	3,69	26,60
21		Перец черный (горошек)	3,71	26,45
22		Яйца куриные	3,76	26,09
23		Молоко питьевое цельное пастеризованное 2,5-3,2% жирности	3,86	25,40
24		Масло сливочное	3,88	25,27
25		Творог нежирный	3,92	25,01
26		Хлеб из ржаной муки и из смеси муки ржаной и пшеничной	3,98	24,62
27		Сметана	4,03	24,31
28		Масло подсолнечное	4,51	21,67

Продолжение таблицы 1 на следующей странице

## Продолжение таблицы 1

28	Продовольственные товары	Масло подсолнечное	4,51	21,67
29		Лук репчатый	4,56	21,43
30		Морковь	4,69	20,82
31		Капуста белокочанная свежая	4,98	19,58
32		Яблоки	6,64	14,55
33		Огурцы свежие	6,75	14,31
34		Картофель	7,17	13,44
35		Непродовольственные товары	Джемпер для детей школьного возраста	0,02
36	Кроссовые туфли для детей с верхом из искусственной кожи		0,06	1666,17
37	Брюки для детей школьного возраста из джинсовой ткани		0,07	1428,07
38	Туфли женские закрытые с верхом из натуральной кожи		0,08	1249,50
39	Сапоги женские зимние с верхом из натуральной кожи		0,12	832,83
40	Сорочка верхняя мужская из хлопчатобумажных или смесовых тканей		0,13	768,73
41	Ботинки, полуботинки для детей школьного возраста		0,14	713,79
42	Джемпер женский		0,14	713,79
43	Брюки мужские из полушерстяных или смесовых тканей		0,14	713,79
44	Джемпер мужской		0,15	666,17
45	Блузка женская		0,16	624,50
46	Костюм-двойка мужской из шерстяных, полушерстяных или смесовых тканей		0,19	525,82
47	Полуботинки, туфли мужские с верхом из натуральной кожи		0,2	499,50
48	Пальто женское демисезонное из шерстяных или полушерстяных тканей		0,22	454,05
49	Футболка детская		0,23	434,28
50	Сорочка верхняя для мальчиков школьного возраста		0,24	416,17
51	Колготки детские	0,25	399,50	
52	Непродовольственные товары	Платье (сарафан) летнее для девочек дошкольного возраста	0,36	277,28
53		Халат женский из хлопчатобумажных	0,42	237,59
54		Носки мужские	0,51	195,58
55		Колготки женские эластичные плотностью 15-20 DEN	0,64	155,75
56		Телевизор цветного изображения	0,73	136,49

Продолжение таблицы 1 на следующей странице

Продолжение таблицы 1

57	Непродовольственные товары	Комплект постельного белья 1,5 спального из хлопчатомажной ткани	0,74	134,63	
58		Подушка	0,82	121,45	
59		Одеяло стеганое	0,84	118,55	
60		Радиоприемные устройства, включая звукозаписывающую или звуковоспроизводящую аппаратуру	0,92	108,19	
61		Машины стиральные	1,32	75,26	
62		Мыло туалетное	1,63	60,85	
63		Мыло хозяйственное	2,17	45,58	
64		Порошок стиральный	2,22	44,54	
65		Электропылесосы	2,68	36,81	
66		Шампунь	2,75	35,86	
67		Ацетилсалициловая кислота (Аспирин отечественный)	4,71	20,73	
68		Холодильники и морозильники бытовые	5,51	17,64	
69		Метамизол натрия (Анальгин отечественный)	7,22	13,34	
70		Корвалол	8,84	10,80	
71		Услуги	Постановка набоек	0	0,00
72			Стрижка модельная в женском зале	0,06	1666,17
73			Абонентская плата за неограниченный объем местных телефонных соединений	0,14	713,79
74			Помывка в бане в общем отделении	0,16	624,50
75			Проезд в городском муниципальном автобусе	0,3	332,83
76			Проезд в троллейбусе	0,32	312,00

Примечание – Источник: составлено автором.