



Банк России



МЕТОДОЛОГИЯ ПОСТРОЕНИЯ ЦЕНОВЫХ ИНДЕКСОВ НА ДАННЫХ КОНТРОЛЬНО-КАССОВОЙ ТЕХНИКИ

Серия докладов об экономических исследованиях

№ 147 / апрель 2025

Д. Алдохин
Д. Долгов
П. Марченко
П. Милютин
С. Селезнев
Д. Шибитов

Дмитрий Алдохин

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: aldokhindv1@cbr.ru

Денис Долгов

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: dolgovda@cbr.ru

Павел Марченко

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: marchenkopv01@cbr.ru

Петр Милютин

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: milyutinpp01@cbr.ru

Сергей Селезнев

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: seleznevsm@cbr.ru

Денис Шибитов

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования
E-mail: shibitovds@cbr.ru

Доклады Банка России проходят процедуру анонимного рецензирования со стороны членов Консультативного исследовательского совета Банка России и внешних рецензентов.

Авторы выражают благодарность Федеральной налоговой службе за активное участие в межведомственном взаимодействии и предоставление данных контрольно-кассовой техники для проведения исследования, Дмитрию Горностаеву, Артему Рабошу и Тамаре Губских за помощь в проведении исследования, коллегам из главных управлений и территориальных учреждений Банка России за участие в разметке данных, коллегам из Департамента информационных технологий Банка России за помощь в работе с данными, а также Владимиру Бессонову за обсуждение и ценные комментарии.

Используемые в расчетах данные контрольно-кассовой техники предоставлены Федеральной налоговой службой в обезличенном виде и без обработки (могут содержать аномалии, например ошибки пользователей ККТ).

Содержание настоящего доклада по экономическим исследованиям отражает личную позицию авторов. Результаты исследования являются предварительными и публикуются с целью стимулировать обсуждение и получить комментарии для возможной дальнейшей доработки материала. Содержание и результаты исследования не следует рассматривать, в том числе цитировать в каких-либо изданиях, как официальную позицию Банка России или указание на официальную политику или решения регулятора. Любые ошибки в данном материале являются исключительно авторскими.

Все права защищены. Воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Фото на обложке: Shutterstock/FOTODOM

107016, Москва, ул. Неглинная, 12, к. В

Тел.: +7 499 300-30-00, +7 495 621-64-65 (факс)

© Центральный банк Российской Федерации, 2025

Резюме

Настоящая работа предлагает методологию построения дополнительных к официальной статистике ценовых индексов на основе собираемых Федеральной налоговой службой данных контрольно-кассовой техники. В исследовании подробно обсуждаются такие особенности этого источника данных, как сложность идентификации товаров, большое количество отсутствующих наблюдений, множественность ценовых уровней, возможные ошибки при оформлении чеков. Тем не менее, несмотря на недостатки, данные контрольно-кассовой техники имеют и ряд преимуществ, которые делают эти данные привлекательными с точки зрения анализа ситуации на потребительском рынке. Основными являются оперативность, широкое покрытие, а также наличие в них не только цен, но и объемов продаж. Наша методология состоит из нескольких этапов, которые включают фильтрацию и очистку данных, классификацию наименований из чеков по товарным категориям и расчет индексов с использованием TPD (Time Product Dummy) подхода.

Предварительные результаты по предложенной методологии для нескольких групп товаров и агрегированного индекса цен были ранее представлены на портале «Эконс» (Алдохин и Милютин, 2024). В рамках данной работы мы дополняем эти результаты и демонстрируем динамику индексов цен, построенных на данных за 9 месяцев 2022 года, для 215 категорий товаров, а также динамику соответствующих индексов физического объема. Мы также агрегируем полученные ценовые показатели в индексы по продовольственным и непродовольственным товарам и, аналогично (Алдохин и Милютин, 2024), показываем сводный индекс по всем товарам и услугам, присутствующим в данных контрольно-кассовой техники. Одним из наиболее важных выводов, которые мы можем сделать исходя из полученных показателей, является то, что наши результаты не подтверждают широко распространенного мнения о том, что методика расчета ИПЦ, используемая Росстатом, имеет тенденцию к занижению оценки общего индекса цен или отдельных товарных групп. Применение методологии на основе данных контрольно-кассовой техники для построения агрегированного индекса цен дает динамику индекса, очень близкую к опубликованной за соответствующий период Росстатом.

JEL-коды: C43, C55, E31.

Ключевые слова: цены, инфляция, ценовой индекс, данные контрольно-кассовой техники, гранулярные данные, Россия.

Оглавление

Резюме	3
Оглавление	4
1. Введение	5
2. Данные.....	9
2.1. Характеристики датасета.....	9
2.2. Трудности при работе с данными ККТ	11
2.3. Репрезентативность выборки	14
3. Методология построения индекса	16
3.1. Обзор литературы	17
3.2. Общая схема построения индекса	19
3.3. Определение товара.....	20
3.4. Расчет уровней цен	21
3.5. Формула индекса	22
3.6. Свойства формулы индекса	23
3.7. Ключевые отличия от методологии ИПЦ.....	25
4. Фильтрация	27
4.1. Фильтрация чеков	27
4.2. Фильтрация товаров	29
5. Классификация товаров	32
5.1. Категории товаров.....	32
5.2. Сбор обучающей выборки	33
5.3. Алгоритм классификации.....	33
6. Индексы цен	36
6.1. Индивидуальные индексы по продовольственным товарам.....	36
6.2. Индивидуальные индексы по непродовольственным товарам.....	37
6.3. Агрегированные индексы по продовольственным и непродовольственным товарам	46
6.4. Индекс по всем товарам и услугам, представленным в ККТ	48
7. Дискуссия.....	49
8. Заключение.....	55
Список литературы	56
Приложение 1. Актуальный список товарных категорий	60
Приложение 2. Дневные индексы цен и недельные индексы физических объемов для разных категорий товаров	76

1. Введение

Инфляция – один из важнейших макроэкономических показателей, к которому чувствительно большинство субъектов экономики. Помимо того что она зачастую влияет на принятие субъектами тех или иных финансовых решений, она также является одним из ключевых индикаторов при проведении денежно-кредитной политики Банком России. В настоящий момент основным показателем в официальной статистике, отражающим уровень потребительской инфляции, является индекс потребительских цен (ИПЦ), который рассчитывается Федеральной службой государственной статистики (Росстат). Именно в терминах ИПЦ сформулирована цель Банка России по годовой инфляции.

До недавнего времени во всем мире ИПЦ являлся практически безальтернативным источником информации о динамике потребительских цен. Расчет других индексов цен получил импульс лишь с развитием технологий сбора и анализа «Больших данных», а также с появлением новых источников информации о ценах на товары и услуги. К ним прежде всего относятся данные по штрихкодам (scanner data) и данные веб-скрейпинга.

Использование данных по штрихкодам (транзакционных данных о фактических продажах в разбивке по штрихкодам) для измерения динамики цен в последние годы постепенно расширяется. Так, например, в странах Европейского союза количество использующих этот источник данных в том или ином виде (или внедряющих его) статистических агентств выросло с 4 в 2015 году до 16¹ в настоящее время (Chessa and Griffioen, 2019; Eurostat, 2025). К преимуществам такого типа данных можно отнести широкое покрытие во многих сегментах рынка потребительских товаров, высокую частоту и наличие информации не только о ценах, но и об объемах продаж каждого товара, а также о его качественных характеристиках (Białek and Beręsewicz, 2020; Eurostat, 2022).

В связи с тем, что доступность данных штрихкодов ограничена, более высокой популярностью среди исследователей пользуются данные, полученные с помощью веб-скрейпинга (Breton et al., 2016; Cavallo and Rigobon, 2016; Griffioen and ten Bosch, 2016; Cavallo, 2018; Isakov et al., 2021; Cavallo and de Haan, 2022). Такой подход позволяет собирать высокочастотную информацию о ценах на товары и услуги из сети Интернет. В отличие от данных штрихкодов, данные веб-скрейпинга, как правило, не содержат объемы продаж и часто рассматриваются как альтернативный источник информации для расчета индексов по методологии ИПЦ. При этом они могут содержать информацию о потребительских качествах отдельных товаров, что позволяет использовать гедонические подходы к анализу ценовых процессов (de Haan et al., 2020; Isakov et al., 2021).

¹ Количество стран Европейского союза, четко обозначивших использование такого типа данных в отчете HICP Compliance Monitoring Report.

С 2016 года Федеральная налоговая служба (ФНС России) начала сбор информации, содержащейся в кассовых чеках, который осуществляется с использованием контрольно-кассовой техники (ККТ). Данные чеков собираются операторами фискальных данных (ОФД) и передаются в ФНС России. На сегодняшний день использование ККТ при расчетах закреплено законодательно (Федеральный закон от 22.05.2003 № 54-ФЗ «О применении контрольно-кассовой техники при осуществлении расчетов в Российской Федерации»). Таким образом, в базу данных ФНС России заносится информация обо всех зарегистрированных в стране кассах, фискальных накопителях и кассовых чеках. Это не только обеспечивает прозрачность расчетных операций для налоговых органов, но и предоставляет возможность для детального анализа ценовых процессов.

Доступные нам данные ККТ имеют много общего с данными штрихкодов. В частности, в чеках содержится информация о ценах и объемах продаваемых товаров². Однако, ключевым отличием является отсутствие универсального идентификатора товара, которым в данных штрихкодов является сам штрихкод. Это, а также наличие не только крупных сетей ритейлеров, но и небольших магазинов, менее следящих за качеством заполнения чеков, создает ряд дополнительных методологических трудностей при работе с данными ККТ по сравнению с используемыми в других странах данными штрихкодов (Białek and Beręsewicz, 2020).

Настоящее исследование посвящено использованию данных ККТ для построения дополнительных к официальной статистике показателей, характеризующих динамику цен на рынке потребительских товаров и услуг, и, в частности, разработке методологии для расчета таких показателей на российских данных. В рамках исследования мы обсуждаем особенности российских данных ККТ, а также предлагаем методологию построения ценовых индексов с учетом этих особенностей. Мы показываем результаты применения методологии на данных за 9 месяцев 2022 года по 215 категориям продовольственных и непродовольственных товаров, объединяем их в агрегированные индексы по продовольственным и непродовольственным товарам, а также демонстрируем индекс по всем товарам и услугам, представленным в ККТ. Предварительные результаты³ для ценовых индексов по нескольким товарным категориям и агрегированного индекса цен были ранее представлены в статье на портале «Эконс» (Алдохин и Милютин, 2024).

Несмотря на то, что в текущем исследовании ввиду технологических и технических ограничений приведены показатели за достаточно ограниченный период 2022 года и только по 215 категориям, индексы по описанной методологии могут быть потенциально рассчитаны по более широкому кругу товаров и с задержкой всего лишь в несколько дней, что делает нашу методологию релевантной для ряда практических

² Данные об оплате некоторых услуг также представлены в данных ККТ. Однако, за исключением построения сводного индекса по всем товарам и услугам, в этом исследовании мы не работаем с услугами, поэтому в дальнейшем для краткости мы практически не будем дифференцировать понятия «товар» и «услуга» и часто будем называть все позиции в чеках товарами.

³ Результаты в (Алдохин и Милютин, 2024) могут в некоторых случаях отличаться от представленных здесь. Это связано с применяемыми к данным фильтрами (см. раздел 4). В частности, большие различия в категории «Рубашки» связаны с отказом от ряда фильтров, которые применялись на более ранних этапах разработки методологии, но не были включены в финальную методологию ввиду значительного уменьшения покрытия в ряде категорий.

задач в будущем. Одной из таких задач является оперативный мониторинг цен по широкому кругу товаров. В настоящее время Росстат публикует данные по 109 категориям товаров и услуг раз в неделю, что составляет менее 20% от всего набора рассматриваемых ценовых индексов и отражает менее 40% стоимости потребительской корзины (Росстат, 2024). Полный набор индексов публикуется раз в месяц с задержкой в 6–10 рабочих дней. Наша методология потенциально позволяет покрыть практически все продовольственные и непродовольственные группы товаров, а также ряд услуг и рассчитывать ежедневные индексы с лагом всего лишь в несколько дней.

Также данные ККТ могут быть источником информации по товарным категориям, которые не представлены или представлены лишь частично в потребительской корзине Росстата. К первым можно отнести, например, готовую еду, ко вторым – товары с характеристиками, отличающимися от характеристик товаров-представителей, – например, смартфоны с объемом памяти более 256 Гб (менее 64 Гб) или операционной системой не на основе Android.

К достоинствам данных ККТ можно также отнести наличие информации не только о ценах, но и об объемах продаваемых товаров и услуг. Это позволяет практически в режиме онлайн получать индикаторы реального потребления в различных разрезах. С точки зрения денежно-кредитной политики это открывает возможности для более оперативного отделения шоков спроса от шоков предложения и, как следствие, принятия решений на основе более полной информации о состоянии экономики. В настоящем исследовании мы приводим данные по объемным индексам по 215 категориям продовольственных и непродовольственных товаров, однако делаем это скорее с целью иллюстрации возможности получения таких индексов. Работа над подобного рода методологией продолжается, и обсуждение ее особенностей лежит вне рамок этого исследования.

Кроме описанных выше направлений, наша методология открывает потенциальные возможности для совершенствования текущей официальной статистики по ценам. Стоит отметить, что в 2021 году Росстатом утверждена методология расчета ИПЦ (Росстат, 2021), подразумевающая использование «Больших данных», а именно данных ККТ, данных Государственной информационной системы маркировки товаров (ГИС МТ) и данных веб-скрейпинга. Эти данные будут использоваться для уточнения ценовых уровней товаров-представителей, что должно положительно сказаться на качестве публикуемой статистики цен. При этом никаких концептуальных изменений методологии расчета индекса с точки зрения формул или методик агрегации, насколько нам известно, пока не планируются. Наша же работа предлагает концептуально другой подход, который при дальнейшей проработке потенциально поможет автоматизировать расчет цен во многих категориях, учитывая при этом преимущества данных ККТ, такие как наличие объемов продаж и широта покрытия.

Помимо потенциальных выгод, наша методология позволяет уже сейчас сделать ряд практических выводов. Как показано в разделе 6 настоящего исследования, по большинству продовольственных товаров построенные с использованием данных ККТ индексы имеют схожую с официальной статистикой

динамику. По непродовольственным товарам, несмотря на то, что в некоторых категориях результаты значительно отличаются, сводный индекс за 9 месяцев сходится к тем же уровням. Общий индекс по всем товарам и услугам также схож с публикуемым Росстатом индексом по всем товарам и услугам. Таким образом, наши результаты не подтверждают широко распространенного мнения о том, что Росстат занижает показатели инфляции.

Дальнейшее изложение структурировано следующим образом. **Раздел 2** знакомит читателей с доступными авторам данными ККТ. **Раздел 3** посвящен выбору и описанию методики построения индексов, а также ее свойствам. В **разделе 4** представлены методы очистки и фильтрации данных, которые применяются при расчете индексов. **Раздел 5** описывает алгоритм классификации товаров по товарным группам. В **разделе 6** показаны результаты построения индексов. В **разделе 7** обсуждаются некоторые из вопросов, которые требуют дальнейшей проработки в будущем. **Раздел 8** – заключение.

Перед тем как мы перейдем к непосредственному описанию данных, хотелось бы подчеркнуть, что результаты, представленные в этом исследовании, не являются финальными для нашей работы над методологией построения индексов цен на основе данных ККТ. Мы продолжаем непрерывно работать над ее улучшением. Возможные неточности и ошибки в этом исследовании являются исключительно авторскими. Также необходимо упомянуть, что настоящая работа не ставит своей целью критически проанализировать официальную ценовую статистику, публикуемую Росстатом, и методологию ее расчета. Все приведенные в работе сопоставления с официальной статистикой являются иллюстративными и приведены для валидации качества нашей методологии, а также лучшего ее понимания читателями.

2. Данные

Кассовые чеки, формируемые при осуществлении расчетов на территории Российской Федерации и, как следствие, попадающие в данные ККТ, содержат широкий спектр информации: наименование, стоимость и количество каждого товара, время покупки, данные о продавце, местоположение торговой точки, систему налогообложения. В некоторых случаях чеки могут также включать информацию о покупателях. Эти данные делают кассовые чеки уникальным источником информации о фактическом потреблении в стране.

Передача всех данных из чеков может раскрывать ряд чувствительной информации, что противоречит требованиям закона о персональных данных⁴ и положений о налоговой тайне⁵. В связи с этим предоставленные нам ФНС России данные содержат не все поля. Набор доступных нам характеристик описывается в первой части текущего раздела. Во второй части мы обсуждаем особенности этих данных и трудности, возникающие при построении ценовых индексов на их основе. Третья часть посвящена обсуждению репрезентативности используемой нами выборки.

2.1. Характеристики датасета

В нашем распоряжении оказались обезличенные данные ККТ за период с 01.01.2022 по 30.09.2022. В них не содержится никакой информации, позволяющей однозначно идентифицировать продавца или покупателя. Также в данных отсутствует какой-либо идентификатор, позволяющий определить, что две покупки были совершены в одной торговой сети или в одной торговой точке. Единственный доступный нам идентификатор – это зашифрованный идентификатор кассы. С его помощью можно определить, что две покупки были совершены в одной кассе, но не владельца этой кассы. Список основных доступных нам показателей представлен в Таблице 2.1. В Таблице 2.2 приведены примеры недоступных нам полей. Каждая запись в датасете соответствует одной позиции (предмету расчета) в чеке.

В Таблице 2.3 приведены основные характеристики набора данных. Из нее видно, что большая часть наименований встречалась только один раз. Количество уникальных комбинаций «наименование, касса», встречавшихся не менее чем в 5 днях (как описано в разделе 4, только такие данные используются далее при расчетах), не превышает 20% от общего числа, при этом на эти комбинации приходится более 65% объема.

⁴ Федеральный закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных» (с изменениями и дополнениями).

⁵ Статья 102 «Налоговая тайна» Налогового кодекса Российской Федерации от 31.07.1998 № 146-ФЗ (часть первая) (с изменениями и дополнениями).

Таблица 2.1. Основные доступные поля

Зашифрованный идентификатор кассы
Зашифрованный идентификатор чека
Дата расчета
Регион
Город
Тип чека
Признак расчета
Наименование предмета расчета
Количество предмета расчета
Стоимость единицы предмета расчета

Таблица 2.2. Примеры недоступных полей

Идентификатор продавца
Точный адрес
Точное время расчета
Заводской идентификатор кассы
Заводской идентификатор чека
Данные маркировки товара
Штрихкод товара

Таблица 2.3. Основные характеристики датасета

Количество касс	3,6 млн
Количество чеков	53,3 млрд
Количество чеков с суммой более 5 рублей	52,7 млрд
Количество записей	150 млрд
Количество уникальных наименований	3 млрд
Количество уникальных наименований, встречавшихся только один раз	1,8 млрд
Количество уникальных комбинаций «наименование, касса»	12,7 млрд
Количество уникальных комбинаций «наименование, касса», встречавшихся более чем в 5 днях	2,4 млрд
Доля объема, приходящаяся на комбинации «наименование, касса», встречавшиеся более чем в 5 днях	66%

2.2. Трудности при работе с данными ККТ

Построение различного рода ценовых и объемных показателей на данных ККТ сопряжено с рядом сложностей. Они во многом связаны с тем, что данные ККТ собираются не с целью построения официальной статистики, а для контроля за соблюдением налогового законодательства Российской Федерации, в том числе за полнотой учета выручки в организациях и у индивидуальных предпринимателей⁶. Основные трудности при работе с российскими данными ККТ были описаны в (Гришина и др., 2021). К ним авторы работы относят сложность идентификации товаров, большое количество отсутствующих наблюдений, множественность ценовых уровней, возможные ошибки при оформлении чеков. Для построения качественных индексов цен все эти особенности требуют проработки.

Под идентификацией подразумевается соотнесение позиции из чека с каким-то реально существующим товаром. Для построения подобных нашей методологий в других странах при идентификации товаров обычно используются штрихкоды, однако в доступном нам наборе данных нет ни информации о штрихкодах, ни информации о маркировке товаров. Сложность идентификации дополнительно обусловлена тем, что заполнение поля с наименованием предмета расчета слабо регламентировано. В некоторых случаях информации из этого поля недостаточно даже для отнесения товара в ту или иную товарную категорию. На Рисунке 2.1 представлены примеры наименований, встречающихся в чеках. Из него видно, что сложность идентификации может возникать как из-за особенностей номенклатуры, так и из-за ошибок. При этом стоит отметить, что в последние годы ситуация улучшается: все больше субъектов торговли имеют электронные каталоги товаров и заполняют это поле в соответствии с внутренней товарной номенклатурой. Это положительно сказывается на объеме товаров, которые можно идентифицировать.

<i>Разборчивые наименования</i>	<i>Аббревиатуры и сокращения</i>	<i>Неполные наименования</i>	<i>Наименования с ошибками</i>
name	name	name	name
Эскимо Мятное	ДОГ.3533007	Рукав ф16	Ескиио
Выпечка/Блюда из теста	зн 19896	Кроха 16л	Впечка
Матча латте 350 мл.	ПВ-3 1x1.5	ВКУС 90-X 1,5	Матчка 0,3
Мини-чебуреки	Ш-к: 4606203103508	Лист 4 (1500x6000)	Чиберк
Кофта жен арт.1800 "В"	ART 45-194-20	0.25Л RIOBA	Кьофта
Печёная тыква	БС 625*250*300 D500	21 век 4 МРЦ145	Тыква
Киви в/с.	Код: 101598	мясная продукция	Кивви

Рисунок 2.1. Примеры наименований из чеков

Отсутствующие наблюдения, а именно случаи, когда цена на тот или иной товар в конкретный момент неизвестна – очень частое явление в данных ККТ по целому ряду причин. Во-первых, сам ассортимент товаров меняется со временем: многие

⁶ Федеральный закон от 22.05.2003 № 54-ФЗ «О применении контрольно-кассовой техники при осуществлении расчетов в Российской Федерации» (с изменениями и дополнениями).

товары появляются, а многие исчезают по мере устаревания или в результате переименования, которое мы также рассматриваем как смену ассортимента (подробнее причины этого описаны в подразделе 3.3). Во-вторых, информация о цене товара попадает в данные ККТ только в случае фактической продажи, а некоторые товары могут продаваться нерегулярно. Для построения полезных с аналитической точки зрения индексов необходимо применять методику построения индекса, устойчивую к большому количеству отсутствующих наблюдений и постоянной смене ассортимента.

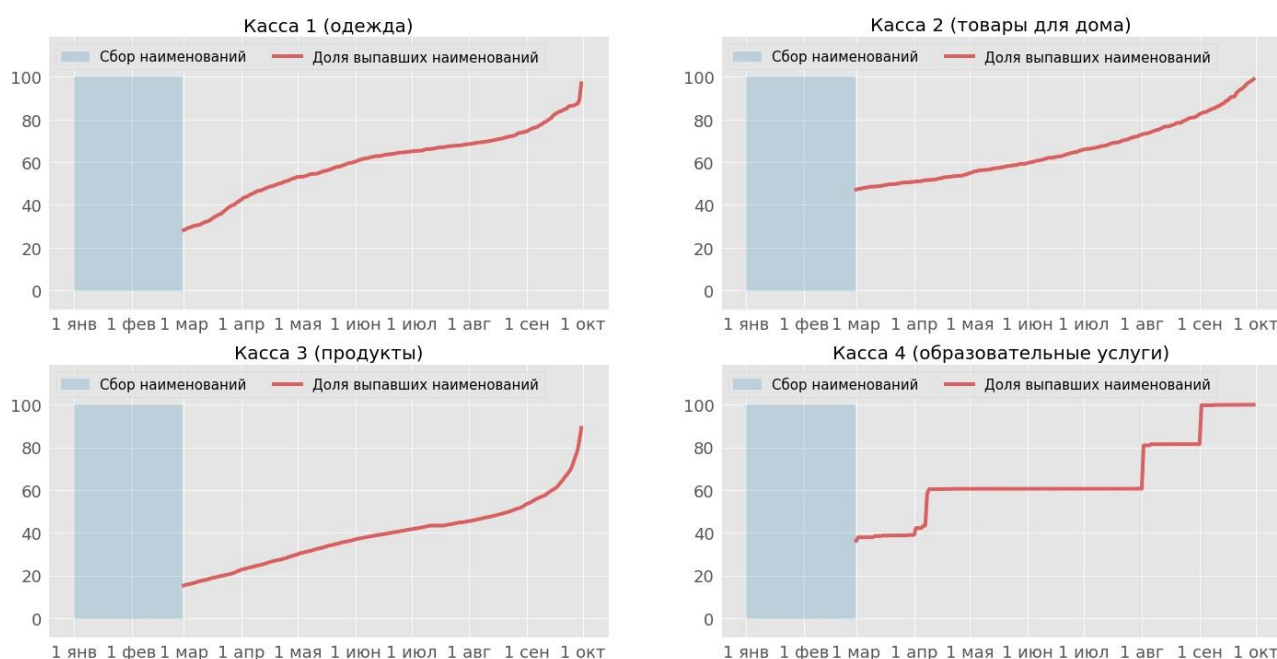


Рисунок 2.2. Процент выпадающих товаров в некоторых кассах

Описанная выше особенность данных ККТ проиллюстрирована на Рисунке 2.2. Для графиков мы выбрали кассы, представляющие различные сегменты розничного рынка, и зафиксировали набор наименований, которые встречались в чеках этих касс с 01.01.2022 по 28.02.2022. Далее для каждой даты с 01.03.2022 по 30.09.2022 мы посчитали, какая доля из этих наименований не встречается в этой и последующих датах. На графиках, показывающих эту динамику, видно, что за 6 месяцев может выпадать более половины наименований⁷. При этом характер этой динамики может быть различным. Например, в кассе, в чеках которой встречаются в основном продовольственные товары (касса 3), рост доли выпадений равномерный. В то же время в кассе с образовательными услугами (касса 4) наблюдаются резкие скачки.

Разнообразие цен на позицию внутри дня возникает по разным причинам. Однако наиболее часто это происходит из-за применения покупателями различных карт лояльности. При этом результатом применения подобных карт может быть как

⁷ Некоторая часть из которых должна быть отнесена на краевой эффект, связанный с тем, что часть наименований не пропали полностью и продадутся в будущих периодах. Мы верим, что эта часть не велика, если мы рассматриваем долю выпавших наименований за месяц до конца выборки.

списывание бонусов, так и скидки. Некоторые из этих цен, как, например, в случае бонусов, могут не соответствовать фактической ценности товара и вносить лишний шум в ценовой индекс.

Для иллюстрации проблемы разных ценовых уровней одних и тех же наименований мы выбрали несколько позиций и посмотрели, какие значения может принимать цена на каждую из них в одной из касс, где эта позиция встречается. На Рисунке 2.3 представлены значения цен для четырех наименований. Из рисунка видно, что многообразие цен может проявляться по-разному. В некоторых случаях есть четко выраженные уровни, и цена в большинстве наблюдений соответствует одному из них. При этом одним из уровней может быть околонулевой. В других случаях множество цен распределено более равномерно. При этом можно заметить, что относительно наиболее визуально приемлемого уровня отклонения случаются как в сторону уменьшения цен, так и в сторону увеличения.

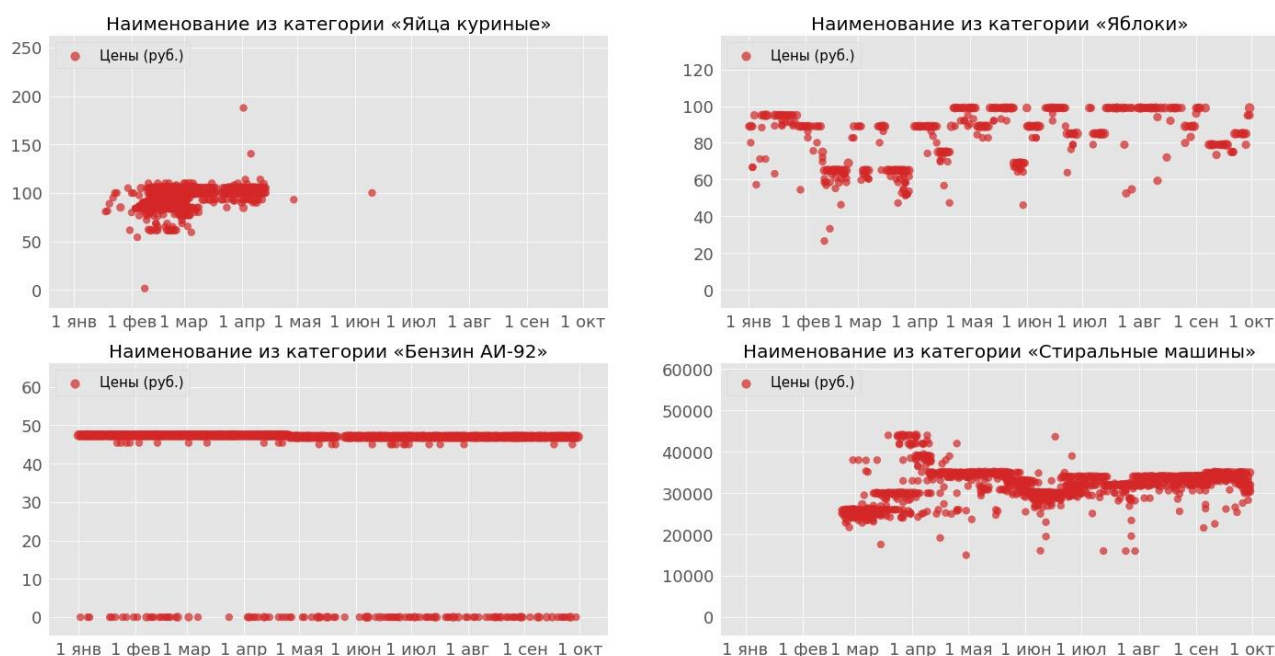


Рисунок 2.3. Ценовые уровни некоторых наименований

В работе (Гришина и др., 2021) описаны возможные пути решения этих проблем. В частности, авторы разделяют их на применяемые на этапе сбора данных (включение в чеки дополнительных полей, создание единых классификаторов и так далее) и на этапе построения индекса (выбор соответствующей методологии и алгоритмов). В настоящей работе мы придерживаемся второго пути.

2.3. Репрезентативность выборки

Отдельного внимания заслуживает вопрос репрезентативности используемой выборки. Несмотря на то, что за рассматриваемый период наша оценка⁸ представленных в ККТ номинальных объемов продаж даже немного превышает оборот розничной торговли и объем платных услуг населению (Рисунок 2.4), посчитанные Росстатом, выборка данных ККТ может быть смещена. Во-первых, как уже отмечалось ранее, данные ККТ содержат информацию только о транзакциях, прошедших через систему ККТ, то есть часть продаж на потребительском рынке в данных не представлена вовсе. Например, в 2022 году при торговле на рынках и ярмарках использование касс не было обязательным. Во-вторых, в данных ККТ могут содержаться транзакции, не относящиеся к потребительскому рынку, например некоторые оптовые закупки.

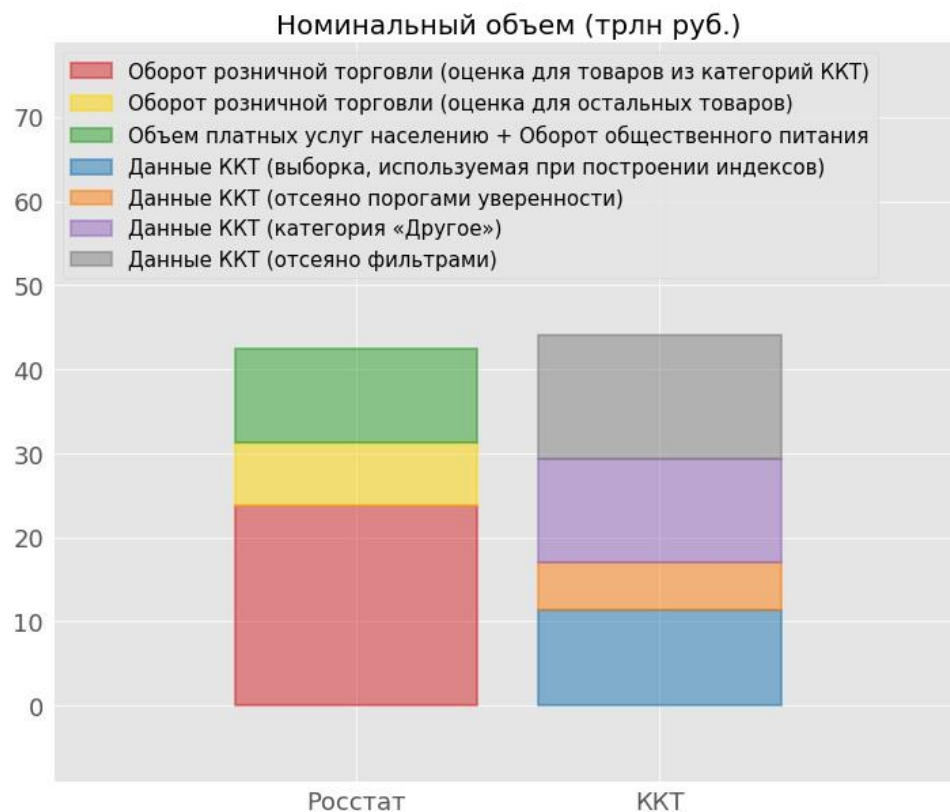


Рисунок 2.4. Сравнение номинальных объемов потребительского рынка товаров и услуг. Статистика Росстата и данные ККТ

Мы не смогли найти или самостоятельно адекватно оценить долю покупок, не попадающих в ККТ. Тем не менее мы верим, что смещение, связанное с необязательностью использования ККТ, хоть и присутствует, и для некоторых категорий товаров и услуг доля транзакций, проходящих через ККТ, может быть близка к нулю, общее покрытие в большинстве товарных категорий, на которых мы концентрируемся в этой работе, близко к 100%. Более того, с течением времени

⁸ После исправления ряда, как нам кажется, некорректно сформированных чеков и учета возвратов.

остается все меньше субъектов, которые могут не использовать ККТ в торговле. Так, например, в 2025 году в силу вступают изменения, обязывающие использовать кассы при торговле на рынках и ярмарках.

Транзакции, которые не относятся к потребительскому рынку, также не должны включаться в расчет индексов цен, характеризующих процессы на нем. Из набора доступных нам полей мы не можем со стопроцентной уверенностью исключить все непотребительские покупки, однако система используемых далее в работе фильтров нацелена на исключение аномальных покупок, которые в числе прочего содержат наиболее сильно влияющие на динамику индексов непотребительские расходы.

Наши фильтры (включая пороги уверенности при классификации) на текущий момент являются достаточно грубыми и исключают из выборки значительную долю объемов (Рисунок 2.4). В итоговом расчете ценовых индексов для 215 категорий продовольственных и непродовольственных товаров участвует лишь около 25% всей выборки (синий столбик). Это в некотором смысле делает нашу выборку для расчета более «стерильной», чем общий набор чеков, что может создавать дополнительное смещение. Чтобы грубо оценить, какую долю от общих номинальных объемов товаров мы не учитываем при вычислении индексов, мы умножили веса Росстата по соответствующим категориям на общий объем оборота розничной торговли (красный столбик). Полученные оценки свидетельствуют, что при расчетах учитывается лишь около половины товаров (отношение синего и красного столбиков). Несмотря на то, что другая половина товаров при этом исключается, покрытие все равно остается достаточно большим. Насколько нам известно, это первая научная работа, которая демонстрирует расчеты индексов цен по российской экономике с таким количеством товаров. Возникающее в результате фильтров смещение сложно оценить, не посчитав индексы по полной выборке, однако косвенные оценки на основе сравнения с похожими категориями Росстата, некоторыми дополнительными источниками⁹ данных по ценам и объемам, а также результаты ряда расчетов из раздела 7 (Рисунок 7.3), позволяют надеяться, что смещение хоть и может присутствовать в отдельных категориях, не искажает результаты кардинально для большинства из категорий.

Тем не менее мы не останавливаем работу по дальнейшей верификации репрезентативности нашей выборки и будем стараться найти дополнительные способы оценки возникающих смещений. Также продолжается работа по повышению доли покрытия за счет как расширения набора категорий для расчета, так и более тонкой процедуры фильтрации и классификации (см. подробнее раздел 7).

⁹ К ним относятся оперативные отчеты ФНС России, данные онлайн-агрегаторов, агрегированные данные ОФД. Информация из этих источников не публикуется в открытом доступе и по этой причине не приведена в данной работе.

3. Методология построения индекса

Выбор адекватной данным ККТ методологии построения индексов цен является нетривиальной задачей. С одной стороны, выбранный подход должен использовать данные как можно более полно, с другой – учитывать их особенности и быть устойчивым к имеющимся в данных недостаткам.

Описание методологии построения индекса мы начинаем с обзора подходов к решению похожей задачи построения индексов на данных штрихкодов. Далее мы знакомим читателя с используемой в ходе исследования общей схемой построения индекса и описываем выбранную нами методологию. При этом мы детально останавливаемся на некоторых важных аспектах, таких как формальное определение товара, расчет ценовых уровней и формула индекса, используемого в расчетах.

Следует отметить, что разработка отдельной методики расчета индекса цен для данных ККТ объективно необходима, поскольку репликация методологии ИПЦ Росстата (Росстат, 2021) на этих данных не является наилучшим выбором с точки зрения теории построения индексов цен (Diewert, 2021a-f) и, более того, затруднительна по ряду причин.

Во-первых, в рамках методологии Росстата требуется четкая идентификация каждого товара и его потребительских свойств. Критерии отбора товаров достаточно узкие и задаются детальными характеристиками, извлечение которых из доступных нам данных ККТ не представляется возможным. В Таблице 3.1 представлены примеры описаний некоторых товаров-представителей¹⁰ Росстата (Росстат, 2025).

Во-вторых, методология ИПЦ подразумевает наличие малого количества пропусков в наблюдениях. На случай исчезновения товара из продажи разработан алгоритм ручного поиска и его замены на товар с аналогичными потребительскими характеристиками. Автоматизация подобного механизма в случае с данными ККТ практически невозможна. Данные ККТ сами по себе не содержат потребительских свойств товаров. Их определение возможно лишь в отдельных случаях, когда наименование позволяет соотнести позицию в чеке с реально существующим товаром. Но даже в этом случае для определения потребительских свойств понадобятся обширные каталоги товаров, которые требуют отдельной разработки.

В-третьих, в методологии ИПЦ используются цены «на полке», то есть, как правило, без учета скидок, списания бонусов по программам лояльности и других акций¹¹. При этом для определения цены «на полке» наличие фактических продаж товара не требуется, достаточно лишь присутствие товара в магазине. Данные ККТ, напротив, содержат только фактические цены сделок – уже с учетом дисконта и только в случае, если товар продавался.

¹⁰ [Товар \(услуга\) – представитель](#) – это совокупность товаров (услуг) определенного вида, которые могут отличаться друг от друга незначительными особенностями (детальями), не влияющими на их качество и основные потребительские свойства, и должны быть однородными по своему потребительскому назначению.

¹¹ Скидки на товары учитываются Росстатом при регистрации цен только в случае выполнения ряда условий, среди которых действие скидки не менее недели (Росстат, 2021).

Таблица 3.1. Примеры критериев Росстата

Наименование товара (услуги)-представителя	Код товара (услуги)-представителя (Росстат)	Общая характеристика товара (услуги)-представителя
<i>Национальные сыры и брынза, кг</i>	1203	Национальные сорта сыра: адыгейский, осетинский, сулгуни и т.п., сыры рассольные и брынза. Кроме сырных продуктов. При регистрации учитывается вес товара нетто.
<i>Вино виноградное столовое, л</i>	2905	Вина столовые сухие, полусухие и полусладкие с содержанием спирта 10-13% об.спирта. Содержание сахара в сухих винах не превышает 3 г/дм ³ , в полусухих - 25 г/дм ³ , в полусладких - 55 г/дм ³ . (каберне, мерло, пино гриджо и другие).
<i>Сапоги женские зимние с верхом из натуральной кожи, пара</i>	4712	Сапоги, ботинки, сапожки женские с верхом из натуральной кожи на натуральном, искусственном меху или другой утепленной подкладке (включая модель «еврозима»).
<i>Смартфон, шт.</i>	7104	Смартфон с диагональю экрана от 4" до 7", операционной системой Android, размером встроенной памяти от 64 до 256 Гб, поддержкой одной или двух SIM-карт, карт памяти, наличием встроенных модулей Wi-Fi и Bluetooth.

Наконец, в рамках официальной методологии построения сводного ИПЦ используются веса, которые актуализируются на ежегодной основе по результатам опроса населения о структуре потребительских расходов. Внутри же категорий на уровне отдельных городов все товары берутся с одинаковыми весами, а затем агрегируются с учетом численности населения городов и опросных долей структуры потребления субъектов Российской Федерации. В случае данных ККТ существует возможность динамически отражать в индексе фактическую структуру спроса в любой период. Указанное свойство данных ККТ является одним из важных преимуществ с точки зрения индексной теории (Diewert, 2021a-f), которое при использовании заранее определенных статических весов будет полностью нивелировано.

3.1. Обзор литературы

При решении задачи выбора методологии построения индексов цен особое внимание уделяется аксиоматической теории (IMF, 2020; Diewert, 2021b). Часто она служит основой для оценки и сравнения различных подходов. В рамках этой теории функциональные формы индексов оцениваются с помощью критериев (аксиом). Удовлетворение этим критериям гарантирует некоторый набор простых математических свойств, которым будет удовлетворять индекс. При применении такого подхода часто выделяются индекс Фишера, удовлетворяющий ряду критически важных аксиом¹², и индекс Торнквиста, в большинстве случаев близко аппроксимирующий индекс Фишера¹³ (Dumagan, 2002; Diewert, 2021b). Именно они часто используются как эталонные для изучения свойств других индексов.

¹² В частности, всем аксиомам первого аксиоматического подхода (Diewert, 2021b).

¹³ Удовлетворяет всем аксиомам второго аксиоматического подхода (Diewert, 2021b).

Однако, как проиллюстрировано в Chessa et al., 2017; Diewert and Fox, 2018; Eurostat, 2022, использование данных штрихкодов требует качественно новых подходов к построению индексов, поскольку на высокочастотных данных штрихкодов классические двусторонние (билатеральные) методы (в частности, индексы Фишера и Торнквиста) могут показывать искаженные результаты. При этом многие авторы рекомендуют многосторонние (мультилатеральные) индексы (Ivancic et al., 2011; de Haan et al., 2016; Chessa et al., 2017; Białek and Bobel, 2019) как альтернативу. В наиболее полном и подробном руководстве по методологиям расчета индексов потребительских цен (IMF, 2020) также рекомендуется использовать многосторонние индексы для работы с данными штрихкодов.

Методология построения многосторонних индексов цен с использованием данных штрихкодов в последнее десятилетие получила значительное развитие (Ivancic et al., 2011; Griffioen and ten Bosch, 2016; de Haan et al., 2016; Chessa et al., 2017; Diewert and Fox, 2018; von Auer, 2019; Białek and Bobel, 2019; Webster and Tarnow-Mordi, 2019; Mehrhoff, 2019; Zhang et al., 2019; Chessa and Griffioen, 2019). При этом подход уже получил практическое распространение во многих странах и методологически подробно описывается на уровне национальных статистических органов (ABS, 2016; ABS, 2017; Eurostat, 2022).

Одним из первых использование многосторонних индексов на данных штрихкодов было предложено в (Ivancic et al., 2011). В этой работе рассматривались методы GEKS¹⁴ и TPD¹⁵, которые в целом показали схожие результаты при эмпирических расчетах. Впоследствии подходы развивались (Krsinich, 2016; Willenborg, 2017a), и к данным штрихкодов были также применены такие методы, как GK¹⁶ (Chessa, 2016), CCDI¹⁷ (Diewert and Fox, 2018), метод Цикла (Willenborg, 2017b) и другие.

Однако ни одно из исследований не содержит исчерпывающих и однозначных рекомендаций по выбору конкретного метода. Например, в работе (ABS, 2016) были проанализированы три наиболее популярных индекса (TPD, GK и GEKS), ни один из которых не прошел все тесты, предложенные в (Balk, 1996; Diewert, 1999; Balk, 2001). В результате авторы часто не отдают предпочтение одному из методов, а советуют выбирать метод исходя из имеющихся данных.

Некоторые из многосторонних индексов, например TPD и GEKS, имеют под собой экономическое обоснование. Они тесно связаны с так называемым индексом стоимости жизни (Konüs, 1924), который служит основой для экономического подхода к выбору индексных формул (Diewert, 2021d). В рамках этого подхода инфляция определяется как соотношение сумм, которые нужно потратить в два различных периода, чтобы получить один и тот же уровень полезности. Несмотря на различия в предположениях, касающихся, например, функций полезности потребителей, на практике многие исследования не находят систематических различий между индексами GEKS и TPD (Chessa, 2016; ABS, 2017). Некоторые исследования

¹⁴ Gini, Eltetö, Köves, Szulc (Gini, 1931; Eltetö and Köves, 1964; Szulc, 1964).

¹⁵ Time Product Dummy.

¹⁶ Geary-Khamis (Geary, 1958; Khamis, 1970).

¹⁷ Caves, Christensen, Diewert and Inklaar (Caves et al., 1982; Diewert and Inklaar, 2016).

показывают, что индекс GEKS может демонстрировать систематическое смещение вниз при значительном понижении цен во время распродаж, тогда как TPD остается устойчивым даже на данных с экстремальными выбросами (Böttcher and Sergeev, 2014; Chessa et al., 2017).

Несмотря на указанные сильные стороны индекса TPD, ряд работ указывает на проблемы с корректностью взвешивания товаров как в индексе GEKS, так и в TPD (Chessa, 2016; Chessa et al., 2017). Это требует дополнительного внимания при применении этих методов. Однако, как уже отмечалось, значительное количество исследований подчеркивают, что индекс TPD демонстрирует высокую устойчивость на данных с экстремальными выбросами (Böttcher and Sergeev, 2014), а также нечувствительность к значительным изменениям цен во время распродаж (Chessa et al., 2017). Эти особенности делают метод TPD одним из наиболее приемлемых вариантов индекса для работы с данными ККТ, где высокочастотные данные могут содержать экстремальные колебания цен.

В целом выбор метода должен основываться на специфике данных и задач исследования, что подчеркивается в многочисленных исследованиях (Diewert, 1999; Balk, 2001). Методология построения индексов продолжает активно развиваться, и текущие исследования предлагают различные подходы и решения для работы с данными.

3.2. Общая схема построения индекса

В общем случае построение индексов можно разделить на следующие этапы: сбор данных, их подготовка, классификация товаров, определение уровней цен товаров в каждом периоде, расчет индексов. В настоящей работе мы затрагиваем все эти стадии, кроме сбора.

В контексте подготовки данных мы предлагаем ряд фильтров, которые исключают из выборки аномальные наблюдения как на уровне чеков, так и отдельных товаров. В разделе 4 мы подробно описываем разработанные фильтры и приводим примеры аномалий, с которыми они помогают бороться. Все фильтры условно можно разделить на применяемые до и после определения уровней цен. Последние служат для исключения товаров с аномальной ценовой динамикой.

Многие аномалии в чеках возникают вследствие ошибок и исправляются самими владельцами ККТ с помощью возвратов. Поэтому, прежде чем применять фильтры, мы обрабатываем возвраты с целью исключить из выборки как можно больше ошибочно сформированных чеков.

Для построения индексов по различным категориям товаров мы разработали собственный список товарных групп и алгоритм классификации на основе методов машинного обучения. Этой задаче посвящен раздел 5. Необходимость нового классификатора в первую очередь обусловлена особенностями номенклатуры данных ККТ, которые зачастую не позволяют извлечь из данных потребительские свойства товаров. По этой причине мы не стали использовать, например, классификатор Росстата. При этом для построения общего индекса цен по выбранной

нами формуле идентификация товаров необязательна, так как при расчете все составляющие индекса естественным образом взвешиваются на объемы их продаж вне зависимости от принадлежности к конкретной категории¹⁸.

Методика расчета уровней цен и формула индекса приводятся далее в настоящем разделе. С учетом вышеизложенного общая схема построения индекса в рамках используемой методологии выглядит следующим образом:

- обработка возвратов;
- удаление аномальных чеков и товаров;
- классификация товаров (в случае построения индексов по категориям);
- расчет дневных уровней цен товаров;
- удаление товаров с аномальной ценовой динамикой;
- расчет индексов.

3.3. Определение товара

Прежде чем перейти непосредственно к описанию методологии построения индекса цен, считаем необходимым осветить выбранный нами подход к определению товара. Это один из ключевых аспектов общего алгоритма построения индекса, который во многом определяет применение конкретной методологии.

Обычно в экономической теории товаром считается продукт определенной марки и модели с конкретными потребительскими и количественными характеристиками, продаваемый в одной торговой точке. Однако в случае с имеющимися в нашем распоряжении данными ККТ при идентификации товаров следует учитывать следующие ограничения:

- Далеко не всегда можно однозначно утверждать, что два совпадающих наименования являются одним и тем же товаром;
- Имеющийся набор атрибутов данных не позволяет идентифицировать, что два товара проданы в одной торговой точке – это возможно сделать, только если они проданы в одной кассе.

В силу указанных особенностей далее в рамках данной работы одним товаром мы будем считать все, что имеет одинаковое наименование и продано в одной кассе.

Стоит отметить, что такое определение не лишено недостатков. Используя его, мы можем столкнуться с тем, что в один товар объединяются фактически разные продукты. Эта ситуация возникает, например, когда продукты из одной товарной категории пробиваются в кассе под одним наименованием, что потенциально должно вносить дополнительную волатильность в рассчитываемые ценовые индексы.

¹⁸ Тем не менее отсутствие полной идентификации, то есть нахождения множества наименований, которые соответствуют одному и тому же товару, потенциально может приводить к излишней волатильности ценового индекса.

Однако, как мы видим на практике, за исключением отдельных случаев, это не является проблемой. Большее влияние на ценовые индексы оказывают кассы, где вне зависимости от категории практически все (или многие) товары пробиваются с одинаковыми названиями. К счастью, часто в таких случаях продавцы заполняют поле с наименованием типовыми фразами вроде «товар», «приход» и тому подобное. Эта трудность решается исключением подобных позиций из расчета либо при классификации, либо при фильтрации (подраздел 4.2).

Вторым недостатком этого определения является обратная ситуация, когда фактически одинаковые товары могут иметь разные наименования даже внутри одной кассы. В качестве наиболее яркого иллюстративного примера можно привести ситуацию, которая возникает при продаже различного рода билетов, сертификатов, заказов, которые имеют уникальные номера. Задача объединения подобных наименований в один товар в рамках настоящей работы не решалась. В расчете индексов встречавшиеся редко товары не учитываются.

Тем не менее, как мы увидели из наших экспериментов, несмотря на существующие ограничения, выбранный подход к определению товара позволяет адекватно учитывать большинство продуктов, что является важным для расчета индексов цен. Проблемы, связанные с неоднозначностью наименований, частично нивелируются благодаря фильтрации и исключению неинформативных позиций (см. раздел 4).

3.4. Расчет уровней цен

В рамках данной работы мы строим дневные индексы цен. Для этого необходимо рассчитать дневные уровни цен для каждого товара. В случае, если в течение дня товар продавался, то его уровень цен в этот день рассчитывается как среднее всех его цен в течение дня, взвешенное по объемам продаж по каждой цене в течение дня. Формально это записывается следующим образом:

$$p_i^t = \sum_{r \in R^i} Price_r * Volume_r / \sum_{r \in R^i} Volume_r,$$

где p_i^t – уровень цен товара i в момент времени t ;

R^i – набор записей (строк из чеков) с товаром i ;

$Price_r$ – цена единицы товара в записи r ;

$Volume_r$ – объем товара в записи r .

В случае если в течение дня продаж товара не было, уровень цен для него в этот день не досчитывается.

3.5. Формула индекса

Для построения индекса цен на основе данных ККТ мы выбрали методику TPD. Одной из причин такого выбора стало то, что за ней стоит интуитивная эконометрическая модель: для каждого товара в каждый момент цена складывается из качественной характеристики, общей для всех товаров компоненты и идиосинкратической компоненты. Качественная характеристика не меняется со временем и отражает различие между товарами. Общая для всех товаров компонента меняется со временем и отражает временной ценовой тренд – индекс цен. В итоге модель можно записать в следующем виде:

$$p_i^t = PriceTrend_t * ItemQuality_i * IdiosyncraticComponent_{i,t},$$

где p_i^t – цена товара i в момент t ;

$PriceTrend_t$ – общий для всех товаров временной тренд в момент t ;

$ItemQuality_i$ – качественная характеристика товара i ;

$IdiosyncraticComponent_{i,t}$ – идиосинкратическая компонента.

В логлинеаризованном виде модель выглядит следующим образом:

$$\ln p_i^t = \sum_{\tau=2}^T \delta^\tau D^{\tau-t} + \sum_{j=1}^N \gamma_j D_{j-i} + \varepsilon_i^t,$$

где $\delta^\tau = \ln(PriceTrend_\tau)$;

$\gamma_j = \ln(ItemQuality_j)$;

D^x – дамми-переменная, равная единице, если $x = 0$, иначе – нулю;

D_x – дамми-переменная, равная единице, если $x = 0$, иначе – нулю;

ε_i^t – случайная ошибка.

Оценка общей временной компоненты $\hat{\delta}^t$ может быть получена с помощью взвешенного метода наименьших квадратов, где веса определяются как доли продаж внутри каждого периода:

$$w_i^t = \frac{p_i^t q_i^t}{\sum_{i=1}^N p_i^t q_i^t},$$

где q_i^t – количество товара i , проданное в периоде t ; N – число товаров в выборке.

Ценовой индекс $P_{TPD}^{1,t}$, в свою очередь, рассчитывается по следующей формуле:

$$P_{TPD}^{1,t} = \exp(\hat{\delta}^t)$$

На практике такой способ расчета индекса на объемных данных ККТ может требовать слишком больших вычислительных ресурсов. В статье (Rao, 2005)

показано, что индекс TPD можно рассчитывать эквивалентным способом, а именно посредством решения следующей системы уравнений:

$$\begin{cases} P_{TPD}^{1,t} = \frac{\prod_{i \in G_t} \left(\frac{p_i^t}{\hat{p}_i} \right)^{w_i^t}}{\prod_{i \in G_1} \left(\frac{p_i^1}{\hat{p}_i} \right)^{w_i^1}} \\ \hat{p}_i = \prod_{\tau \in G^i} \left(\frac{p_i^\tau}{P_{TPD}^{1,\tau}} \right)^{\frac{w_i^\tau}{\sum_{\tau \in G^i} w_i^\tau}}, \end{cases}$$

где G^i – набор периодов, когда продавался товар i ;

p_i^t – уровень цены товара i в момент t ;

w_i^t – вес товара i в момент t .

В настоящей работе мы рассчитываем индексы TPD, итеративно решая систему, приведенную выше. При задании начального приближения $P_{TPD}^{1,t} = 1$ для всех t решение сходится достаточно быстро, а сами расчеты требуют значительно меньше вычислительных ресурсов, чем при решении регрессионной задачи напрямую.

3.6. Свойства формулы индекса

Для расчета классических двусторонних индексов (таких как индексы Ласпейреса, Пааше, Торнквиста, Фишера и так далее) необходимо знать цены всех товаров набора во все временные периоды. При построении официальных статистических показателей сбор данных зачастую осуществляется вручную и число выпадающих товаров не так велико. На такие случаи (для краткосрочного периода) у Росстата разработан алгоритм поиска замены товара, который призван нивелировать изменение ассортимента. Как следует из раздела 2, в данных ККТ количество выпадений товаров значительно и, как упоминалось ранее, построение алгоритма для поиска замены является затруднительным с технической точки зрения. Одним из преимуществ индекса TPD является возможность работы с изменяющейся корзиной товаров. Если какого-то из товаров нет в определенном периоде, то он просто не учитывается в регрессии, что эквивалентно тому, что его вес равен нулю.

Альтернативой, которая подходит для работы с изменяющимся во времени ассортиментом при использовании классических индексов, являются цепные индексы (Diewert, 2021f). Цепные индексы «сцепляют» построенные приросты индексов, используя в разные моменты времени разные базисные периоды. Так, например, при расчете ИПЦ Росстатом индексы сцепляются раз в 12 месяцев. Предельным случаем может служить ситуация, когда базисный период меняется каждый раз при переходе к следующему моменту времени (к новому дню в нашем случае). Однако, применение формул цепных индексов, особенно в случае сильно меняющегося ассортимента (как

в нашем наборе данных), идет рука об руку с так называемой проблемой цепного дрейфа (Diewert, 2021f). Она заключается в том, что «сцепка» индексов практически для всех классических формул приводит к долгосрочному смещению в рассчитываемых индексах цен. Многосторонние же индексы, в том числе и TPD, лишены этого недостатка.

Стоит также отметить, что для индексов с фиксированным базисным периодом, таких как индексы Ласпейреса, Пааше, Торнквиста и Фишера, выбор наилучшего базисного периода может быть отдельной нетривиальной задачей, ведь итоговые ценовые показатели могут в значительной степени варьироваться в зависимости от этого выбора. Для демонстрации значимости этой проблемы на Рисунке 3.2 мы показали месячные индексы Фишера (идеальные с точки зрения первой аксиоматической теории) с различными базисными периодами¹⁹ для трех групп товаров (данный эксперимент проделан на данных, использовавшихся в (Гришина и др., 2021)): для этих индексов результат сильно зависит от базисного периода. Индекс TPD же не требует выбора базисного периода и, как следствие, не зависит от него. Как можно увидеть из рисунка, индекс TPD демонстрирует усредненную динамику.

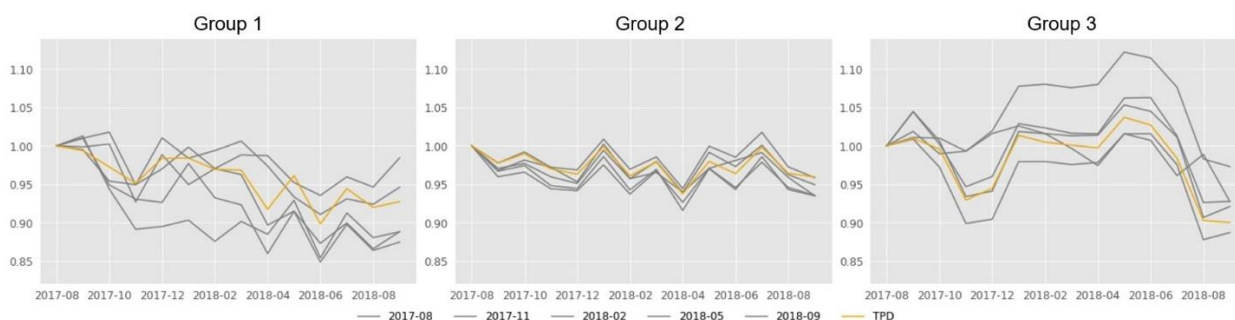


Рисунок 3.2. Сравнение индексов Фишера с разными базисными периодами и индекса TPD

Еще одним важным свойством индекса TPD является неявная корректировка на качество. Коэффициент γ_j в формуле индекса TPD можно рассматривать как параметр качества j -го товара. Фактически этот коэффициент нормирует ценовую динамику товара на «усредненное» по выборке значение цены, что, по сути, приводит все цены к сопоставимой шкале. К примеру, если в выборке всего два одинаковых товара с разным объемом, например литровый и двухлитровый пакеты сока, то можно приближенно думать о величине e^{γ_j} как о показателе, отражающем литраж.

В то же время индекс TPD имеет ряд недостатков (Diewert, 2021f). Как и многие другие многосторонние индексы (например, GK), TPD требует, чтобы для товара имелось хотя бы два сравниваемых периода. Одним из следствий этого является то, что товары, введенные в самый последний период расчета, игнорируются. Кроме того, в спецификации, представленной в этой работе, индекс TPD может показывать

¹⁹ Месячные цены каждого товара рассчитывались как среднее арифметическое его цен, взвешенное по объемам продаж по каждой цене. Месячные веса – как суммарный объем продаж за месяц.

искаженные результаты при определенных стратегиях ценообразования. К ним относятся завышение цен на старте продаж или их снижение при завершении жизненного цикла товара. Более подробно эту проблему и потенциальные пути ее решения мы обсуждаем в разделе 7.

3.7. Ключевые отличия от методологии ИПЦ

Отдельно мы бы хотели остановиться на выделении основных различий между нашей методологией и методологией расчета индекса потребительских цен Росстата. К ним мы относим следующие особенности:

- Для расчета ИПЦ используются цены конкретного набора товаров в определенном наборе торговых точек. При этом среди торговых точек есть и такие, в которых не ведется учет с помощью контрольно-кассового оборудования. В нашей методологии используются все точки, где применяется ККТ, вне зависимости от их вида, но никак не учитываются торговые точки без ККТ;
- В рамках методологии ИПЦ для расчета индексов используются цены на полках магазинов, то есть цены товаров без учета скидок, применения программ лояльности и так далее. Мы же работаем с фактическими ценами, по которым совершаются продажи;
- В нашей методологии информация о цене товара учитывается только при наличии продаж, поскольку только при совершении сделки эта информация попадает в базу данных. При использовании методологии ИПЦ достаточно лишь наличия товара в магазине;
- Построение агрегированных индексов (индексов по укрупненным категориям, например, по всем товарам и услугам) в методологии ИПЦ происходит за счет суммирования с некоторыми весами элементарных индексов товаров-представителей, входящих в исследуемую укрупненную категорию. В результате расчет подобных индексов возможен только после расчета индексов всех компонентов. В рамках нашей методологии индекс для любой категории товаров вне зависимости от ее размера и общности рассчитывается по методике TPD без использования индексов по подкатегориям. Одним из следствий такого подхода является то, что для расчета индекса цен для всех товаров и услуг нам не нужен классификатор товаров, поскольку по умолчанию любое наименование в чеке – это либо товар, либо услуга (то есть любое наименование относится к категории «Все товары и услуги»);
- В рамках агрегирования в методологии ИПЦ веса обновляются раз в год и в течение года остаются фиксированными. При этом эти веса основаны на опросных данных. В предлагаемой методологии веса динамические и отражают фактическую динамику объемов продаж каждого наименования;

- При расчете ценовых индексов по отдельной категории Росстат (после применения формулы среднего геометрического на уровне отдельных городов) использует фиксированные веса, основанные на численности населения городов и опросных долях структуры потребления субъектов Российской Федерации, в то время как мы взвешиваем все позиции в чеках с весами фактических продаж;
- В случае отсутствия наблюдения в нашей методологии не происходит никакого досчета цены или поиска товара-замены. Вместо этого в соответствии с объемами продаж товару присваивается нулевой вес. В методологии ИПЦ существует алгоритм поиска замены для долго отсутствующих товаров;
- Вследствие особенностей номенклатуры ККТ мы вынуждены строить индексы по более широким товарным группам, чем товары-представители Росстата. При этом само отнесение позиции к той или иной товарной категории из-за большого объема данных мы вынуждены сделать автоматизированным, что потребовало разработки отдельного алгоритма классификации (раздел 5). Его потенциальные ошибки также могут влиять на динамику индекса.

Все вышеперечисленные отличия свидетельствуют о том, что обсуждаемая методология достаточно сильно отличается от методологии ИПЦ Росстата, что вызвано по большей части особенностями исходных данных. Мы не считаем, что наша методология лучше или хуже, и не пытаемся критически анализировать методологию ИПЦ, а лишь предлагаем способ получать дополнительные к официальным данные о динамике цен на основе информации ККТ. Исходя из набора отличий, мы не ожидаем, что наши индексы будут в точности повторять индексы Росстата, однако мы можем ожидать, что наша методология позволит отражать общие тренды в ценовой динамике.

4. Фильтрация

Как показали наши предварительные эксперименты на имеющейся выборке, зашумленность, вызванная различными аномалиями и ошибками, представляет собой одну из основных проблем данных ККТ. Так, рассчитанные на сырых, необработанных данных индексы цен оказываются слишком волатильными и имеют большое количество выбросов, а потому не несут ни исследовательской, ни аналитической ценности. Далее в разделе мы представим набор фильтров, которые позволяют исключать из выборки как аномальные и неинформативные наблюдения, так и ошибки. Применение этих фильтров приводит к значительному повышению качества расчетов. Как уже отмечалось ранее, фильтрация данных проводится на уровне чеков и товаров.

Стоит отметить, что эти фильтры несовершенны и отсекают далеко не все аномалии. Работа над улучшением приведенных ниже фильтров, а также созданием новых в настоящий момент продолжается. Результаты этой работы будут освещены в дальнейших публикациях.

4.1. Фильтрация чеков

На первом этапе производится фильтрация на уровне чеков. Мы исключаем явно некорректно сформированные чеки, а также чеки с аномально большими и аномально низкими суммами.

Мы считаем, что чек некорректно сформирован, если его сумма с определенной точностью не совпадает с суммой стоимостей всех позиций в чеке²⁰. Если разница этих сумм более 1 рубля, то чек исключается из выборки. Такой интуитивный фильтр позволяет исключить чеки с ошибочно указанными аномальными суммами отдельных товаров, что, безусловно, помогает в очистке данных.

Таблица 4.1. Пример чека 1

name	unit price	quantity	sum
ХЛЕБ	10265,00	1,00	10265,00
ХЛЕБ	10265,00	1,00	10265,00
Сумма всех позиций в чеке (руб.):		20530,00	
Сумма, указанная в чеке (руб.):		33,00	

²⁰ В этой работе мы используем именно такое определение для некорректно сформированного чека. Некорректность формирования чека может быть определена и в более широком смысле, но на этом этапе исключаются только такие чеки.

Таблица 4.2. Пример чека 2

name	unit price	quantity	sum
Свекла под май-ом (комп)	0,00	1,00	0,00
Плов гов (комп)	0,00	1,00	0,00
Лепешка мини (сущ)	0,00	1,00	0,00
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 0,00			
Сумма, указанная в чеке (руб.): 350,00			

Таблица 4.3. Пример чека 3

name	unit price	quantity	sum
Морковь весовая 1кг	39,99	0,18	7,20
Свекла 1кг	26,99	0,44	11,88
Картофель ранний 1кг	47,49	0,90	42,74
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 61,82			
Сумма, указанная в чеке (руб.): 61,00			

В Таблицах 4.1–4.2 представлены примеры чеков, отсеянные вышеописанным фильтром. Степень искажений, которые вносят такие чеки в общую картину, конечно, зависит от природы несовпадений и требует дополнительного исследования. На текущем этапе мы приняли решение сконцентрироваться на других, как нам кажется, более критических аспектах построения индекса и исключать из расчетов все подобные чеки.

В некоторых случаях причиной несовпадения суммы чека и суммы отдельных позиций является округление. Если разница между суммами меньше 1 рубля, то такой чек не исключается из расчетов (Таблица 4.3).

Чеки с аномально высокими суммами отсекаются другим способом. Для каждой кассы выбираются чеки с максимальными внутри каждого дня суммами. Далее рассчитывается 90-й перцентиль этого набора сумм. Умножая эту величину на 10, мы получаем пороги отсека для каждой кассы. В итоге чек исключается из выборки, если его сумма превышает порог отсека кассы, в которой он был зарегистрирован. Такой фильтр направлен на отсекаание как ошибочно сформированных, но при этом формально корректных чеков, так и части фискальных документов, не имеющих отношения к розничным продажам. Например, при единичной закупке оптового количества товара. В Таблицах 4.4 и 4.5 представлены примеры чеков с аномально высокими суммами.

Таблица 4.4. Пример чека 4

name	unit price	quantity	sum
Билеты на спектакль	202761282,00	1,00	202761282,00
Билеты на экскурсию	750000,00	1,00	750000,00
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 203511282,00			

Таблица 4.5. Пример чека 5

name	unit price	quantity	sum
Инфильтрационная анестезия в стоматологии	33333333,00	3,00	99999999,00
Протезирование зуба с использованием им	11970,00	1,00	11970,00
Снятие оттиска с одной челюсти (двухсло)	17100,00	1,00	17100,00
Протезирование зуба с использованием им	36100,00	1,00	36100,00
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 1000065169,00			

Из выборки также исключаются чеки, в которых сумма позиций составляет менее 5 рублей. Примеры таких чеков представлены в Таблицах 4.6–4.7. Подобного рода чеки могут возникать при оплате покупок сертификатами, бонусами, корпоративными картами. К сожалению, цены товаров без учета этих скидок в доступных нам данных ККТ зачастую не указаны. Использование таких чеков лишь вносит шум в ценовую динамику и не способствует построению информативного индекса. Стоит добавить, что чеки на сумму меньше 5 рублей могут возникнуть и в обычной ситуации, например при покупке пакета в магазине. Но таких чеков немного, а вес таких товаров пренебрежимо мал в сравнении с остальными товарами.

Таблица 4.6. Пример чека 6

name	unit price	quantity	sum
УТРО	0,01	1,00	0,01
Те Гуань Инь	0,00	1,00	0,00
E-ON	0,00	1,00	0,00
Coca Cola Zero	0,00	1,00	0,00
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 0,01			

Таблица 4.7. Пример чека 7

name	unit price	quantity	sum
Стаканчик ваниль 105г	0,06	4,00	0,24
Стаканчик шоколад 105г	0,06	2,00	0,12
Стаканчик ваниль/ириска 105г	0,06	4,00	0,24
Стаканчик крем-брюле 105г	0,06	2,00	0,12
Сумма всех позиций в чеке (руб.): 0,72			

4.2. Фильтрация товаров

После формирования выборки чеков производится фильтрация товаров. В рамках данной работы мы исключали товары, которые продавались слишком редко или демонстрировали аномально волатильную ценовую динамику.

Из выборки исключаются комбинации «наименование, касса» (товары в нашем определении), которые присутствовали не более чем в 5 днях. При текущем определении товара и методе расчета применение этого фильтра слабо влияет на результаты расчета индексов, однако упрощает его с технической точки зрения, поскольку расчет индексов происходит на меньшем количестве товаров. Стоит отметить, что в основном этот фильтр отсекает товары, которые встречались лишь раз и которые математически никак не влияют на результаты. На Рисунке 4.1 представлены распределения комбинаций «наименование, касса» и номинальных объемов продаж, приходящихся на эти комбинации, в разрезе количества дней, когда они присутствовали. Хотя по количеству доля исключаемых данных составляет около 80%, в терминах объемов эта величина не так велика. Для товаров, которые продавались в 2–5 днях и хоть как-то математически могли повлиять на индекс, она составляет менее 15%.

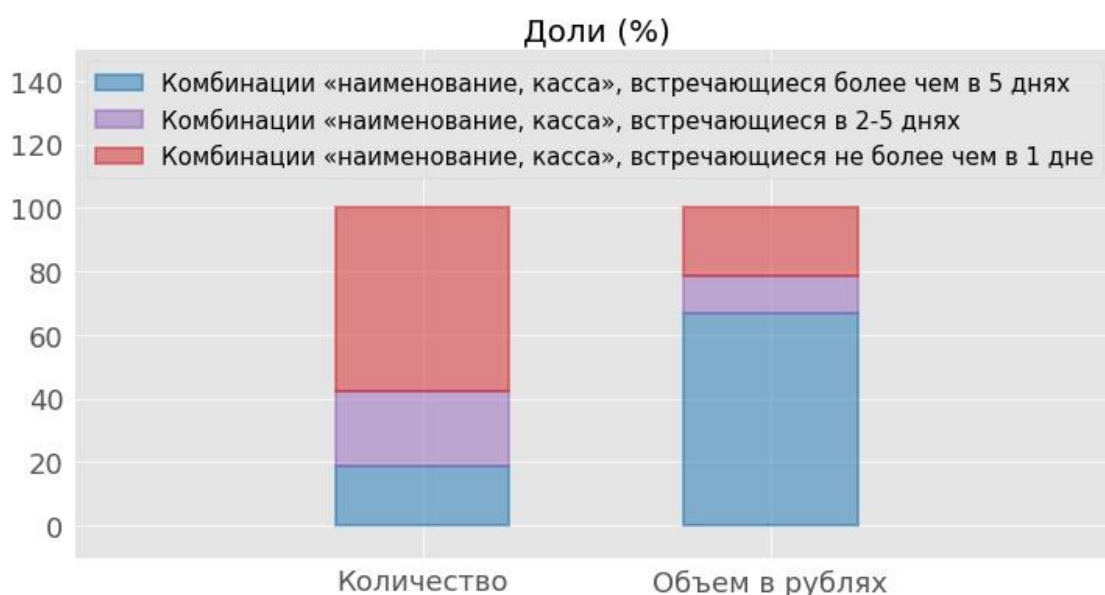


Рисунок 4.1. Доли количества комбинаций «наименование, касса», которые встречались более и не более чем в 5 днях, и объема в рублях, приходящегося на них

Товары, цена которых от наблюдения к наблюдению значительно изменяется, как правило, не представляют практического интереса, но при этом вносят весомый вклад в общую волатильность индекса цен. Часто такими товарами оказываются «наименования-заплатки» – наименования, под которыми может скрываться буквально что угодно (Рисунок 4.2).

В случае построения индексов по категориям такого рода неинформативные записи могут быть исключены классификатором на основании их наименований. В то же время на практике из-за несовершенства классификатора как с точки зрения представленных в нем категорий, так и с точки зрения точности алгоритма (раздел 5) далеко не все товары могут быть классифицированы. Как обсуждалось ранее, для получения оценок индекса для всех товаров и услуг этап разделения на категории может быть пропущен, так как каждый товар (услуга) берется с его естественным

весом, зависящим от объемов продаж. Поэтому особенно остро проблема неинформативных наименований встает при построении общего индекса цен по товарам и услугам.

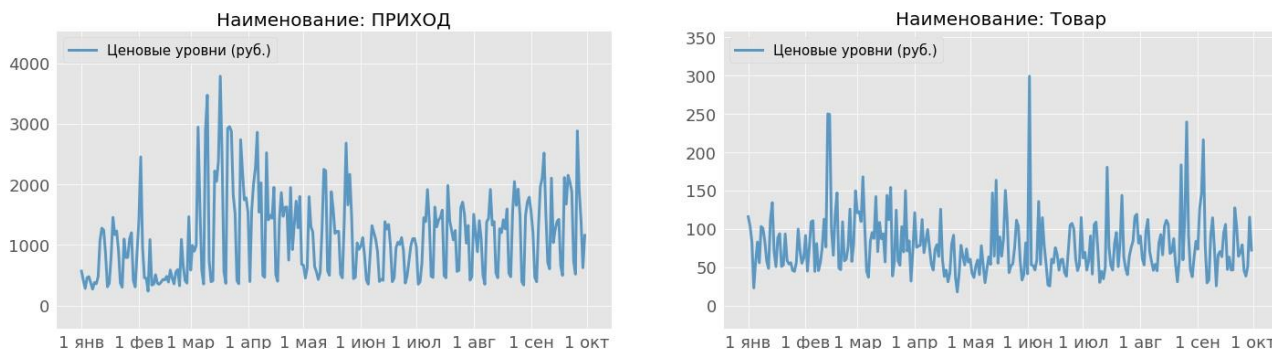


Рисунок 4.2. Динамика цен «заплаток»

Для решения этой проблемы мы разработали фильтр, который позволяет отсеять товары с наибольшим вкладом в волатильность индекса. Для расчета меры вклада товара в волатильность индекса мы используем следующую эвристическую формулу:

$$v_i = \sum_{t \in G^i} (w_i^t)^2 * \left(\log(p_i^t) - \overline{\log(p_i^t)} \right)^4,$$

где G^i – набор периодов, когда продавался товар i ;

p_i^t – уровень цены товара i в момент t ;

w_i^t – вес товара i в момент t .

Она не требует серьезных вычислительных мощностей для расчета и показывает приемлемые результаты. Ее интуиция заключается в разложении вклада в волатильность каждого наблюдения на две составляющие: вес наблюдения и отклонение цены от среднего значения для позиции, которую наблюдение представляет. Таким образом, если у товара большое количество наблюдений с высоким весом и большим отклонением цены от среднего, посчитанная по формуле метрика будет высокой. Данная эвристика (в частности, степени) была выбрана эмпирически.

В рамках работы этот фильтр используется только для построения общего индекса цен. В качестве порога отсека мы выбрали значение, которое убирает 0,1% товаров.

5. Классификация товаров

Важным этапом построения индексов цен в разрезе отдельных категорий товаров является процесс классификации, то есть отнесения товара (услуги) к той или иной группе товаров (услуг). В данном разделе рассматривается выбор списка товарных категорий для классификации, описывается методология сбора обучающей выборки и представляется выбранный алгоритм классификации. Как отмечалось выше, такая процедура необходима, так как мы не имеем доступа к информации о штрихкодах, проведенных через ККТ товаров, а также к данным маркировки. В разделе 7 обсуждается влияние выбора категорий и точности классификации на результаты построения индексов цен.

5.1. Категории товаров

Для данных ККТ мы разработали собственный список товарных категорий, основанный на товарных категориях Росстата. Это позволяет иметь возможность частично сопоставить наши индексы с официальной статистикой. При этом в нем учитываются особенности товарной номенклатуры данных ККТ.

Из информации, содержащейся в чеках, часто невозможно выделить характеристики товаров, необходимые для их отнесения к той или иной категории Росстата. Например, информацию о гендерной принадлежности или составе одежды, объем накопителя или оперативной памяти мобильного устройства, страну производителя и так далее. В связи с этим многие категории разработанного классификатора агрегируют товары на более высоком уровне по сравнению с близкими категориями Росстата. Так, например, мы не разделяем одежду на детскую, мужскую и женскую, а вина по крепости²¹.

В целях покрытия максимального ассортимента товаров границы категорий в некоторых случаях сильно расширены по сравнению с аналогичными категориями Росстата. Это позволяет учесть одно из преимуществ набора данных ККТ – представленность в данных почти всего розничного ассортимента товаров. Так, например, в категорию «Смартфоны» мы включаем абсолютно все смартфоны вне зависимости от их характеристик, бренда или ценового сегмента. В то же время мы стараемся сохранить однозначность классификации и делимость категорий.

Также в настоящий момент ведется работа по добавлению категорий товаров, никак не представленных в структуре Росстата, что позволит покрыть еще больший ассортимент и строить ценовые индексы в абсолютно новых разрезах.

С актуальным на момент публикации настоящей работы списком категорий можно ознакомиться в приложении 1.

²¹ Например, см. Таблицу 3.1.

5.2. Сбор обучающей выборки

Для создания алгоритма классификации мы собрали обучающую выборку из более чем 3,3 млн наименований. Основными источниками послужили данные ручной разметки, а также парсинг торговых площадок.

Для ручной разметки мы подготовили выборку из более чем 200 000 разнообразных наименований непосредственно из данных ККТ. Каждое наименование было вручную отнесено к одной из категорий товаров. Такой подход позволил получить размеченную выборку наименований, учитывающую номенклатуру данных ККТ, но репрезентативность такой выборки остается под вопросом.

Расширение покрытия было достигнуто путем дообогащения обучающей выборки данными крупных торговых площадок. Методами веб-скрейпинга нами был проведен сбор данных, включая информацию о структуре каталогов торговых агрегаторов, а также представленном на них товарном ассортименте. Для разметки собранных наименований в соответствии с разработанным классификатором мы вручную сопоставили категории каталогов торговых площадок с категориями нашего классификатора. В ходе такого сопоставления структура категорий в значительной степени модифицировалась и расширилась, сохраняя при этом семантическую близость к структуре ИПЦ Росстата. Стоит отметить, что наполнение разделов торговых площадок не всегда соответствует их описанию. Это потребовало дополнительных, зачастую ручных усилий, направленных на проверку и очистку данных, полученных с помощью веб-скрейпинга.

5.3. Алгоритм классификации

Задача классификации данных ККТ затруднена высоким уровнем их зашумленности. Наименования товаров содержат большое количество ошибок и сокращений, транслитерацию и другие артефакты. Более того, пока мы не можем гарантировать, что наша обучающая выборка содержит товары всех возможных типов. В этой связи на данном этапе мы приняли решение использовать нейросетевую языковую модель, обученную на узкой предметной области данных ККТ.

Основываясь на опыте других исследователей при решении аналогичных задач (см., например, Prabhu et al., 2021), в качестве базовой архитектуры модели классификации мы выбрали трансформерную языковую модель класса BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Особенностью трансформеров является обработка текстов в виде векторных представлений с использованием двунаправленного механизма внимания. Этот подход позволяет учитывать контекстные связи слов в наименованиях и повышает точность классификации по сравнению с использованием более общих методов классификации совместно с традиционными методами текстового анализа (bag-of-words, TF-IDF, n-граммные модели). Модели глубокого обучения на основе BERT (Devlin et al., 2019; Yinhan et al., 2019; Sanh et al., 2020) доказали свою способность

достигать высоких результатов на тестовых наборах данных, ориентированных на самый широкий спектр задач: RACE²² (Lai et al., 2017), GLUE²³ (Wang et al., 2018) и SQuAD²⁴ (Rajpurkar et al., 2018).

Используемая нами модель имеет 12 слоев энкодера и содержит 147 миллионов параметров. Предварительное обучение (pre-training) для адаптации модели под специфику словаря наименований товаров в чеках проводилось на очищенных, но неразмеченных данных ККТ. Дальнейшее ее дообучение (fine-tuning) проводилось уже на размеченных данных, включая данные ККТ и собранную на торговых агрегаторах товарную номенклатуру.

Перед обучением модели мы провели очистку текста, включая удаление специальных символов, аббревиатур и знаков препинания, не несущих смысловой нагрузки, а также приведение текста к нижнему регистру. Процесс обучения модели включал следующие этапы: формирование словаря токенов, разбиение текста на токены, формирование обучающего и тестового наборов данных, содержащих токенизированные наименования и их соответствующие категории, настройка гиперпараметров модели и запуск процесса обучения. Точность модели проверялась на отдельном наборе данных для оценки ее производительности и предотвращения переобучения.

Качество полученного алгоритма классификации оценивалось на двух наборах данных, содержащих 216 категорий товаров (215 категорий классификатора и 1 категория «Другое» для товаров, которые не попадают ни в одну из 215 заданных категорий). Первый набор содержал 400 тысяч наименований товаров, которые не встречались в обучающих выборках ни на одном этапе, но относились к одной из 215 категорий, увиденных моделями при обучении. На этом наборе значение усредненной f1-меры составило 0.905. Второй набор состоял из 900 тысяч наименований, включая 400 тысяч из первого набора данных и 500 тысяч товаров, не относящихся ни к одной из 215 категорий. Этот набор моделировал реальную работу с данными ККТ, где лишь часть наименований относится к категориям, используемым для построения индексов. На этом наборе значение усредненной f1-меры составило 0.881. Таким образом, использование модели на основе BERT, позволило получить достаточно высокие результаты.

Несмотря на хорошие метрики на отложенной выборке, визуальный анализ полученных результатов показал, что алгоритм не идеален. Если в некоторые категории за редкими исключениями попали товары, действительно относящиеся к ним, то в ряде категорий картина была значительно хуже. Одной из причин этого мы видим зашумленность обучающей выборки, в частности, данных, собранных методами веб-скрейпинга. Поэтому для уточнения результатов классификации в

²² Reading Comprehension from Examinations. Тест на понимание прочитанного, состоящий из экзаменационных вопросов средней школы.

²³ General Language Understanding Evaluation. Набор задач для оценки языковых моделей, включающий текстовую классификацию, распознавание текстового соответствия и семантическое сходство.

²⁴ Stanford Question Answering Dataset. Тест на извлечение ответа из текста, в котором требуется найти фрагмент, соответствующий заданному вопросу. Этот тестовый набор данных обычно используется совместно для комплексной оценки способности моделей к пониманию текста, анализу семантических связей и извлечению информации из контекста.

качестве дополнительных фильтров для каждой индивидуальной категории вручную были выбраны пороги уверенности модели, только при достижении которых товар относился к этой категории.

Для реализации этого подхода для каждой категории мы выгрузили по 3000 уникальных наименований, которые модель отнесла к этой категории. Далее каждый набор наименований был отсортирован по степени уверенности модели (скор этой категории перед использованием функции softmax). Затем на основе визуального анализа для каждой категории был выбран порог уверенности, при превышении которого, ошибок практически не наблюдалось. Таким образом, с точки зрения классификации мы получили гораздо более «чистые» результаты, при этом пожертвовав частью покрытия.

6. Индексы цен

В данном разделе мы демонстрируем результаты описанной выше методологии и показываем ценовые и объемные индексы для отдельных категорий, агрегируем их в индексы по продовольственным и непродовольственным товарам, представленным в нашем классификаторе, а также иллюстрируем возможность построения индекса цен ККТ по всем товарам и услугам, не прибегая к классификации, и таким образом не отсекая большого количества не попавших ни в одну категорию наименований. Чтобы проверить адекватность полученных ценовых индексов на данных ККТ, мы сравниваем их со смежными показателями, публикуемыми Росстатом.

6.1. Индивидуальные индексы по продовольственным товарам

На Рисунках 6.1 и 6.2 представлены индексы цен для различных категорий продовольственных товаров. На Рисунке 6.1 показаны примеры товаров, динамика которых неплохо соотносится с динамикой смежных индексов цен, публикуемых Росстатом. На Рисунке 6.2 изображены примеры ценовых и объемных показателей, где различия по нашему субъективному мнению более значительны. Для тех товаров, где доступны недельные и месячные ряды Росстата, представлены оба доступных показателя: точками – недельные, полыми кругами – месячные. Для лучшего визуального восприятия мы показываем семидневное скользящее среднее ценового индекса²⁵ («СС7» на графиках), которое убирает излишнюю внутринедельную волатильность, связанную как с недельной сезонностью, так и с дополнительными незначительными с экономической точки зрения колебаниями. Для объемных показателей данные посчитаны дефлированием номинальных объемов продаж на ценовые индексы. Затем для лучшего визуального восприятия объемные индикаторы агрегированы в недельные. И объемные, и ценовые индексы нормированы таким образом, чтобы значение на графиках для 1 февраля 2022 года равнялось 1.

Для большинства продовольственных товаров индексы на основе данных ККТ похожи на индексы цен Росстата и демонстрируют схожий рост после периода нестандартной экономической ситуации марта – апреля 2022 года. Во многих случаях (как на Рисунке 6.1) динамика по месяцам также оказывается схожей. Иногда рост цен в данных ККТ оказывается чуть большим в марте – апреле с последующим постепенным возвратом индекса к примерно тем же уровням, что и в данных Росстата, к концу нашей выборки (графики по всем рассчитанным нами индексам приведены в приложении 2).

Однако в некоторых случаях, (как на Рисунке 6.2) различия оказываются значительными. Причины, по которым такое происходит, могут быть разными. Для сухофруктов и цукатов это связано с несовершенством нашей процедуры

²⁵ Мы понимаем, что это не лучший с точки зрения спектральной теории (Brillinger, 2001) фильтр и что он приводит к небольшому запаздыванию динамики индекса. Тем не менее он является интуитивно понятным и используется только для целей визуализации.

классификации. Несмотря на то, что в среднем классификация является достаточно точной, в эту категорию с большими весами попадают обычные фрукты²⁶, которые вносят значительный сезонный вклад. В примере с вином мы связываем более высокий рост цен в марте с наличием в нашей выборке большей доли импортных продуктов. Для свинины, лимонов и маргарина причины менее очевидны и требуют дополнительного исследования. Согласно результатам нашего предварительного анализа это связано не с качеством классификации. Причиной может быть как недостаточная фильтрация неинформативных с экономической точки зрения чеков, так и разница в методологии. Так, например, мы дополнительно сравнили показатели для некоторых несовпадающих категорий с индексами TPD (с равными весами), построенными на данных одного из онлайн-агрегаторов за схожий период, и увидели, что для лимонов динамика полученных показателей больше похожа на Росстат, а для маргарина – на ККТ.

Что же касается объемных показателей, то они в большинстве случаев кажутся адекватными с экономической точки зрения. Спрос на продукты, которыми люди запасаются в периоды неопределенности, такие как макароны, крупы и сахар, растет в феврале – марте 2022 года. Спрос на яйца растет в преддверии Пасхи, которая в 2022 году праздновалась 24 апреля. Покупки продуктов в период январских праздников, за исключением алкоголя, наоборот, падают, что также соотносится с логикой поведения потребителей. Продажи продуктов повседневного питания, таких как молоко и хлеб, остаются относительно стабильными на всем периоде исследования.

При этом мы понимаем, что за счет фильтров, в том числе порогов классификатора, мы отсекаем ряд продаж, которые в некоторых случаях могут быть весомыми. Тем не менее мы надеемся, что рассчитанный таким образом объемный показатель за счет улавливания динамики объемов продаж на товарные группы, определенные одинаковым способом в разные периоды времени, будет полезным с аналитической точки зрения и будет отражать основные тенденции поведения объемов генеральной совокупности товаров. В качестве дополнительной проверки методологии мы сравнили динамику с показателями, рассчитываемыми ФНС России (не показаны в данной работе) по нескольким десяткам товарных групп на тех же данных, и пришли к выводу об их достаточной согласованности.

6.2. Индивидуальные индексы по непродовольственным товарам

В отличие от продовольственных товаров, индексы цен по непродовольственным товарам не так похожи на показатели Росстата.

Одними из наиболее близких оказываются индексы по товарам, которые люди часто покупают в торговых точках того же типа, что и продовольственные. К таким товарам можно, например, отнести бритвы, прокладки, мыло, зубную пасту и шампуни (Рисунок 6.3).

²⁶ Как правило, это сливы и ананасы, которые не входят ни в одну из исследуемых категорий.

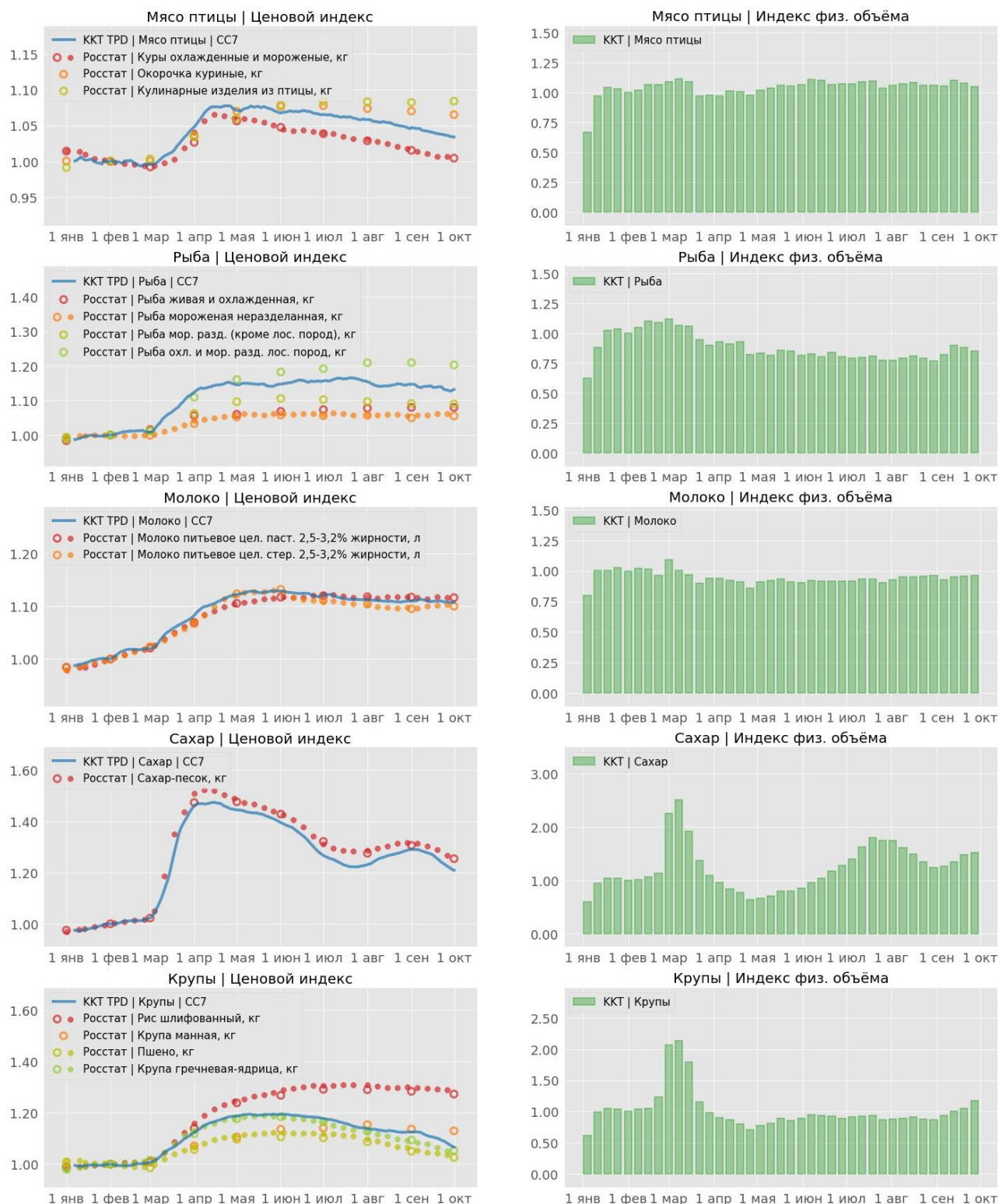


Рисунок 6.1. Часть 1. Индексы по некоторым категориям продовольственных товаров (динамика цен схожа с Росстатом)

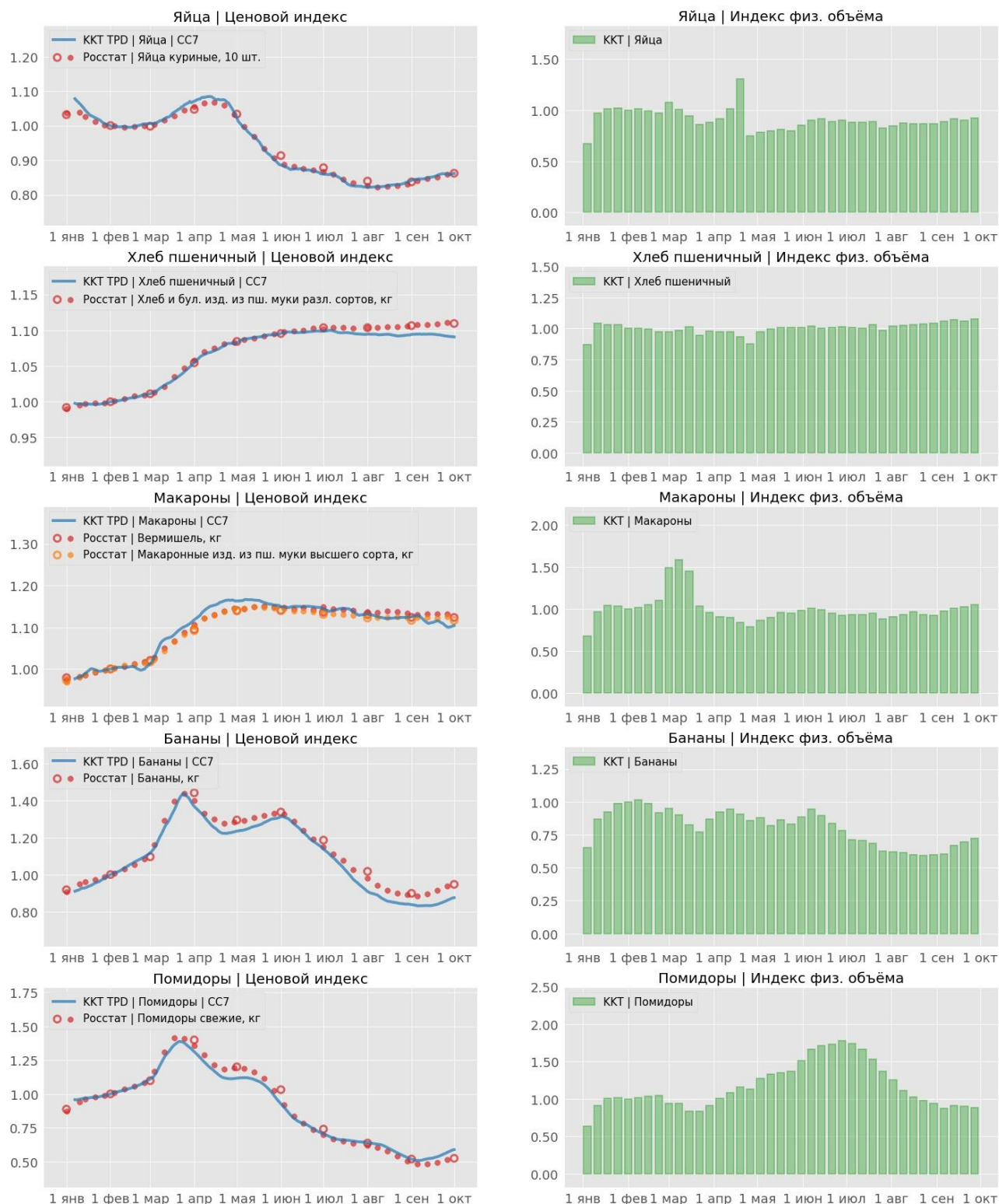
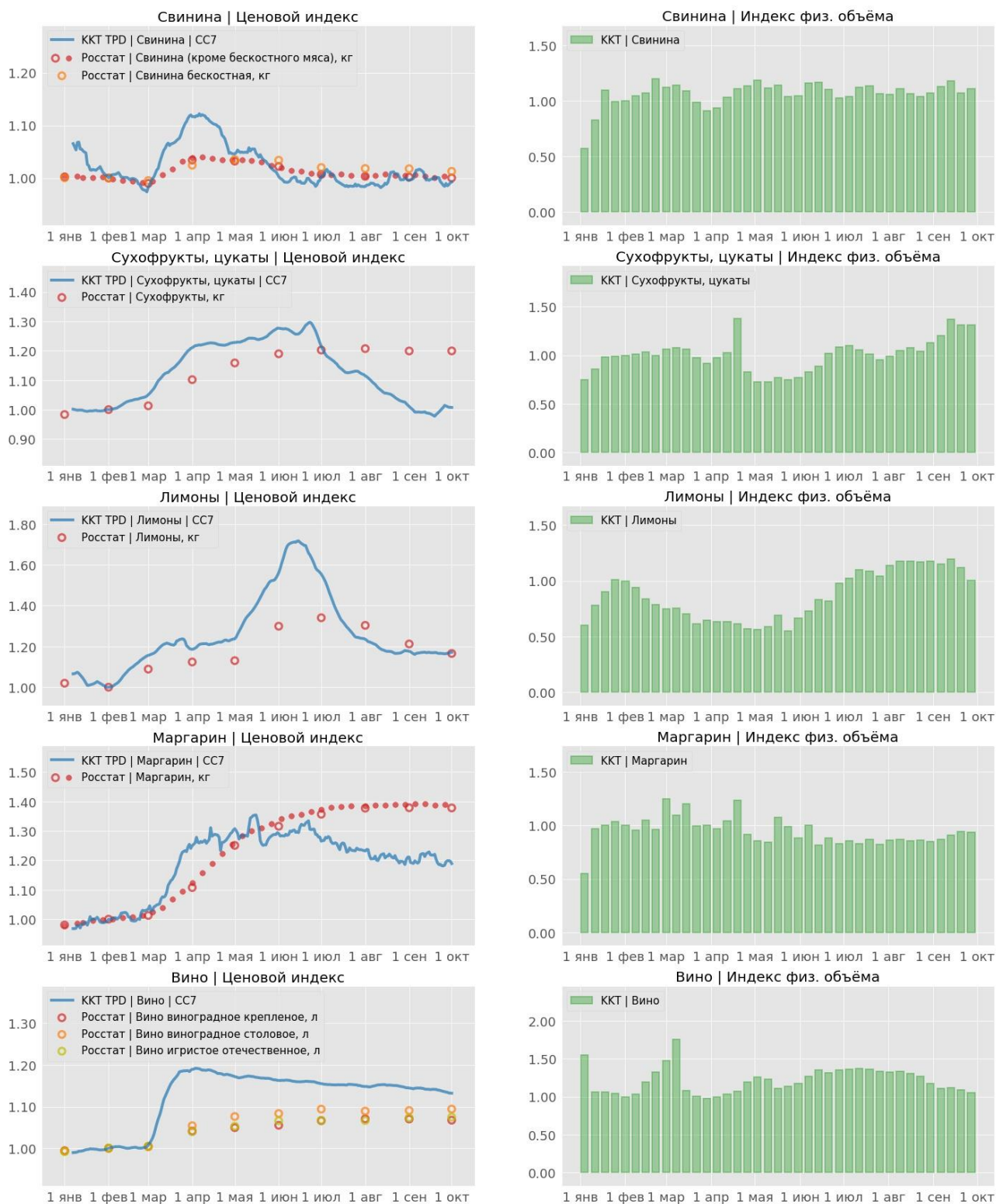


Рисунок 6.1. Часть 2. Индексы по некоторым категориям продовольственных товаров (динамика цен схожа с Росстатом)



**Рисунок 6.2. Индексы по некоторым категориям продовольственных товаров
(динамика цен отличается от Росстата)**

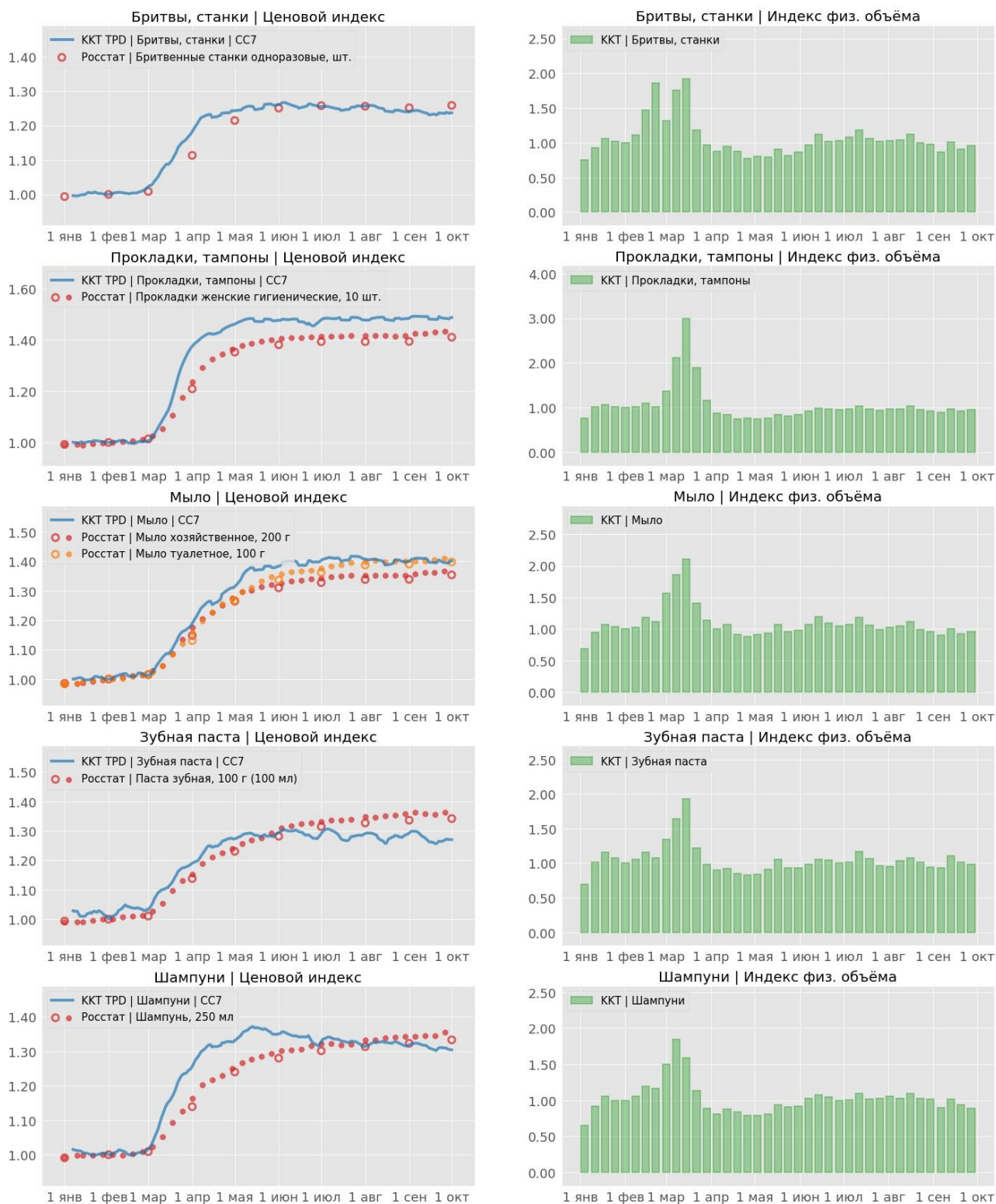


Рисунок 6.3. Индексы по некоторым категориям непродовольственных товаров (товары, которые зачастую покупают там же, где и продовольственные)

Картина по одежде и обуви другая. Индексы на основе данных ККТ показывают динамику, отличную от динамики индексов, публикуемых Росстатом (Рисунок 6.4 и приложение 2). В начале года цены по многим категориям снижаются, затем показывают рост в марте и плавное снижение до августа. В конце августа – начале сентября индексы ККТ увеличиваются. Такое различие с официальными показателями может быть связано с несколькими причинами. В качестве основной мы предполагаем разницу в ассортименте рассматриваемых Росстатом и нами товаров и, в частности, наличие в данных ККТ большего количества брендовых позиций, которые являются в основном импортными. К сожалению, на данных только за 9 месяцев 2022 года мы не можем отделить сезонные эффекты, которые могли бы быть хорошим объяснением для сентябрьского повышения цен, например на куртки и пальто, от нестандартной ситуации с процедурой закупок и, как следствие, ценообразованием импортных товаров. Исследование возникающих в этих категориях эффектов мы оставляем для будущего анализа.

Тем не менее стоит отметить два важных момента, которые могут быть связаны с особенностью нашей методологии и вытекают напрямую из математической формулировки индекса TPD. Во-первых, переключение потребления с одних товаров на другие внутри одной категории при разной ценовой динамике может иметь дополнительные эффекты, которые не будут отражены в официальной статистике. Например, если при снижении реальных доходов люди начинают переключаться на более дешевые, но сильнее дорожающие товары, то индекс TPD окажется выше используемого Росстатом индекса с фиксированной структурой весов. Однако, проведя дополнительные эксперименты с менее изменчивой структурой весов (TPD без учета весов и TPD с весами, равными средним весам, во все дни присутствия товаров в выборке) для одежды и других товаров, мы увидели, что подобного рода эффекты достаточно малы и не могут объяснить разницу между официальной статистикой и индексами ККТ на рассматриваемом периоде. Во-вторых, формула TPD может быть чувствительна к формату записи наименований в чеках. Брендовая одежда зачастую продается сезонными коллекциями. Цена на такие товары обычно снижается к концу жизненного цикла товара, например из-за ликвидационных скидок. Если товар в обычное время и в периоды скидок записывается в чеке одинаково, то это, в отличие от гедонических индексов, которые производят явную корректировку на качество (в TPD корректировка неявная), приведет к снижающемуся во времени индексу цен. Подробнее эта особенность индекса TPD и потенциальные способы нашей работы с ней обсуждаются в разделе 7.

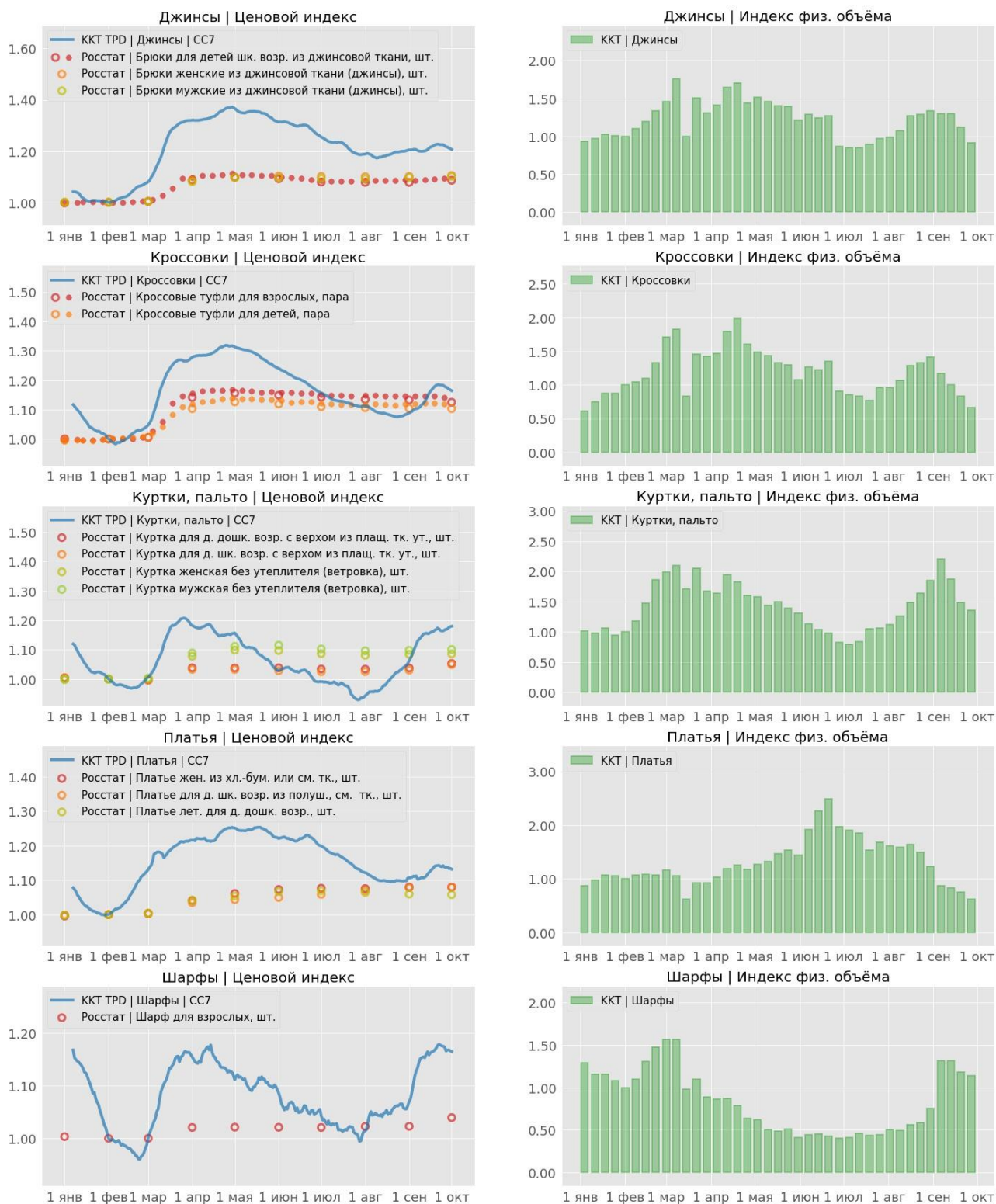


Рисунок 6.4. Индексы по некоторым категориям непродовольственных товаров (одежда и обувь)

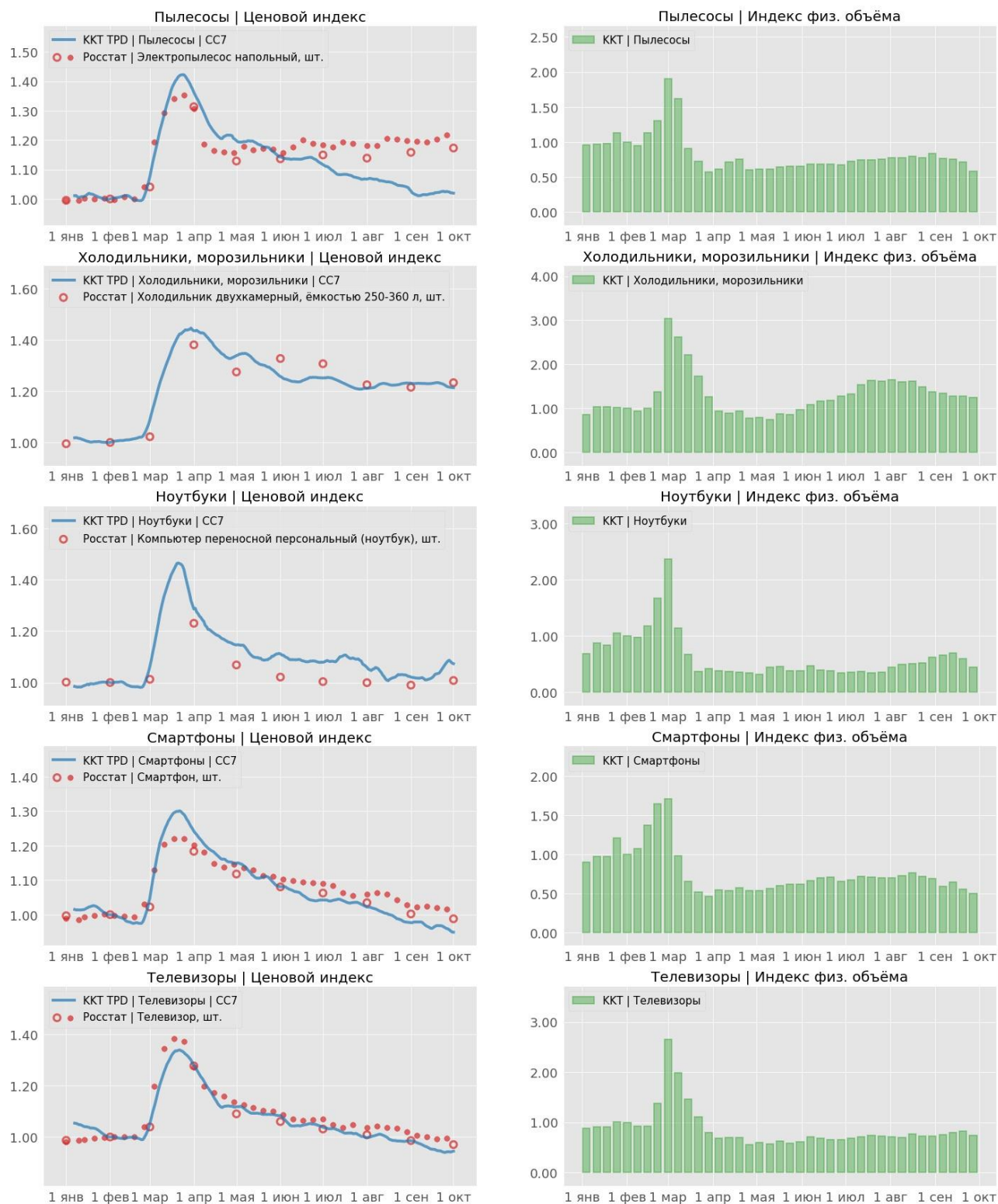


Рисунок 6.5. Индексы по некоторым категориям непродовольственных товаров (электроника и бытовая техника)

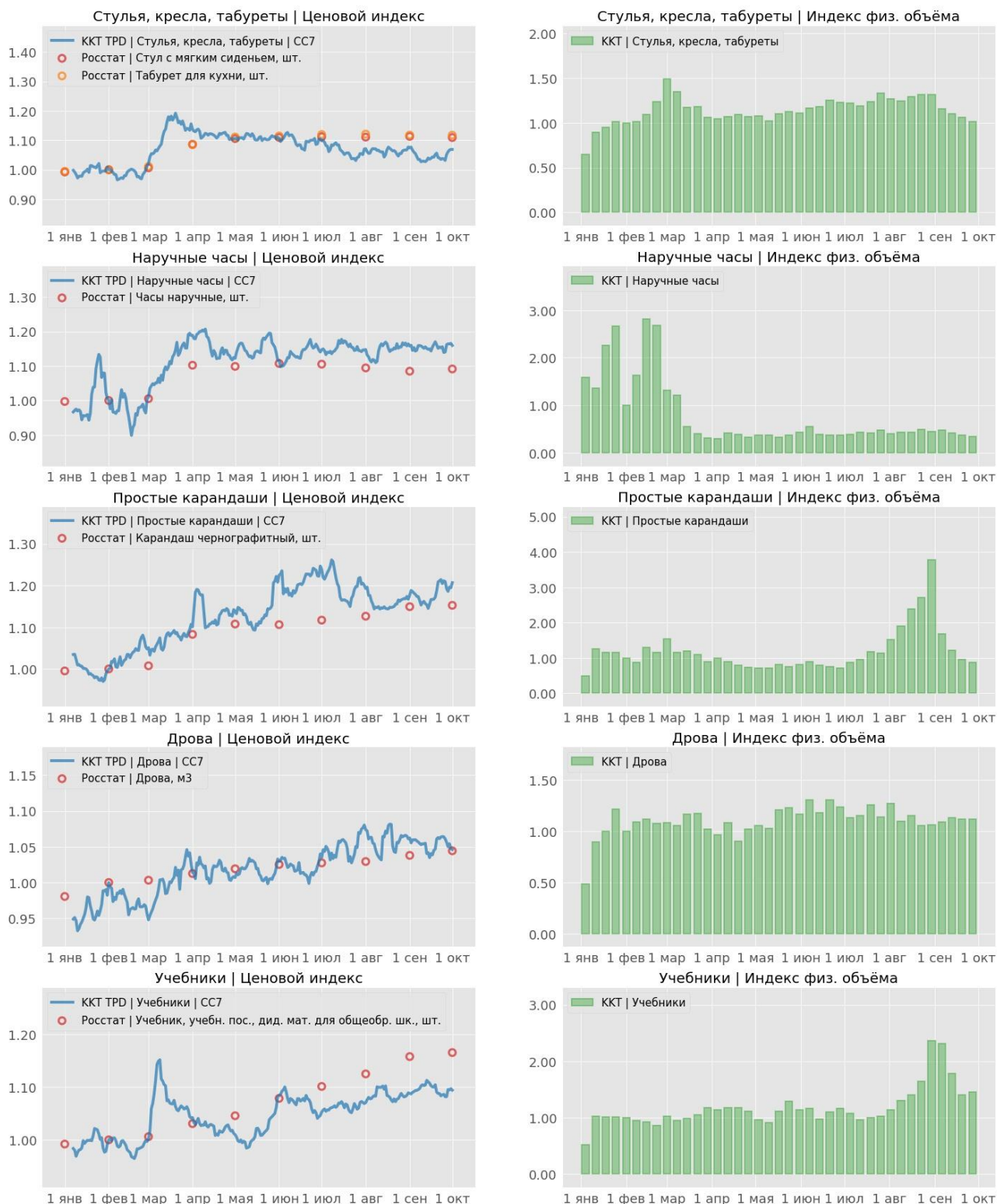


Рисунок 6.6. Индексы по некоторым категориям непродовольственных товаров (аномально волатильные индексы)

Динамика цен на электронику и бытовую технику с точки зрения тенденций в большинстве категорий схожа с динамикой официальных показателей (Рисунок 6.5). Рост цен в конце февраля – начале марта как по размеру, так и по продолжительности соотносится с близкими категориями Росстата. Особенно отчетливо это можно заметить по товарам, где публикуется недельная динамика цен. Тем не менее, несмотря на общую схожесть, ценовые уровни на горизонте 9 месяцев немного расходятся. При этом мы не видим систематического направления этих расхождений. Так же, как и Росстат, мы корректируем на качество, поэтому основной причиной расхождения, как мы предполагаем, является разница в рассматриваемых товарах. Росстат при построении индексов цен обращает внимание на товары с определенными характеристиками, мы же не делаем фильтрации по свойствам, а рассматриваем весь набор доступных в ККТ данных.

Мы также не можем не упомянуть категории, где динамика цен на основании данных ККТ является достаточно волатильной даже при сглаживании с использованием семидневного скользящего среднего (Рисунок 6.6). Дополнительный анализ показал, что причины такого поведения в каждом отдельном случае свои, но общим является то, что во всех из них фильтрации данных, которая была применена, оказалось недостаточно. Где-то (как для простых карандашей) в категории с большим весом попали мусорные наименования. В других категориях цены продаж одного и того же товара в отдельных кассах отличаются в тысячи раз. Для часов же оказали влияние продажи отдельных люксовых марок²⁷. Мы будем в дальнейшем работать над дополнительными фильтрами, которые помогут избежать подобных ситуаций. Дополнительное обсуждение некоторых из этих трудностей приведено в разделе 7.

Как и для продовольственных товаров, объемные показатели демонстрируют адекватную с экономической точки зрения динамику, за исключением категорий, где мы детектировали проблемы с ценовыми индексами. Спрос на многие непродовольственные товары вырос в конце февраля – начале марта. Ярким примером является электроника, где на пике покупки превышали нормальные уровни в несколько раз. Затем продажи падают ниже январских – февральских значений. Наряду с этим, спрос на одежду демонстрирует яркие сезонные паттерны. Например, покупки платьев увеличиваются летом, а шарфов – уменьшаются и растут ближе к осени.

6.3. Агрегированные индексы по продовольственным и непродовольственным товарам

Мы отдельно объединяем полученные ценовые индексы в соответствующие агрегированные показатели по продовольственным и непродовольственным товарам. Это делается двумя различными способами, основным отличием которых является взвешивание. В первом случае все товары на основании ранее построенного классификатора объединяются в две группы: продовольственные и

²⁷ Вопрос необходимости включения или исключения люксовых товаров в индексы потребительских цен является достаточно сложным и зависит во многом от целей построения индексов. На данном этапе эти товары не исключались.

непродовольственные товары. Затем, как и ранее, строится индекс TPD («ККТ TPD» на графиках). Несмотря на то, что такой способ является естественным для нашей методологии, из-за введенных фильтров он может искажать структуру весов. Чтобы смягчить этот недостаток, мы также строим индексы и другим способом: взвешиваем индивидуальные индексы, описанные в разделах 6.1 и 6.2, с использованием структуры весов Росстата («ККТ TPD + Росстат» на графиках).

Из Рисунков 6.7 и 6.8 видно, что различия в изменении ценовых уровней между началом февраля и концом сентября 2022 года, которые получаются при расчете с естественной структурой весов, практически исчезают при переходе к весам Росстата (особенно это заметно по графику с непродовольственными товарами). На основании этого мы приходим к выводу, что наши результаты не подтверждают широко распространенного мнения о том, что Росстат занижает показатели инфляции. Тем не менее весной 2022 года индексы ККТ по непродовольственным товарам оказываются выше, что, как было описано ранее, связано скорее всего с большей долей импортных товаров в нашей выборке.

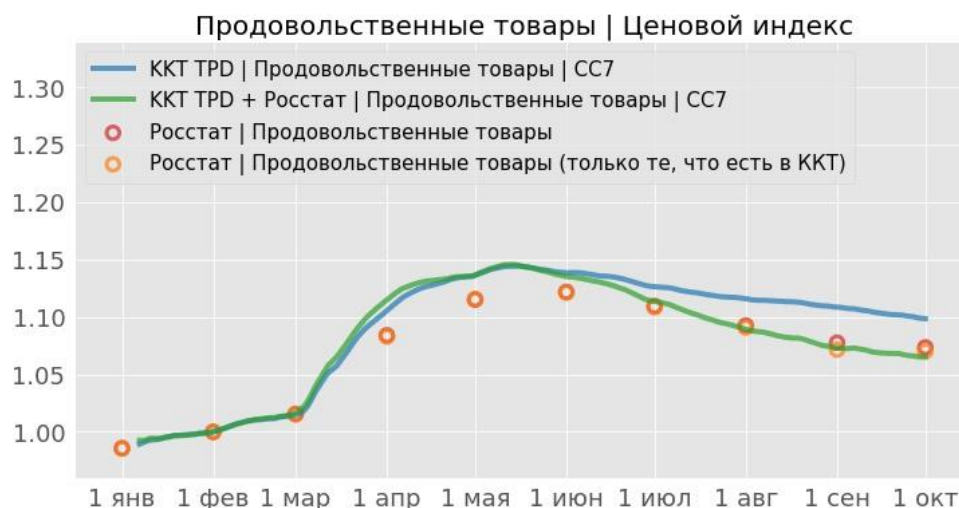


Рисунок 6.7. Индексы цен для продовольственных товаров

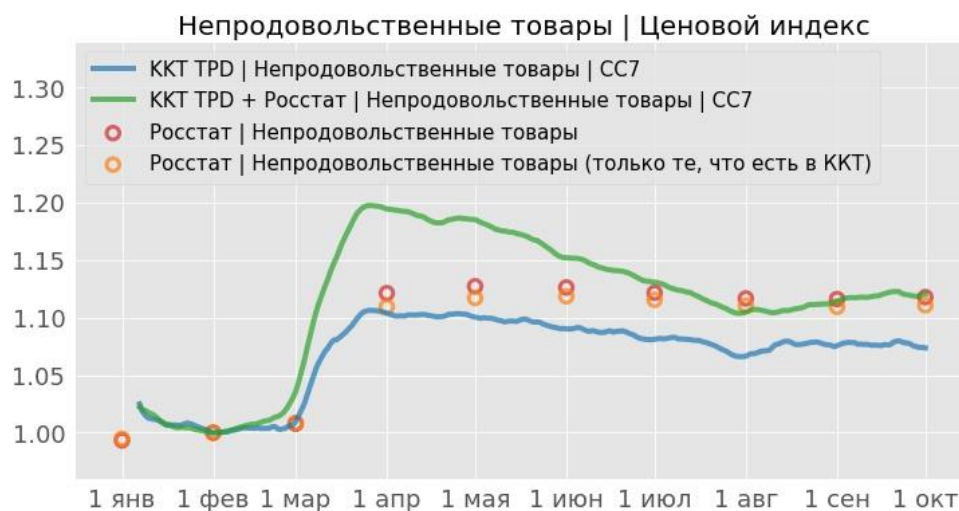


Рисунок 6.8. Индексы цен для непродовольственных товаров

6.4. Индекс по всем товарам и услугам, представленным в ККТ

В завершение мы также показываем сводный ценовой индекс по «всем» товарам и услугам, представленным в ККТ. Слово «всем» в прошлом предложении взято в кавычки, так как часть товаров все же отсеяна фильтрами, описанными в разделе 4. В отличие от индексов, построенных ранее, в этом подразделе никак не используется классификатор, то есть все позиции в чеках объединены в одну категорию. Чтобы отсеять продажи с аномальной ценовой динамикой, применяется дополнительный фильтр на волатильность (как описано в подразделе 4.2).

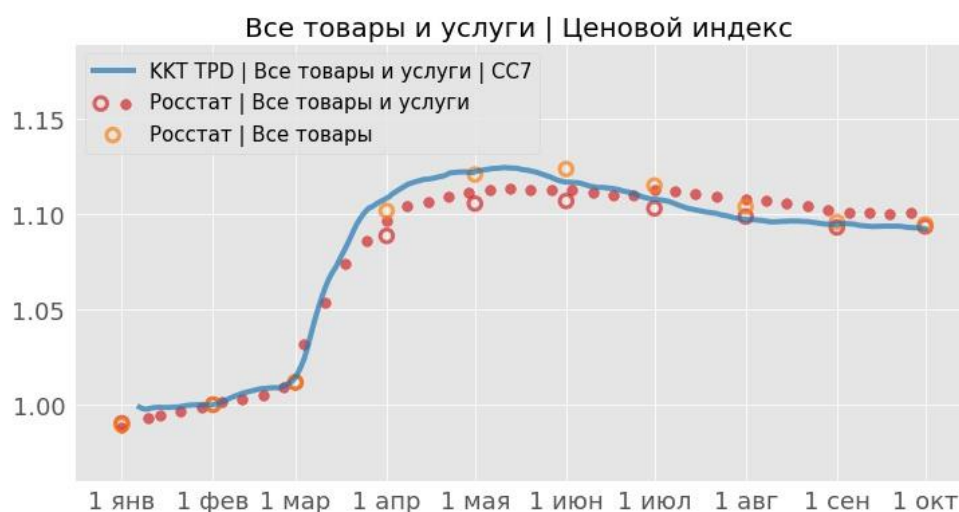


Рисунок 6.9. Индексы цен для всех товаров и услуг

Рисунок 6.9 в целом соотносится с результатами, описанными ранее, и показывает, что, несмотря на наличие перелета индекса ККТ относительно официального индекса по товарам и услугам весной 2022 года, он сходится к тем же уровням к осени.

7. Дискуссия

Несмотря на то, что результаты уже позволяют использовать разработанную методологию для построения информативных и полезных в аналитических целях индексов, мы осознаем ряд еще не решенных проблем и видим направления для совершенствования методологии. Некоторые из них обсуждаются ниже.

Одним из недостатков текущего подхода является отсеечение большого количества потенциально информативных наблюдений. В числе прочего это происходит за счет текущего способа определения товара, основанного на непреобразованном наименовании в чеке. Мы продолжаем работу над совершенствованием нашего подхода. Одним из дальнейших шагов мы видим разработку алгоритмов преобразования наименований без потери информативной части. Это поможет сузить их разнообразие и во многих случаях объединять в единый товар фактически один и тот же товар с минимальными модификациями в наименовании.

На Рисунке 7.1 проиллюстрированы наименования, отражающие описанную выше проблему. Каждое из наименований встречалось в своей кассе лишь единожды, при этом можно предположить, что фактически они скрывают за собой одни и те же товары и услуги.

name
Билет Москва-Тула 01.06.22 07:30 место 11 Плн
Билет Москва-Тула 01.06.22 07:30 место 8 Плн
Билет Москва-Тула 06.06.22 07:30 место 3 Плн
Билет Москва-Тула 06.06.22 07:30 место 4 Плн

Рисунок 7.1. Примеры наименований, встречавшихся лишь раз

Также внутри некоторых категорий мы рассматриваем возможность объединения в один товар всех наименований, относящихся к одной категории и проданных в одной кассе. Этот подход потенциально позволяет решить целый ряд проблем, однако потенциальные искажения индекса, связанные с неоднородностью товаров внутри категории, требуют дополнительного исследования.

Еще одной причиной сужения выборки являются фильтры. В настоящий момент они грубые и направлены в первую очередь на снижение волатильности индекса. С этой задачей они справляются достаточно эффективно, однако в отдельных случаях их применение может сильно сокращать исследуемые объемы. Мы планируем развивать их дальше, в частности, перед применением на уровне отдельных категорий мы хотим более подробно изучить свойства фильтра на товары по вкладу в волатильность. Как показывают наши эмпирические расчеты, этот фильтр может в некоторых случаях отсекал существенную часть объемов даже при отсечении небольшой доли процента товаров. Безусловно, существует риск, что отсеченные

товары в том числе могут нести какую-либо дополнительную информацию о динамике цен.

Наглядно работа этого фильтра показана на Рисунке 7.2, где изображены индексы для нескольких категорий товаров. При этом один построен без использования фильтра на волатильность, второй – с отсечением 0,1% товаров с максимальным вкладом по метрике, описанной в разделе 4. Можно заметить, что даже такое небольшое по количеству товаров отсечение в отдельных ситуациях может оказывать значимое влияние на индекс (как, например, в категории «Баранина»), однако для большинства категорий (например, категории «Джинсы» и «Лук репчатый») влияние все же не столь велико. Тем не менее на текущем этапе мы отказались от применения этого фильтра на уровне отдельных категорий и используем его только для построения общего индекса, ввиду того что большая часть работы по исключению из выборки неинформативных позиций для товаров, которые классифицированы, выполняется другими фильтрами, в том числе самым классификатором.

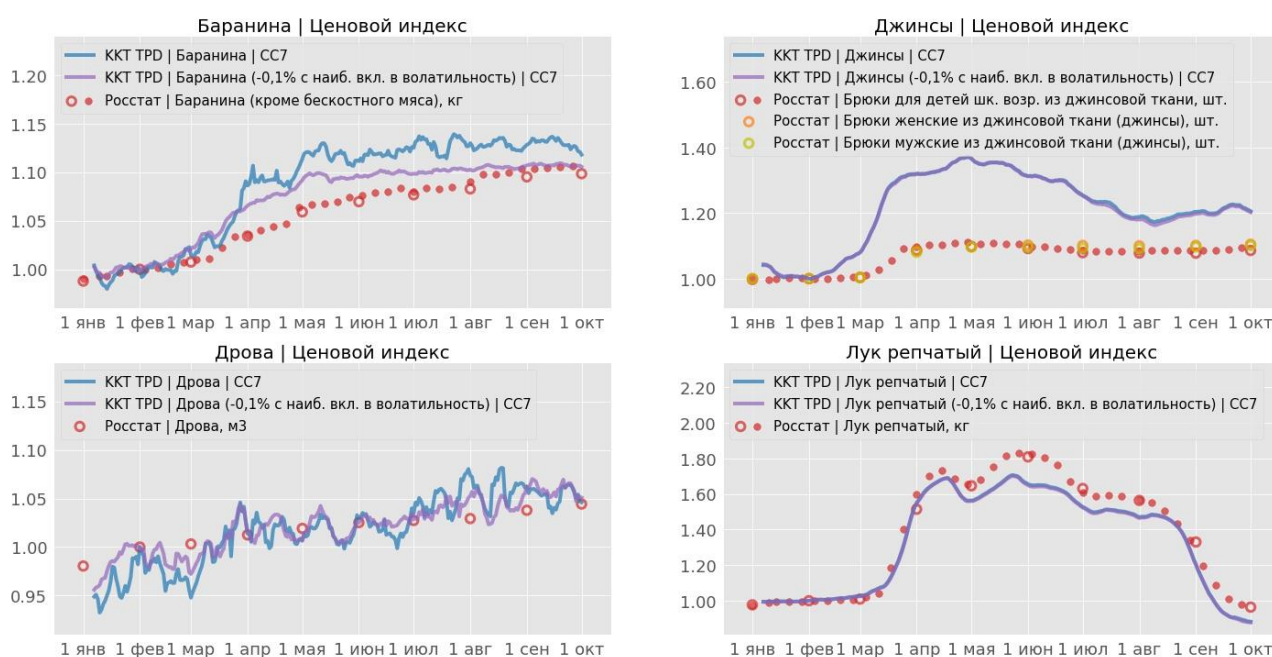


Рисунок 7.2. Индексы с учетом и без учета 0,1% товаров с наибольшим вкладом в волатильность

Стоит отметить, что классификация наименований имеет критическое значение для построения достоверных ценовых индексов, так как ошибки в классификации могут приводить к искажению данных и, как следствие, к некорректным выводам о динамике цен, как, например, в случае с сухофруктами и цукатами, описанном в подразделе 6.1. При этом точность классификации тесно связана с полнотой покрытия товаров (и, возможно, репрезентативностью выборки), частью которой приходится жертвовать для соблюдения «чистоты» товарных категорий. Для дополнительной демонстрации степени чувствительности ценовых индексов к набору

товаров, относимых к категориям, мы построили индексы для нескольких из них с использованием порога отсека и без него (Рисунок 7.3). Из графиков видно, что индексы для ряда категорий (как, например, для категории «Апельсины») могут достаточно сильно отличаться, в зависимости от наличия порога. Это подчеркивает важность дальнейшей работы над алгоритмом классификации, а также проработки баланса между точностью и полнотой покрытия.

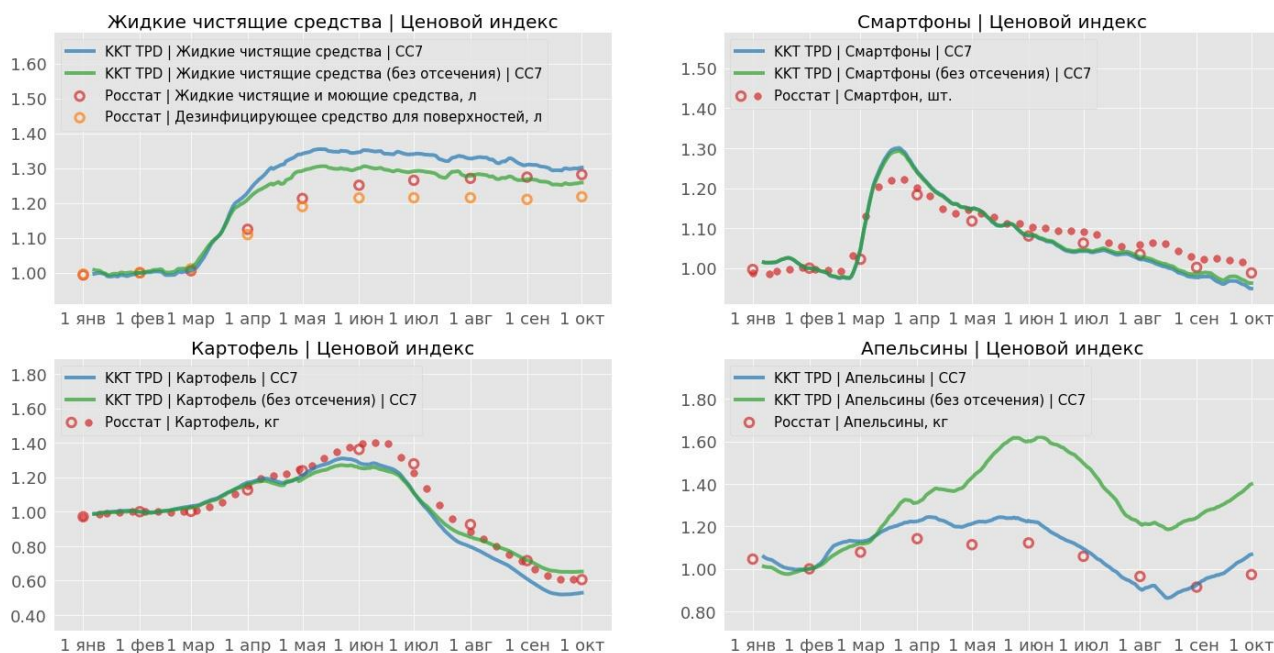


Рисунок 7.3. Индексы с учетом и без учета товаров, отсеянных порогами уверенности классификатора

Сам список категорий также требует доработки. В настоящий момент общий объем продаж, приходящийся на товары, отнесенные в одну из 215 исследуемых в настоящей работе категорий, составляет около 25% от всего объема в данных после применения порогов классификации (37% до применения порогов при классификации). Часть отсутствующего покрытия, безусловно, следствие несовершенства классификационного алгоритма и примененных фильтров. Однако большая часть – это товары и услуги, не входящие ни в одну из исследуемых в работе категорий (категория «Другое» на Рисунке 2.4). В настоящий момент мы продолжаем работать над расширением списка категорий.

Сглаживание динамики ценовых уровней отдельных товаров тоже является одним из направлений совершенствования методологии. В частности, мы экспериментируем с дополнительными фильтрами, которые направлены на отсекание аномальных наблюдений для конкретного товара. Мы дополнительно рассматриваем переход на расчет уровней цен другими методами, которые менее чувствительны к выбросам. Например, расчет с помощью взвешенного среднего геометрического или выбор самой популярной цены.

Регулярная смена ассортимента также является одной из особенностей, которая может исказить динамику индексов, построенных по нашей методологии. Особенно эта проблема проявляется в сегменте непродовольственных и сезонных товаров. Нередко магазины придерживаются стратегии ценообразования, когда сезонный товар (например, брендовая одежда) на старте продается по максимальной цене, а в конце жизненного цикла – по минимальной. В таком случае каждый индивидуальный товар почти никогда не дорожает в течение своего жизненного цикла, а индивидуальный ценовой индекс этого товара в какой-то момент опускается ниже единицы и остается в этой области до окончательного вывода товара из ассортимента. В итоге при некоторых стратегиях заполнения поля «Наименование» агрегированные индексы по таким товарным категориям могут быть сильно занижены.

Для демонстрации этого эффекта мы провели расчеты на искусственных данных. На Рисунке 7.4 представлены сгенерированные ценовые уровни набора товаров одного типа, которые сменяют друг друга с течением времени. Каждый из товаров сначала какое-то время продается по максимальной цене. Ближе к завершению жизненного цикла его цена снижается (далее – сниженная цена). В самом конце цена товара снижается еще сильнее для распродажи остатков (далее – ликвидационная цена).

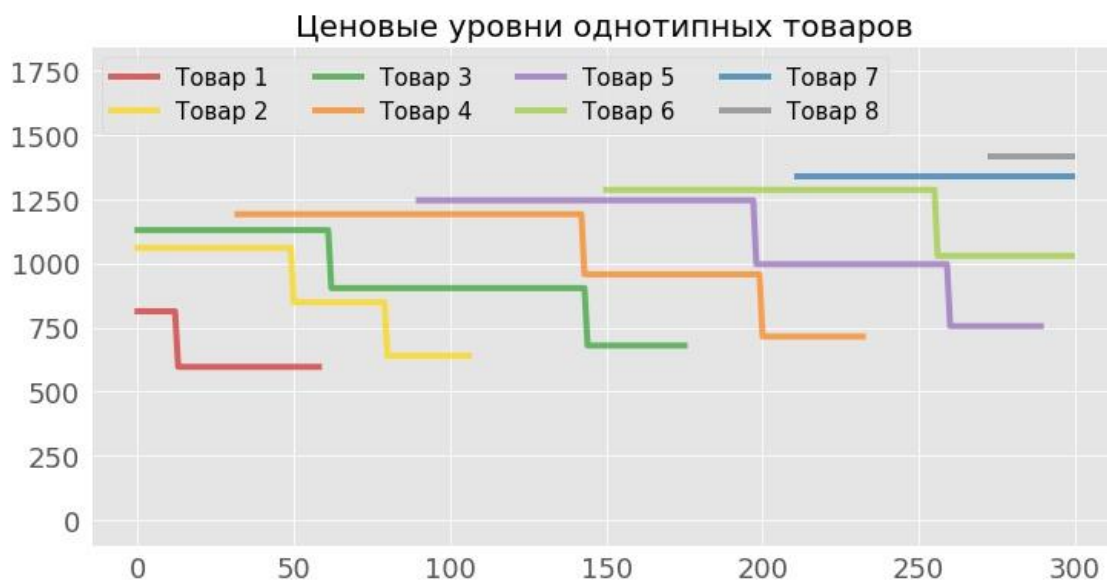


Рисунок 7.4. Искусственно сгенерированные ценовые уровни

При генерации цен мы ввели искусственный индекс, отвечающий общему приросту цен для этих товаров. Этот прирост составляет примерно 10% за 100 дней (такая величина была выбрана для наглядности иллюстраций). Также мы искусственно сгенерировали объемы продаж исходя из того, что основная масса продаж приходится на периоды максимальной и сниженной цены.

Далее мы рассмотрели три возможные стратегии заполнения поля «Наименование»:

- Наименование отражает лишь основные свойства товара без привязки к конкретной номенклатурной позиции. Например, «футболка мужская синяя»;
- Наименование отражает основные свойства товара без привязки к конкретной номенклатурной позиции и при этом указывает на то, что товар продан по скидке или акции. Например, «Акция!! футболка мужская синяя»;
- Наименование привязано к конкретному товару. Например, «Футболка мужская. арт. 293003. цв. синий. разм. т».

Ценовые уровни в привязке к наименованию и посчитанные индексы представлены на Рисунках 7.5–7.7. Для наглядности мы искусственно ввели и сами наименования.

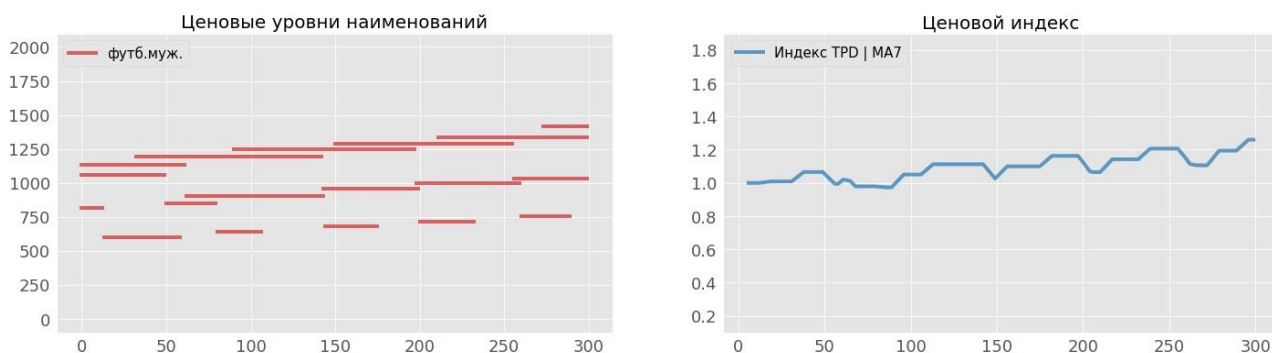


Рисунок 7.5. Наименование отражает основные свойства

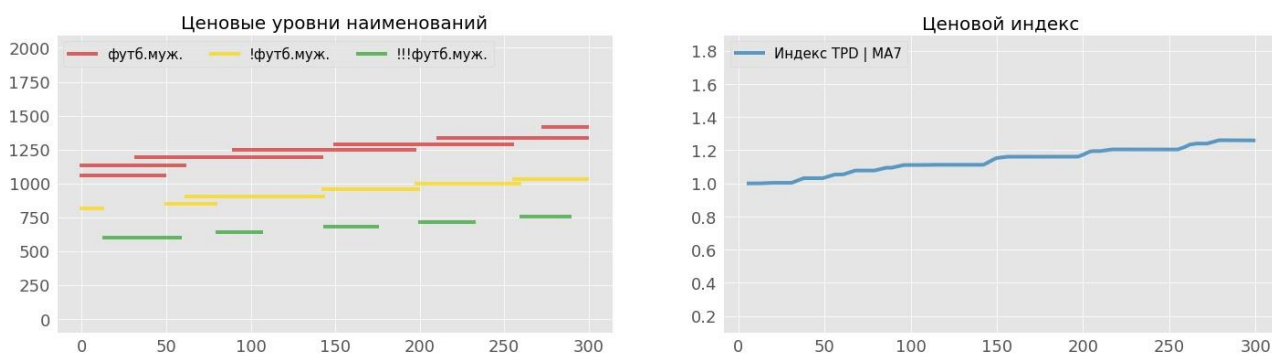


Рисунок 7.6. Наименование отражает скидку

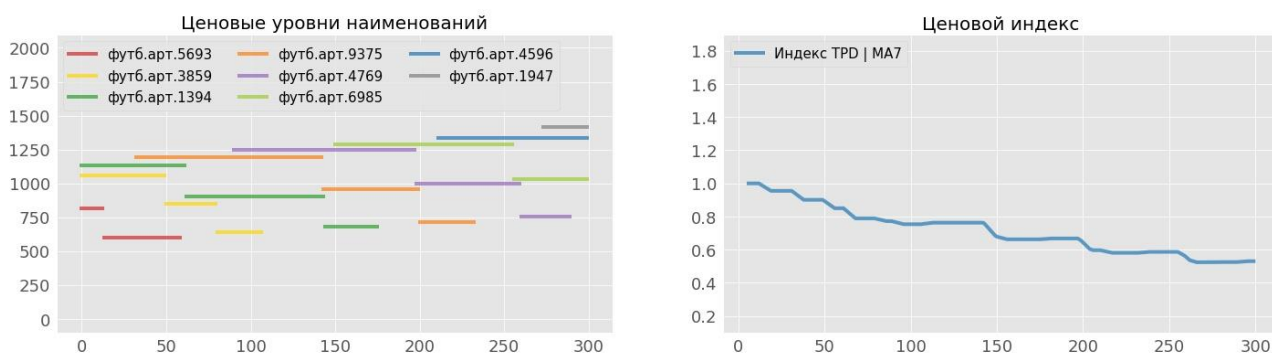


Рисунок 7.7. Наименование привязано к конкретному товару

Из рисунков видно, что в последнем случае индекс показывает снижение, несмотря на явно заложенный при генерации данных положительный прирост цен. Хотя на практике настолько вырожденные случаи встречаются не так часто, этот эффект все равно может оказывать понижающее воздействие на общий индекс и требует отдельной проработки.

Одним из потенциальных решений описанной проблемы является смена способа определения элементарного товара для категорий, где эта проблема проявляется. Например, как упоминалось ранее, одним товаром можно считать не одну комбинацию «наименование, касса», а все такие комбинации внутри кассы, где наименование относится к исследуемой категории. В таком случае товары, находящиеся в разных жизненных циклах, будут объединяться, что может частично нивелировать искажение.

Подводя итог, необходимо сказать, что мы еще в начале пути. Несмотря на весь потенциал использования данных ККТ для анализа ценовых процессов, перед нами стоит еще череда нерешенных методологических и технических задач.

8. Заключение

В настоящей работе мы представили методологию для построения ценовых индексов на основе российских данных ККТ. Несмотря на то, что еще не все методологические проблемы устранены и нам предстоит длинный путь по ее доработке, она уже сейчас позволяет получать индексы, которые отражают основные тенденции на потребительском рынке.

Мы надеемся, что предложенная методология и наши эксперименты станут основой для плодотворной научной дискуссии и послужат катализатором для развития аналитики на данных ККТ, которая потенциально позволит с минимальным лагом получать оперативные оценки состояния рынка потребительских товаров и услуг.

Список литературы

1. Australian Bureau of Statistics (2016). Making Greater Use of Transactions Data to Compile the Consumer Price Index. Information Paper.
2. Australian Bureau of Statistics (2017). An Implementation Plan to Maximise the Use of Transactions Data in the CPI. Information Paper.
3. Balk, B. M. (1996). A Comparison of Ten Methods for Multilateral International Price and Volume Comparison. *Journal of Official Statistics*, 12, 199-222.
4. Balk, B. M. (2001). Aggregation Methods in International Comparisons: What Have We Learned? ERIM Report, Erasmus Research Institute of Management, Erasmus University Rotterdam.
5. Białek, J., Beręsewicz, M. (2020). Scanner data in inflation measurement: From raw data to price indices.
6. Białek, J., Bobel, A. (2019). Comparison of price index methods for CPI measurement using scanner data. In the 16th Meeting of the Ottawa Group on Price Indices, Rio de Janeiro, Brazil.
7. Böttcher, I., Sergeev, S. (2014). Austrian Scanner Data Project—Report Multipurpose Consumer Price Statistics: The Use of Scanner Data. Paper presented at the UNECE/ILO Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices, Geneva, May 26–28.
8. Breton, R., Flower, T., Mayhew, M., Metcalfe, E., Milliken, M., Payne, C., Smith, T., Winton, J., Woods, A. (2016). Research indices using web scraped data: May 2016 update. Office for National Statistics, internal report, May 23, 2016.
9. Brillinger, D. R. (2001). *Time Series: Data Analysis and Theory*. Society for Industrial and Applied Mathematics.
10. Cavallo, A. (2018). Scraped data and sticky prices. *Review of Economics and Statistics*, 105-119.
11. Cavallo, A., de Haan, W. (2022). Nowcasting Inflation Using Online Prices. *Journal of Monetary Economics*, 123, 96-115.
12. Cavallo, A., Rigobon, R. (2016). The billion prices project: Using online prices for measurement and research. *Journal of Economic Perspectives*, 30(2), 151-178.
13. Caves, D. W., Christensen, L. R., Diewert, W. E. (1982). Multilateral comparisons of output, input, and productivity using superlative index numbers. *Economic Journal*, 92, 73-86.
14. Chessa, A. G. (2015). Towards a generic price index method for scanner data in the Dutch CPI. Report, Statistics Netherlands, CPI department.
15. Chessa, A. G. (2016). A new methodology for processing scanner data in the Dutch CPI. *Eurona*, 1/2016, 49-69.

16. Chessa, A., Verburg, J., Willenborg, L. (2017). A comparison of price index methods for scanner data.
17. Chessa, A., Griffioen, R. (2019). Comparing price indices of clothing and footwear for scanner data and web scraped data. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 49-68.
18. De Haan, J., Hendriks, R., Scholz, M. (2020). Price measurement using scanner data: Time-product dummy versus time dummy hedonic indexes. *Review of Income and Wealth*, 67.
19. De Haan, J., van der Grient, H. A. (2011). Eliminating chain drift in price indexes based on scanner data. *Journal of Econometrics*, 161, 36-46.
20. De Haan, J., Willenborg, L., Chessa, A. G. (2016). An overview of price index methods for scanner data. Paper presented at the Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices, May 2-4, 2016, Geneva, Switzerland.
21. Devlin, J., Chang, M., Lee, K., Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*. Association for Computational Linguistics, Minneapolis, Minnesota, 4171–4186. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
22. Diewert, E. W. (1999). Axiomatic and economic approaches to international comparisons. In A. Heston and R. E. Lipsey (Eds.), *International and Interarea Comparisons of Income, Output, and Prices, Studies in Income and Wealth*, Vol. 61, Chicago: University of Chicago Press, 13-87.
23. Diewert, E. W. (2021a). Basic Index Number Theory. In *Consumer Price Index Theory*.
24. Diewert, E. W. (2021b). The Axiomatic or Test Approach to Index Number Theory. In *Consumer Price Index Theory*.
25. Diewert, E. W. (2021c). Stochastic Approaches to Index Number Theory. In *Consumer Price Index Theory*.
26. Diewert, E. W. (2021d). The Economic Approach to Index Number Theory. In *Consumer Price Index Theory*.
27. Diewert, E. W. (2021e). Elementary Indexes. In *Consumer Price Index Theory*.
28. Diewert, E. W. (2021f). Scanner Data, Elementary Price Indexes and the Chain drift. In *Consumer Price Index Theory*.
29. Diewert, W. E., Fox, K. J. (2018). Substitution bias in multilateral methods for CPI construction using scanner data. *UNSW Business School Research Paper*, (2018-13).
30. Diewert, W. E., Inklaar, R. (2016). Measuring industry productivity and cross-country convergence. *Journal of Econometrics*, 191, 426-433.

31. Dumagan, J. (2002). Comparing the superlative Tornqvist and Fisher ideal indexes.
32. Elteto, O., Koves, P. (1964). On a problem of index number computation relating to international comparisons. (In Hungarian), *Statisztikai Szemle*, 42, 507-518.
33. Eurostat (2022). Guide on multilateral methods in the Harmonised Index on Consumer Prices (HICP).
34. Eurostat (2025). <https://ec.europa.eu/eurostat/web/hicp/quality>.
35. Geary, R. G. (1958). A note on comparisons of exchange rates and purchasing power between countries. *Journal of the Royal Statistical Society Series A*, 121, 97-99.
36. Gini, C. (1931). On the circular test of index numbers. *Metron*, 9(9), 3-24.
37. Griffioen, A. R., ten Bosch, O. (2016). On the use of internet data for the Dutch CPI. Paper presented at the UNECE ILO Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices, Geneva, Switzerland, May 2-4, 2016.
38. International Monetary Fund, International Labour Organization, Statistical Office of the European Union (Eurostat), United Nations Economic Commission for Europe, Organisation for Economic Co-operation and Development, The World Bank (2020). Consumer price index manual: Concepts and methods, Washington, DC.
39. Isakov, A., Latypov, R., Repin, A., Postolit, E., Evseev, A., Sinelnikova-Muryleva, E. (2021). Hard numbers: Open consumer price database. *Russian Journal of Money and Finance*, 80(1), 104–119.
40. Ivancic, L., Diewert, W. E., Fox, K. J. (2011). Scanner data, time aggregation, and the construction of price indexes. *Journal of Econometrics*, 161, 24-35.
41. Khamis, S. H. (1970). Properties and conditions for the existence of a new type of index number. *Sankhya B*, 32, 81-98.
42. Konüs, A.A. (1924). The Problem of the True Index of the Cost of Living. Translated in *Econometrica* 7, (1939), 10-29.
43. Krsinich, F. (2016). The FEWS Index: Fixed effects with a window splice. *Journal of Official Statistics*, 32, 375–404.
44. Lai G., Xie Q., Liu H., Yang Y., Hovy E. (2017). RACE: Large-scale ReAding Comprehension Dataset From Examinations. arXiv preprint arXiv:1704.04683
45. Mehrhoff, J. (2019). Towards a new paradigm for scanner data price indices: Applying big data techniques to big data. In Paper presented at the 16th Meeting of the Ottawa Group on Price Indices, Rio de Janeiro, Brazil.
46. Prabhu, S., Mohamed, M., Misra, H. (2021). Multi-class text classification using BERT-based active learning. arXiv:2104.14289.
47. Rajpurkar P., Jia R., Liang P. (2018). Know what you don't know: Unanswerable questions for SQuAD. In Association for Computational Linguistics
48. Rao, D. P. (2005). On the equivalence of weighted country-product-dummy (CPD) method and the Rao-system for multilateral price comparisons. *Review of Income and Wealth*, 51(4), 571-580.

49. Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., Wolf, T. (2020). DistilBERT, a distilled version of BERT: Smaller, faster, cheaper, and lighter. arXiv:1910.01108.
50. Szulc, B. J. (1964). Indices for multiregional comparisons. (In Polish), *Przegląd Statystyczny*, 3, 239-254.
51. von Auer, L. (2019). The nature of chain drift. In Paper presented at the 17th Meeting of the Ottawa Group on Price Indices, May 8–10, 2019, Rio de Janeiro, Brazil.
52. Wang, A., Singh, A., Michael, J., Hill, F., Levy, O., Bowman, S. (2018). GLUE: A multi-task benchmark and analysis platform for natural language understanding. In *Empirical Methods in Natural Language Processing*.
53. Webster, M., Tarnow-Mordi, R. C. (2019). Decomposing multilateral price indexes into the contribution of individual commodities. *Journal of Official Statistics*, 2, 461–486.
54. Willenborg, L. (2017a). From GEKS to cycle method. Discussion Paper, Statistics Netherlands.
55. Willenborg, L. (2017b). Transitivity of elementary price indexes for internet data using the cycle method. Discussion Paper, Statistics Netherlands.
56. Yinhan, L. M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., Stoyanov, V. (2019). RoBERTa: A robustly optimized BERT pretraining approach. *Computing Research Repository*, arXiv:1907.11692. <https://arxiv.org/pdf/1907.11692.pdf> version 1.
57. Zhang, L.-C., Johansen, I., Nyagaard, R. (2019). Tests for price indices in a dynamic item universe. *Journal of Official Statistics*, 35(3), 683–697.
58. Алдохин, Д., Милютин, П. (2024). Индекс цен на основе данных онлайн-чеков. *Эконс*.
59. Гришина, Т., Долгов, Д., Мамедли, М., Милютин, П., Поршаков, А., Селезнев, С. (2021). Построение индексов цен на основе данных контрольно-кассовой техники: ключевые вопросы и вызовы. Аналитическая записка.
60. Росстат (2021). Приказ Росстата от 15.12.2021 N 915 (ред. от 22.07.2022) "Об утверждении Официальной статистической методологии наблюдения за потребительскими ценами на товары и услуги и расчета индексов потребительских цен".
61. Росстат (2024). Приказ Росстата от 19.12.2024 N 657 «Об утверждении наборов потребительских товаров и услуг и перечня базовых городов Российской Федерации для наблюдения за ценами и тарифами»
62. Росстат (2025). https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/harakteristiki_2023-2025.xlsx.

Приложение 1. Актуальный список товарных категорий

№	Группа	Категория	Смежные категории Росстата	Коды категорий Росстата
1	Мясопродукты	Баранина	Баранина (кроме бескостного мяса), кг	116
2	Мясопродукты	Говядина	Говядина (кроме бескостного мяса), кг	111
			Говядина бескостная, кг	112
3	Мясопродукты	Колбаса	Колбаса вареная, кг	201
			Колбаса полукопченая и варено-копченая, кг	204
			Колбаса сырокопченая, кг	205
4	Мясопродукты	Мясо птицы	Куры охлажденные и мороженые, кг	114
			Окорочка куриные, кг	115
			Мясо индейки, кг	119
			Кулинарные изделия из птицы, кг	209
5	Мясопродукты	Мясной фарш	Фарш мясной, кг	105
6	Мясопродукты	Мясные консервы	Консервы мясные для детского питания, кг	302
			Консервы мясные, кг	303
7	Мясопродукты	Мясокопчености	Мясокопчености, кг	208
8	Мясопродукты	Пельмени, равиоли	Пельмени, манты, равиоли, кг	106
9	Мясопродукты	Свинина	Свинина (кроме бескостного мяса), кг	113
			Свинина бескостная, кг	117
10	Мясопродукты	Сосиски, сардельки	Сосиски, сардельки, кг	202
11	Рыбопродукты	Рыба	Рыба живая и охлажденная, кг	401
			Рыба охлажденная и мороженая разделанная лососевых пород, кг	403
			Филе рыбное, кг	404
			Рыба мороженая разделанная (кроме лососевых пород), кг	409

			Рыба мороженая неразделанная, кг	411
			Филе сельди соленое, кг	502
12	Рыбопродукты	Креветки, кальмары	Креветки мороженые неразделанные, кг	414
			Кальмары мороженые, кг	415
13	Рыбопродукты	Икра	Икра лососевых рыб, отечественная, кг	412
14	Рыбопродукты	Рыбные консервы	Консервы рыбные натуральные и с добавлением масла, кг	604
			Консервы рыбные в томатном соусе, кг	605
15	Рыбопродукты	Соленая рыба	Рыба соленая, маринованная, копченая, кг	405
			Соленые и копченые деликатесные продукты из рыбы, кг	413
			Сельдь соленая, кг	501
16	Молочная продукция	Глазированные сырки	Сырки творожные, глазированные шоколадом, кг	1126
17	Молочная продукция	Йогурты	Йогурт, кг	1125
18	Молочная продукция	Кисломолочные продукты	Кисломолочные продукты, кг	1103
19	Молочная продукция	Молоко	Молоко питьевое цельное пастеризованное 2,5- 3,2% жирности, л	1111
			Молоко питьевое цельное стерилизованное 2,5- 3,2% жирности, л	1112
20	Молочная продукция	Сгущенное молоко	Молоко сгущенное с сахаром, кг	1127
21	Молочная продукция	Сливки	Сливки питьевые, л	1116
22	Молочная продукция	Сметана	Сметана, кг	1102
23	Молочная продукция	Творог	Творог, кг	1124
24	Масло и жиры	Маргарин	Маргарин, кг	1001
25	Масло и жиры	Оливковое масло	Масло оливковое, л	802
26	Масло и жиры	Подсолнечное масло	Масло подсолнечное, л	803

27	Масло и жиры	Сливочное масло	Масло сливочное, кг	701
28	Сыр	Плавленные сыры	Сыры плавленные, кг	1202
29	Сыр	Сыр	Национальные сыры и брынза, кг	1203
30	Яйца	Яйца	Яйца куриные, 10 шт.	1501
31	Сахар	Сахар	Сахар-песок, кг	1601
32	Соусы	Кетчуп	Кетчуп, кг	1305
33	Соусы	Майонез	Майонез, кг	2001
34	Соусы	Приправы, специи	-	-
35	Соусы	Соль	Соль поваренная пищевая, кг	2002
36	Соусы	Черный перец	Перец черный (горошек), кг	2004
37	Варенье, мед	Варенье, джем, повидло	Варенье, джем, повидло, кг	1801
38	Варенье, мед	Мед	Мёд пчелиный натуральный, кг	1802
39	Крупяные изделия и мука	Крупы	Рис шлифованный, кг	2301
			Крупа манная, кг	2302
			Пшено, кг	2303
			Крупа гречневая-ядрица, кг	2307
			Крупы овсяная и перловая, кг	2308
40	Крупяные изделия и мука	Мука, смеси для выпечки	Мука пшеничная, кг	2101
41	Хлебобулочные изделия	Баранки, сушки	Бараночные изделия, кг	2205
42	Хлебобулочные изделия	Булочки	Булочные изделия сдобные из муки высшего сорта штучные, кг	2204
43	Хлебобулочные изделия	Хлеб пшеничный	Хлеб и булочные изделия из пшеничной муки различных сортов, кг	2207
44	Хлебобулочные изделия	Хлеб ржаной	Хлеб из ржаной муки и из смеси муки ржаной и пшеничной, кг	2201
45	Макаронные изделия	Макароны	Вермишель, кг	2401
			Макаронные изделия из пшеничной муки высшего сорта, кг	2403
46	Макаронные изделия	Супы быстрого приготовления	Сухие супы в пакетах, кг	2007

47	Каши, хлопья	Каши	Овсяные хлопья "Геркулес", кг	2309
48	Каши, хлопья	Сухие завтраки, мюсли	Хлопья из злаков (сухие завтраки), кг	2206
49	Кондитерские изделия	Вафли, пряники, печенье	Печенье, кг	1701
			Пряники, кг	1702
50	Кондитерские изделия	Жевательная резинка	Жевательная резинка, упаковка	1717
51	Кондитерские изделия	Кексы, рулеты	Кексы, рулеты, кг	1715
52	Кондитерские изделия	Конфеты	Карамель, кг	1711
			Конфеты мягкие, глазированные шоколадом, кг	1712
			Конфеты шоколадные натуральные и с добавками, кг	1718
53	Кондитерские изделия	Мармелад, зефир, пастила	Зефир, пастила, кг	1707
54	Кондитерские изделия	Мороженое	Мороженое сливочное, кг	3403
55	Кондитерские изделия	Торты	Торты, кг	1716
56	Кондитерские изделия	Шоколад	Шоколад, кг	1714
57	Фруктоовощная продукция	Апельсины	Апельсины, кг	2703
58	Фруктоовощная продукция	Бананы	Бананы, кг	2711
59	Фруктоовощная продукция	Бобовые	Горох и фасоль, кг	2306
60	Фруктоовощная продукция	Виноград	Виноград, кг	2704
61	Фруктоовощная продукция	Груши	Груши, кг	2702
62	Фруктоовощная продукция	Замороженные овощи и грибы	Овощи замороженные, кг	2631
63	Фруктоовощная продукция	Капуста	Капуста белокочанная свежая, кг	2601
64	Фруктоовощная продукция	Картофель	Картофель, кг	2501
65	Фруктоовощная продукция	Лимоны	Лимоны, кг	2705
66	Фруктоовощная продукция	Лук репчатый	Лук репчатый, кг	2603

67	Плодоовощная продукция	Морковь	Морковь, кг	2605
68	Плодоовощная продукция	Овощные консервы	Овощи натуральные консервированные, маринованные, кг	1302
			Консервы овощные для детского питания, кг	1303
			Консервы томатные, кг	1304
69	Плодоовощная продукция	Огурцы	Огурцы свежие, кг	2621
70	Плодоовощная продукция	Помидоры	Помидоры свежие, кг	2623
71	Плодоовощная продукция	Свекла	Свёкла столовая, кг	2604
72	Плодоовощная продукция	Сухофрукты, цукаты	Сухофрукты, кг	2706
73	Плодоовощная продукция	Фруктово-ягодные консервы	Консервы фруктово-ягодные для детского питания, кг	1402
74	Плодоовощная продукция	Чеснок	Чеснок, кг	2611
75	Плодоовощная продукция	Яблоки	Яблоки, кг	2701
76	Чай, кофе	Какао	Какао, кг	1708
77	Чай, кофе	Кофе	Кофе натуральный растворимый, кг	1902
			Кофе натуральный в зернах и молотый, кг	1904
78	Чай, кофе	Чай зеленый	Чай зеленый, кг	1906
79	Чай, кофе	Чай черный	Чай черный байховый, кг	1903
			Чай черный байховый пакетированный, 25 пакетиков	1905
80	Вода	Питьевая вода	Вода минеральная и питьевая, л	3303
81	Алкогольные напитки	Вино	Вино виноградное крепленое крепостью до 20% об.спирта, л	2902

			Вино виноградное столовое (сухое, полусухое, полусладкое) крепостью до 14% об.спирта и содержанием до 8% сахара, л	2903
			Вино игристое отечественное, л	3102
82	Алкогольные напитки	Водка	Водка крепостью 40% об.спирта и выше, л	2811
83	Алкогольные напитки	Коньяк	Коньяк ординарный отечественный, л	3002
84	Алкогольные напитки	Пиво	Пиво, л	3203
85	Безалкогольные напитки	Безалкогольные газированные напитки	Напитки газированные, л	3305
86	Безалкогольные напитки	Соки	Соки фруктовые, л	1401
87	Детское питание	Детские смеси	Смеси сухие молочные для детского питания, кг	1123
88	Услуги общественного питания	Готовый кофе	Кофе в организациях быстрого обслуживания, 200 г	3602
89	Услуги общественного питания	Обед в столовой (полный чек)	Обед в столовой, кафе, закусочной (кроме столовой в организации), на 1 человека	3606
90	Услуги общественного питания	Сэндвичи, бургеры, хот-доги	Продукция предприятий общественного питания быстрого обслуживания (сэндвич типа "Гамбургер"), шт.	3608
91	Хозяйственные товары	Бумажные салфетки	Бумажные столовые салфетки, упаковка 100 шт.	6506
92	Хозяйственные товары	Влажные салфетки	Салфетки влажные, упаковка 20 шт.	6505
93	Хозяйственные товары	Жидкие чистящие средства	Жидкие чистящие и моющие средства, л	5102

			Дезинфицирующее средство для поверхностей, л	5103
94	Хозяйственные товары	Стиральный порошок	Порошок стиральный, кг	5101
95	Гигиенические товары	Антиперспиранты, дезодоранты	Дезодорант, 50 мл	5323
96	Гигиенические товары	Бритвы, станки	Бритвенные станки одноразовые, шт.	5408
97	Гигиенические товары	Гели для душа	Гель для душа, 250 мл	5320
98	Гигиенические товары	Зубная паста	Паста зубная, 100 г (100 мл)	5313
99	Гигиенические товары	Зубные щетки	Щетка зубная, шт.	5406
100	Гигиенические товары	Крема для тела	Крем для лица, 100 г (100 мл)	5311
			Крем для рук, 100 г (100 мл)	5312
101	Гигиенические товары	Мыло	Мыло хозяйственное, 200 г	5001
			Мыло туалетное, 100 г	5201
102	Гигиенические товары	Прокладки, тампоны	Прокладки женские гигиенические, 10 шт.	6508
103	Гигиенические товары	Средства для бритья	Пена для бритья, 200 мл	5321
104	Гигиенические товары	Туалетная бумага	Бумага туалетная, рулон	6502
105	Гигиенические товары	Шампуни	Шампунь, 250 мл	5303
106	Парфюмерные и косметические товары	Краски для волос	Краска для волос, шт.	5319
107	Парфюмерные и косметические товары	Макияж глаз	Тушь для ресниц, шт.	5318
108	Парфюмерные и косметические товары	Парфюм	Туалетная вода, 100 мл	5309
109	Одежда	Брюки, штаны	Брюки мужские из полушерстяных или смесовых тканей, шт.	4116
			Брюки женские из полушерстяных или смесовых тканей, шт.	4125

			Брюки для детей школьного возраста из полушерстяных тканей, шт.	4154
110	Одежда	Головные уборы	Трикотажный головной убор мужской, шт.	4410
			Трикотажный головной убор женский, шт.	4411
111	Одежда	Детские трусы	Трусы детские, шт.	4505
112	Одежда	Джемперы, толстовки	Джемпер для детей школьного возраста, шт.	4402
			Джемпер мужской, шт.	4408
			Джемпер женский, шт.	4409
113	Одежда	Джинсы	Брюки мужские из джинсовой ткани (джинсы), шт.	4117
			Брюки для детей школьного возраста из джинсовой ткани, шт.	4155
			Брюки женские из джинсовой ткани (джинсы), шт.	4166
114	Одежда	Женское нижнее белье	Сорочка ночная женская, шт.	4141
			Трусы женские, шт.	4504
			Бюстгальтер, шт.	5401
115	Одежда	Колготки	Колготки женские эластичные, шт.	4601
			Колготки детские, шт.	4605
116	Одежда	Комбинезоны	Комбинезон (костюм) утепленный для детей дошкольного возраста, шт.	4173
			Комбинезон утепленный для детей до одного года, шт.	4188

117	Одежда	Куртки, пальто	Куртка мужская с верхом из плащевых тканей утепленная, шт.	4113
			Куртка мужская без утеплителя (ветровка), шт.	4128
			Куртка женская без утеплителя (ветровка), шт.	4129
			Пальто (полупальто) женское с верхом из плащевых тканей, шт.	4133
			Куртка для детей школьного возраста с верхом из плащевых тканей утепленная, шт.	4153
			Куртка для детей дошкольного возраста с верхом из плащевых тканей утепленная, шт.	4180
118	Одежда	Мужские трусы	Трусы мужские из хлопчатобумажного трикотажного полотна, шт.	4501
119	Одежда	Носки, чулки	Носки мужские, пара	4603
			Носки, гольфы детские, пара	4604
			Носки, гольфы женские, пара	4608
120	Одежда	Одежда для новорожденных	Пеленки для новорожденных, шт.	4176
			Ползунки из хлопчатобумажного трикотажного полотна, шт.	4177
			Белье для новорожденных и детей ясельного возраста, шт.	4181
121	Одежда	Перчатки, варежки	Перчатки трикотажные женские, пара	4414

			Варежки (перчатки) детские, пара	4415
			Перчатки из натуральной кожи, пара	5412
122	Одежда	Пиджаки, жакеты, жилеты	Пиджак, жакет женский из шерстяных, полушерстяных или смесовых тканей, шт.	4126
123	Одежда	Платья	Платье (платье-костюм) женское из хлопчатобумажных или смесовых тканей, шт.	4148
			Платье (платье-костюм, сарафан) для девочек школьного возраста из полушерстяных, смесовых тканей, шт.	4157
			Платье (сарафан) летнее для девочек дошкольного возраста, шт.	4174
124	Одежда	Рубашки	Сорочка верхняя мужская из хлопчатобумажных или смесовых тканей, шт.	4118
			Блузка женская, шт.	4145
			Блузка для девочек школьного возраста, шт.	4158
			Сорочка верхняя для мальчиков школьного возраста, шт.	4161
125	Одежда	Спортивные костюмы	Костюм спортивный для взрослых, шт.	4403
			Костюм спортивный для детей школьного возраста, шт.	4404
126	Одежда	Футболки, поло	Майка, футболка мужская бельевая, шт.	4502

			Футболка детская, шт.	4503
			Майка, футболка женская бельевая, шт.	4508
127	Одежда	Халаты	Халат женский, шт.	4147
128	Одежда	Шарфы	Шарф для взрослых, шт.	4418
129	Одежда	Юбки	Юбка женская из полушерстяных или смесовых тканей, шт.	4139
			Юбка для девочек школьного возраста из полушерстяных тканей, шт.	4163
130	Обувь	Легкая обувь	Туфли женские закрытые, пара	4732
			Туфли женские летние, босоножки, пара	4733
			Туфли детские летние (сандалеты), пара	4738
			Обувь домашняя с текстильным верхом для взрослых, пара	4747
			Обувь домашняя с текстильным верхом для детей, пара	4748
131	Обувь	Плотная обувь	Сапоги женские зимние с верхом из натуральной кожи, пара	4712
			Сапоги женские осенние с верхом из натуральной кожи, пара	4713
			Сапоги, ботинки для детей школьного возраста зимние с верхом из натуральной кожи, пара	4731
			Ботинки, полуботинки для детей дошкольного возраста, пара	4735

			Ботинки, полуботинки для детей школьного возраста, пара	4746
			Сапоги, ботинки мужские зимние с верхом из натуральной кожи, пара	4751
			Полуботинки, туфли мужские с верхом из натуральной кожи, пара	4752
			Сапоги цельнорезиновые для взрослых, пара	4803
132	Обувь	Кроссовки	Кроссовые туфли для детей, пара	4744
			Кроссовые туфли для взрослых, пара	4773
133	Сумки и аксессуары	Сумки	Сумка женская, шт.	5420
134	Сумки и аксессуары	Рюкзаки	Ранец, рюкзак для школьников, шт.	5403
			Рюкзак для взрослых, шт.	5416
135	Сумки и аксессуары	Зонты	Зонт, шт.	5405
136	Сумки и аксессуары	Ремни	Ремень мужской, шт.	5410
137	Тканые изделия	Ковры	Ковер, ковровое покрытие (палас) синтетический, м2	5903
138	Тканые изделия	Одеяла	Одеяло стеганое, шт.	4194
139	Тканые изделия	Полотенца	Полотенце личное, шт.	4052
			Полотенце кухонное, шт.	4056
140	Тканые изделия	Постельное белье	Комплект постельного белья полутораспальный из хлопчатобумажной ткани, комплект	4195
141	Тканые изделия	Швейные нитки	Нитки швейные, катушка	5501
142	Мебель	Матрасы	Матрас детский, шт.	5810
			Матрас для взрослых, шт.	5825

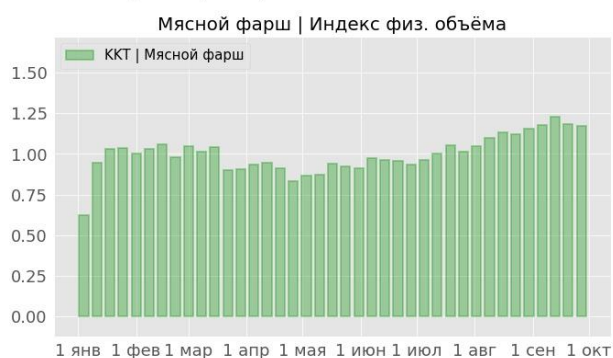
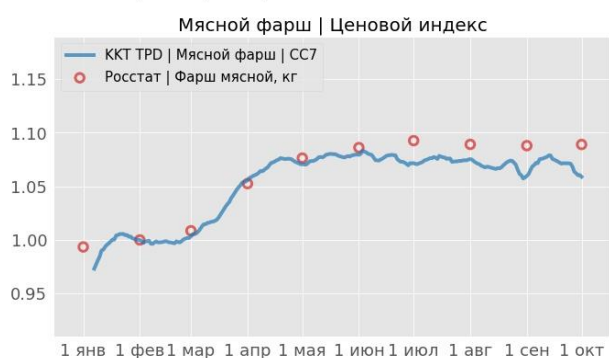
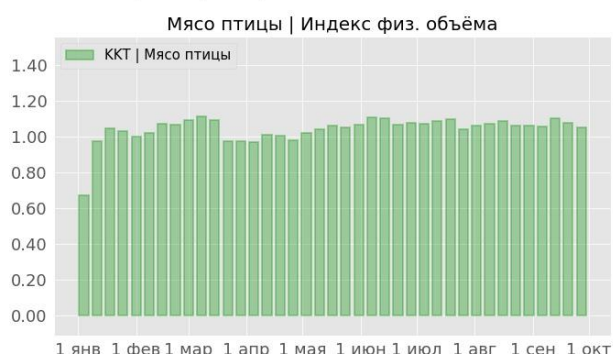
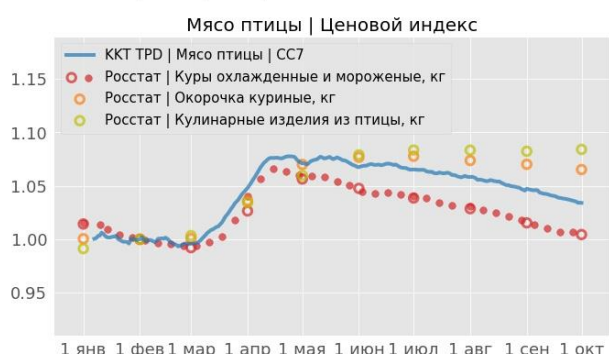
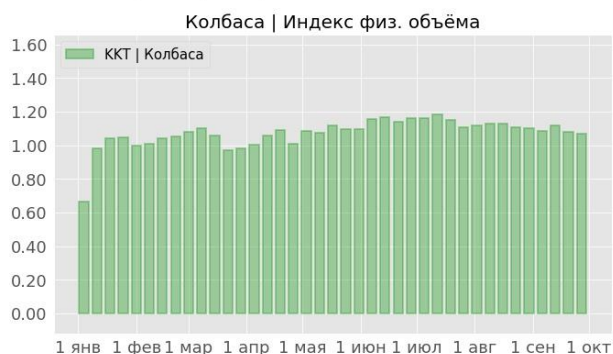
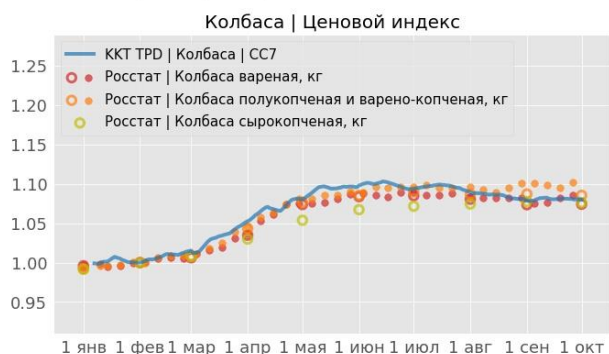
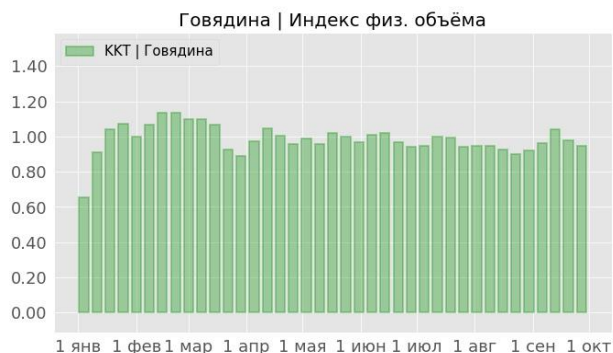
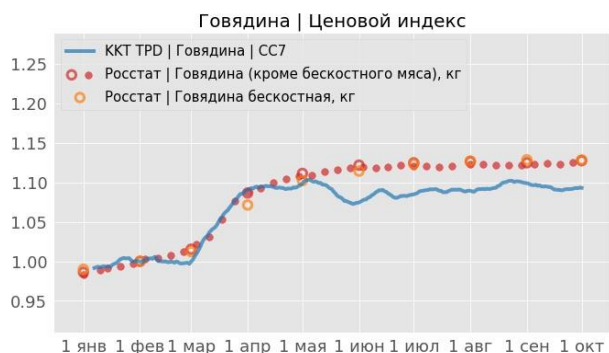
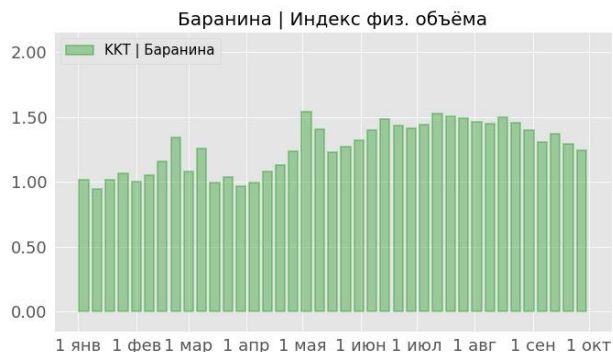
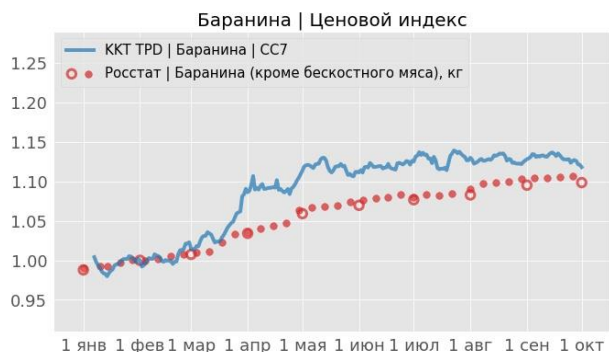
143	Мебель	Мойки	Мойка из нержавеющей стали для кухни, шт.	7423
144	Мебель	Мягкая мебель	Диван-кровать, шт.	5811
			Кресло мягкое, шт.	5824
145	Мебель	Подушки	Подушка, шт.	4199
146	Мебель	Стол	Стол обеденный, шт.	5803
			Стол рабочий кухонный, шт.	5821
147	Мебель	Стулья, кресла, табуреты	Стул с мягким сиденьем, шт.	5817
			Табурет для кухни, шт.	5822
148	Мебель	Шкафы, стеллажи	Шкаф для платья и белья, шт.	5802
			Набор корпусной мебели, комплект	5812
			Шкаф-вешалка для прихожей, шт.	5818
149	Посуда	Кастрюли	Кастрюля из эмалированной или нержавеющей стали, шт.	6002
150	Посуда	Кружки, чашки, бокалы	Рюмка, фужер из простого стекла, шт.	6103
			Кружка, чашка чайная с блюдцем, шт.	6202
151	Посуда	Сковороды	Сковорода с антипригарным покрытием, шт.	6009
152	Посуда	Столловые приборы	Комплект столовых приборов из нержавеющей стали, комплект на 1 человека	6007
153	Посуда	Тарелки, салатницы, миски	Тарелка обеденная мелкая или глубокая, шт.	6201
154	Бытовая техника	Блендеры, миксеры	Миксер, блендер, шт.	6426
155	Бытовая техника	Микроволновые печи	Печь микроволновая, шт.	6423
156	Бытовая техника	Пылесосы	Электропылесос напольный, шт.	6413
157	Бытовая техника	Стиральные машины	Машина стиральная автоматическая, шт.	6428

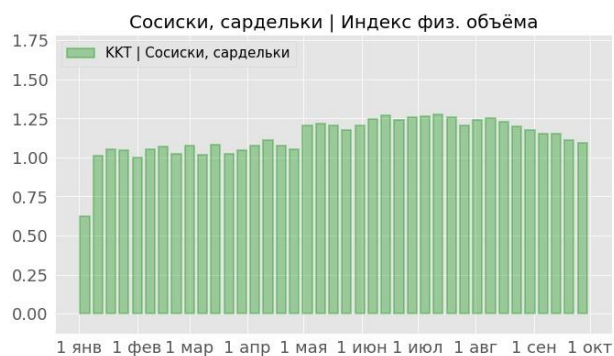
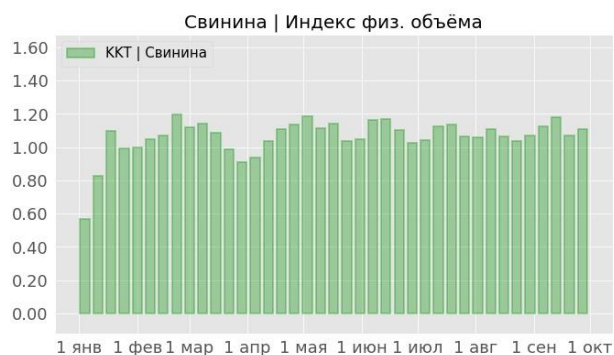
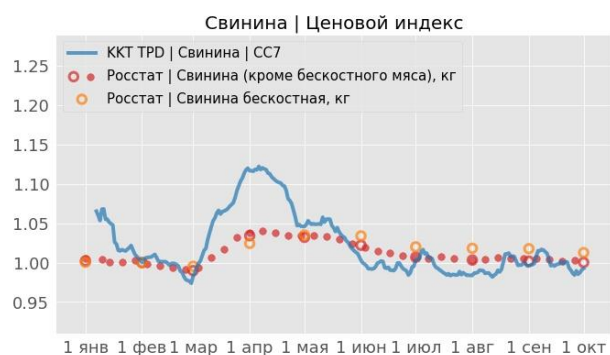
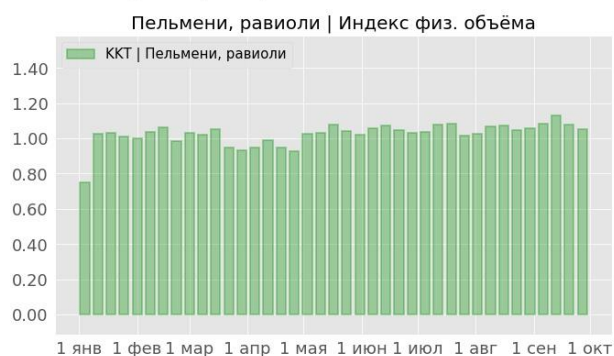
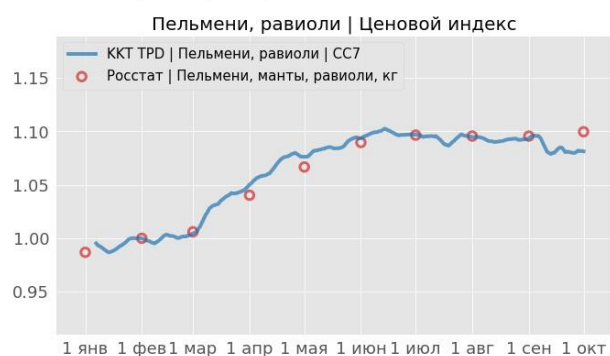
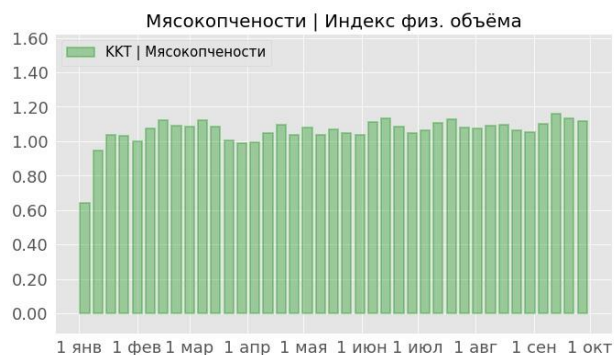
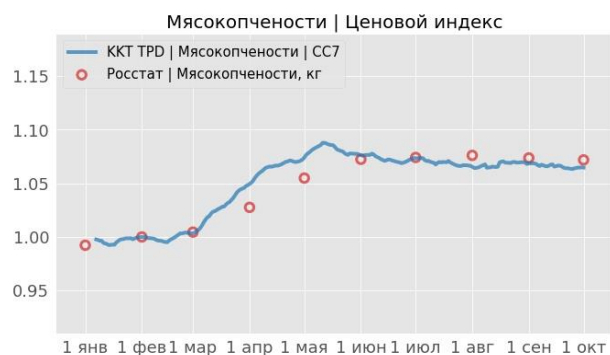
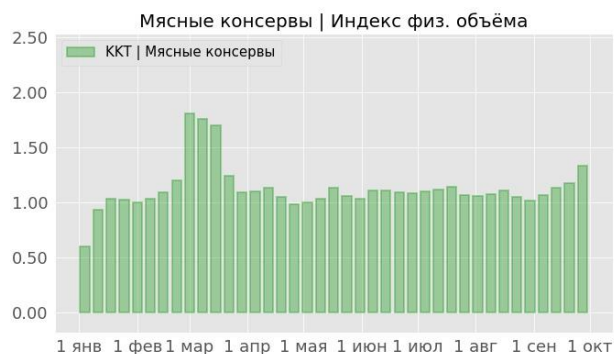
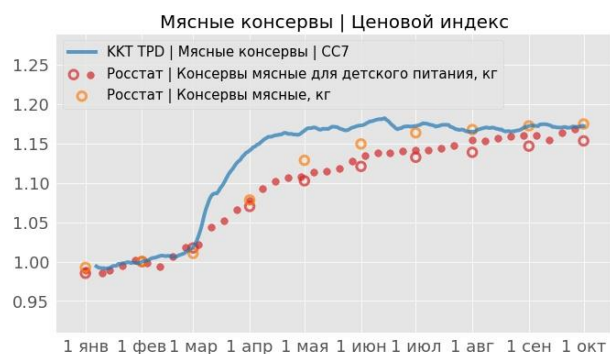
158	Бытовая техника	Утюги	Электроутюг с терморегулятором, пароувлажнителем, шт.	6404
159	Бытовая техника	Холодильники, морозильники	Холодильник двухкамерный, емкостью 250-360 л, шт.	6429
160	Бытовая техника	Чайники	Чайник стальной эмалированный, шт.	6008
161	Бытовая техника	Электрические плиты	Плита бытовая, шт.	6424
162	Бытовая техника	Электробритвы, триммеры	Триммер, шт.	6442
163	Бытовая техника	Электрочайники, термopotы	Электрочайник, шт.	6425
164	Электроника	Батарейки	Батарейки электрические типа АА, шт.	6427
165	Электроника	Кнопочные телефоны	-	-
166	Электроника	Мониторы, дисплеи	Монитор для настольного компьютера, шт.	7031
167	Электроника	Моноблоки	Моноблок, шт.	7035
168	Электроника	Ноутбуки	Компьютер персональный переносной (ноутбук), шт.	7032
169	Электроника	Планшеты	Компьютер планшетный, шт.	7033
170	Электроника	Смартфоны	Смартфон, шт.	7104
171	Электроника	Стационарные телефоны	Телефонный аппарат стационарный, шт.	7103
172	Электроника	Телевизоры	Телевизор, шт.	7007
173	Электроника	Умные часы, браслеты	-	-
174	Электроника	Флешки, карты памяти	Флеш-накопитель USB, шт.	7022
175	Инструменты	Дрели, шуруповерты, перфораторы	Дрель электрическая, шт.	6441
176	Инструменты	Лопаты	Лопата садовая, шт.	8303
177	Часы	Будильники	Часы будильник, шт.	6302
178	Часы	Наручные часы	Часы наручные, шт.	6305
179	Строительные материалы	Краски, эмали, колеры, лаки	Краски масляные, эмали, кг	7415

180	Строительные материалы	Обои	Обои виниловые, 10 м	7425
181	Строительные материалы	Плитка	Плитка керамическая, облицовочная для внутренних работ, м2	7426
182	Канцелярские товары	Альбомы, блокноты	Альбом для рисования, шт.	6601
183	Канцелярские товары	Простые карандаши	Карандаш чернографитный, шт.	6603
184	Канцелярские товары	Ручки	Авторучка шариковая, шт.	6606
185	Канцелярские товары	Тетради	Тетрадь школьная, шт.	6501
186	Канцелярские товары	Фломастеры	Набор фломастеров, набор	6604
187	Канцелярские товары	Фотокамеры, видеокамеры	Фотоаппарат, шт.	7305
188	Печатные изделия	Газеты и журналы	Газета в розницу, шт.	6710
189	Печатные изделия	Учебники	Учебник, учебное пособие, дидактический материал для общеобразовательной школы, шт.	6708
190	Печатные изделия	Книги	Книга детективно-приключенческого жанра, шт.	6707
191	Медицинские товары	Бинты	Бинт, шт.	8101
192	Медицинские товары	Витамины	Поливитамины, 10 шт.	8029
193	Медицинские товары	Маски медицинские	Санитарно-гигиеническая маска (медицинская), шт.	8015
194	Медицинские товары	Медицинские очки	Корректирующие очки, шт.	8009
195	Медицинские товары	Медицинские термометры	Термометр медицинский электронный стандартный, шт.	8013
196	Осветительные приборы	Лампочки	Лампа электрическая осветительная, шт.	6416
			Лампа энергосберегающая, шт.	6431
			Лампа светодиодная, шт.	6434

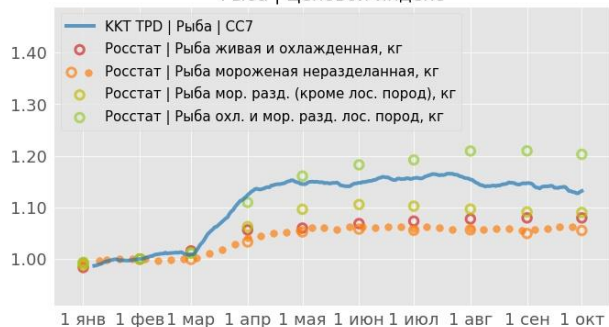
197	Осветительные приборы	Люстры, бра, торшеры	Светильник потолочный, шт.	6418
198	Спортивные товары	Мячи	Мяч футбольный, шт.	7351
199	Товары для животных	Корм для домашних животных	Сухие корма для домашних животных, кг	8311
200	Товары для садоводства	Земля для растений	Земля для растений, л	8302
201	Товары для садоводства	Свежие цветы	Свежесрезанные цветы, шт.	8301
202	Топливо моторное	Бензин АИ-92	Бензин автомобильный марки АИ-92, л	7802
203	Топливо моторное	Бензин АИ-95	Бензин автомобильный марки АИ-95, л	7803
204	Топливо моторное	Дизельное топливо	Дизельное топливо, л	7804
205	Автотовары	Автомобильные шины	Шины для легкового автомобиля, шт.	7705
206	Топливо	Дрова	Дрова, м3	8203
207	Топливо	Спички	Спички, коробок	5701
208	Топливо	Уголь	Уголь, т	8201
209	Ювелирные изделия	Золотые ювелирные изделия	Кольцо обручальное золотое, грамм	7503
210	Детские товары	Детские коляски	Коляска для новорожденного, шт.	5419
211	Детские товары	Мягкие игрушки	Игрушки мягкие, шт.	7207
212	Детские товары	Пластмассовые игрушки	Игрушки пластмассовые для детей ясельного возраста, шт.	7202
213	Детские товары	Конструкторы	Конструктор детский пластмассовый, набор	7208
214	Детские товары	Подгузники	Подгузники детские бумажные, 10 шт.	6504
215	Велосипеды и СИМ	Велосипеды	Велосипед дорожный для взрослых, шт.	6801
			Велосипед для дошкольников, шт.	6802

Приложение 2. Дневные индексы цен и недельные индексы физических объемов для разных категорий товаров

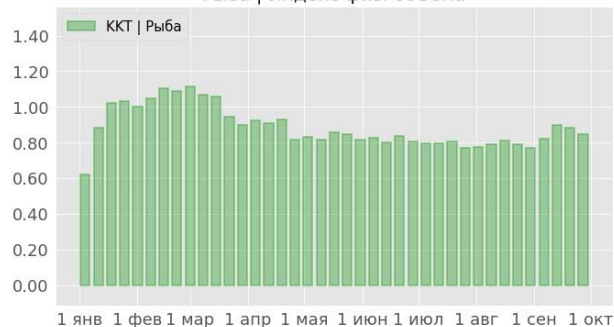




Рыба | Ценовой индекс



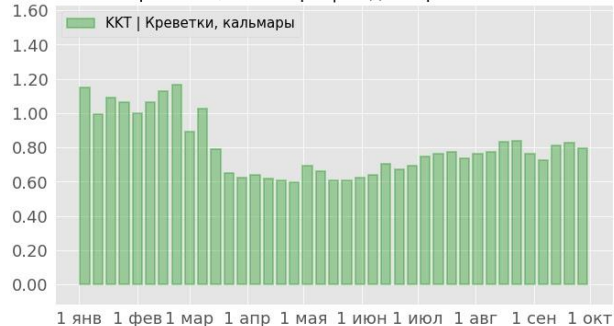
Рыба | Индекс физ. объёма



Креветки, кальмары | Ценовой индекс



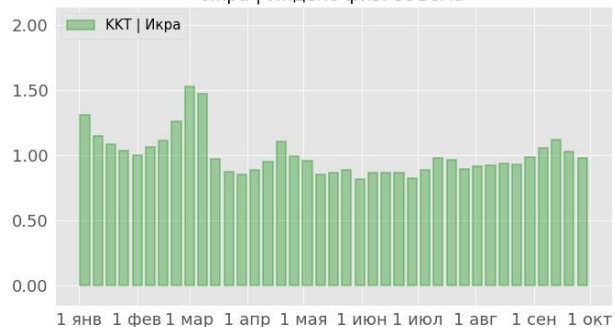
Креветки, кальмары | Индекс физ. объёма



Икра | Ценовой индекс



Икра | Индекс физ. объёма



Рыбные консервы | Ценовой индекс



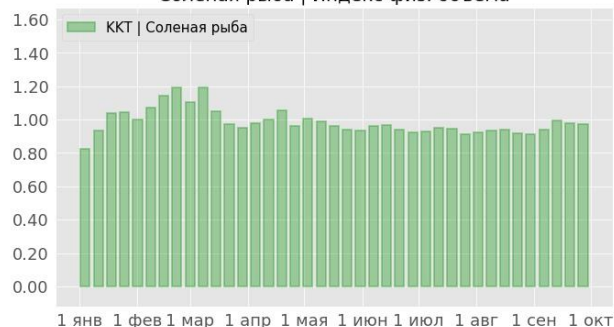
Рыбные консервы | Индекс физ. объёма

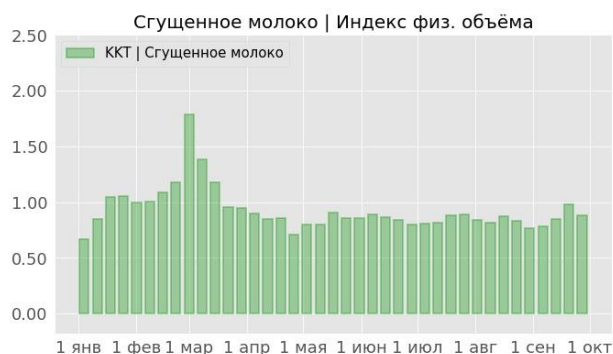
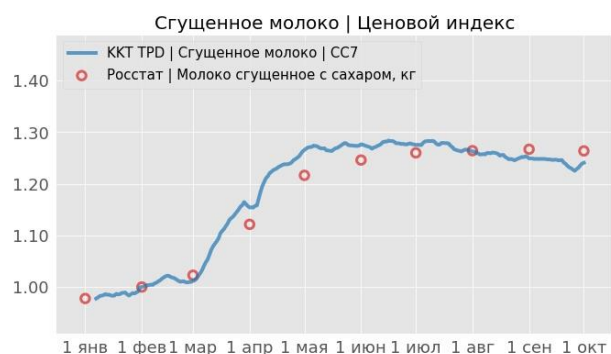
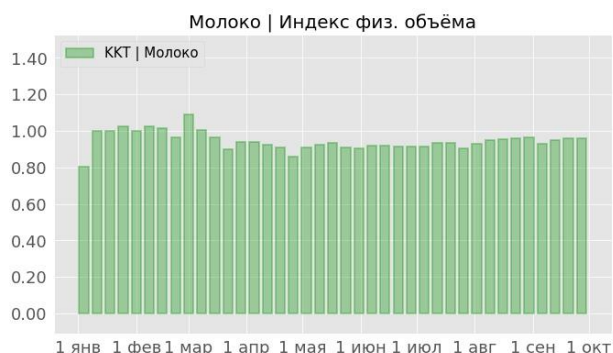
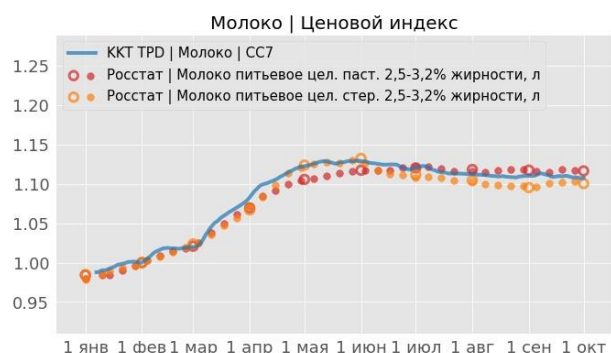
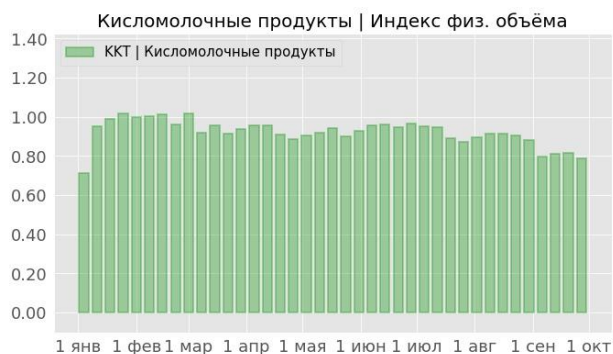
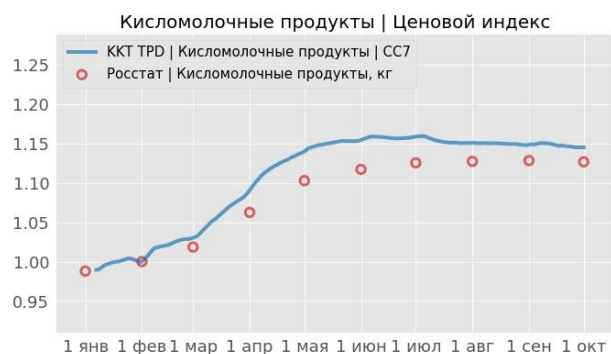
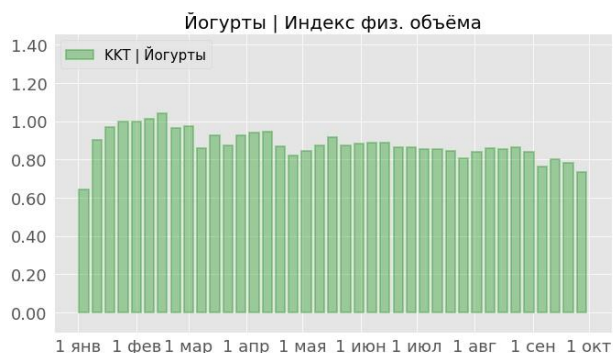
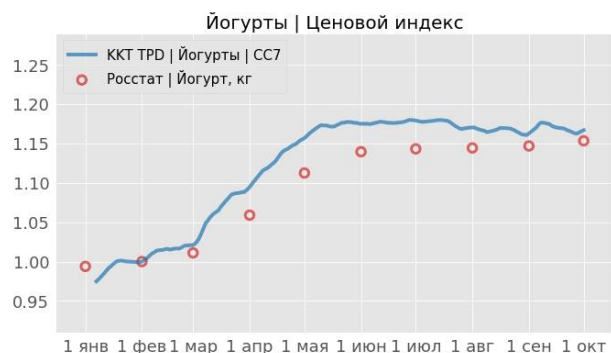
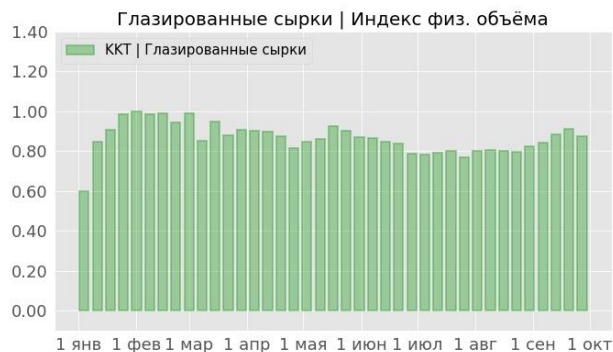
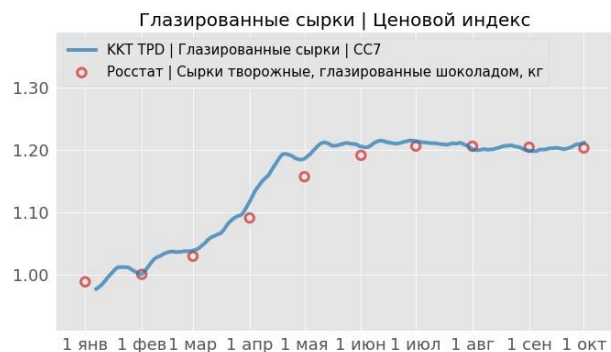


Соленая рыба | Ценовой индекс

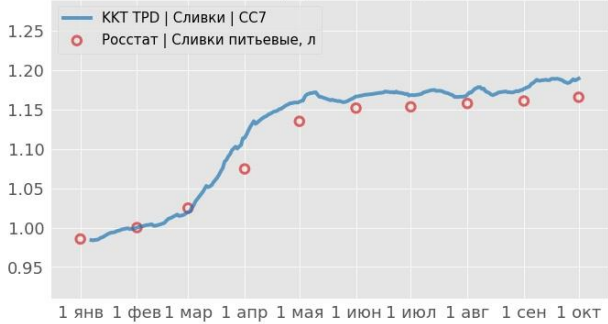


Соленая рыба | Индекс физ. объёма

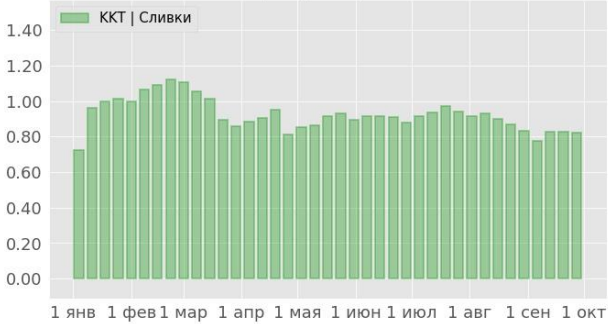




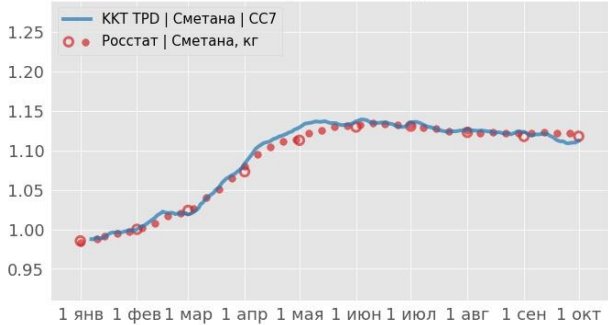
Сливки | Ценовой индекс



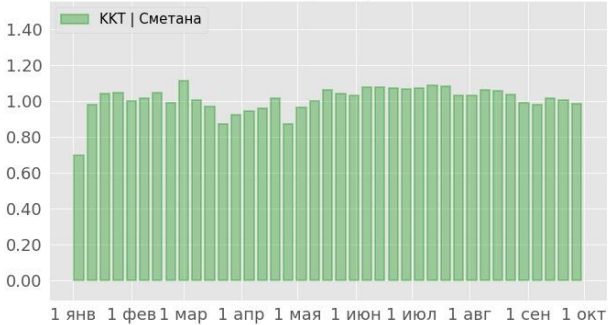
Сливки | Индекс физ. объёма



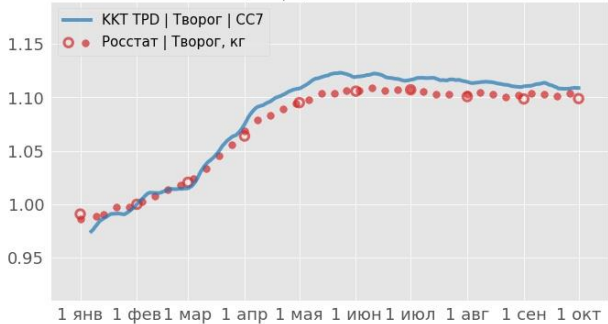
Сметана | Ценовой индекс



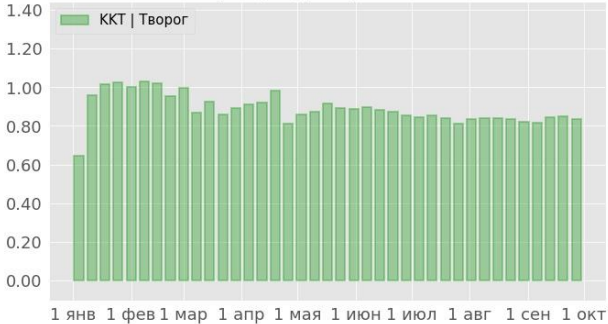
Сметана | Индекс физ. объёма



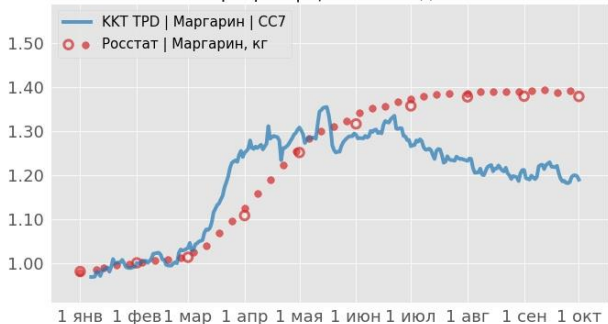
Творог | Ценовой индекс



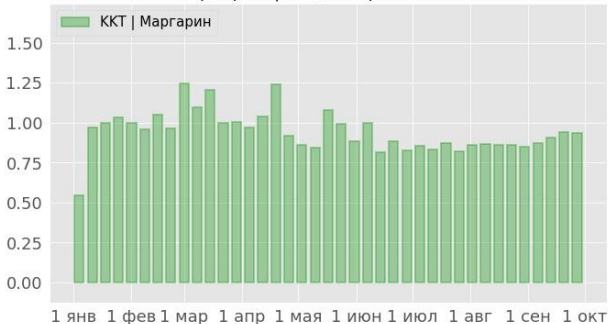
Творог | Индекс физ. объёма



Маргарин | Ценовой индекс



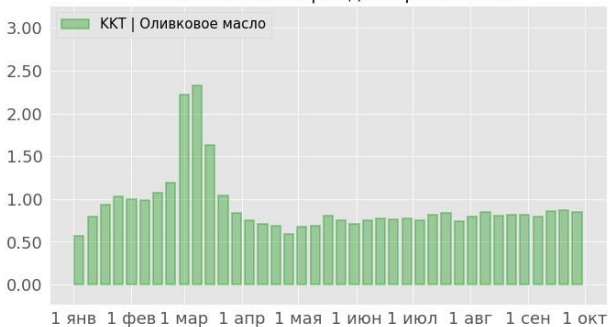
Маргарин | Индекс физ. объёма



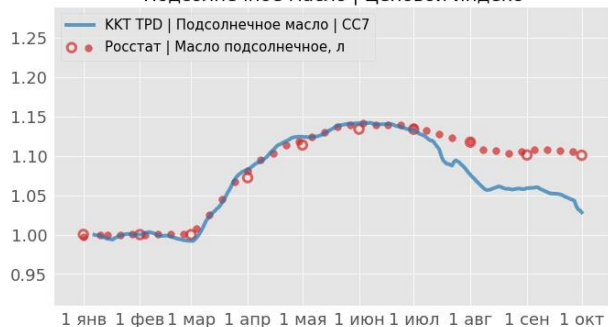
Оливковое масло | Ценовой индекс



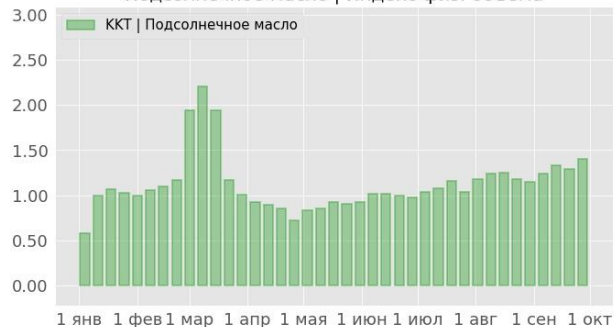
Оливковое масло | Индекс физ. объёма



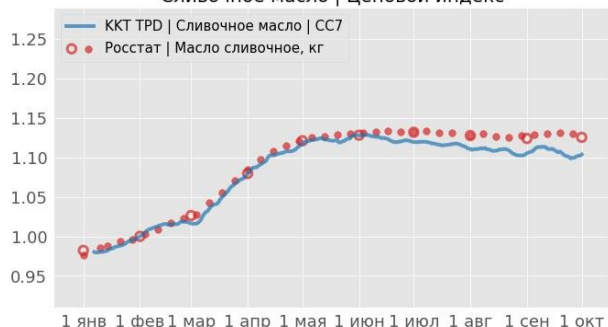
Подсолнечное масло | Ценовой индекс



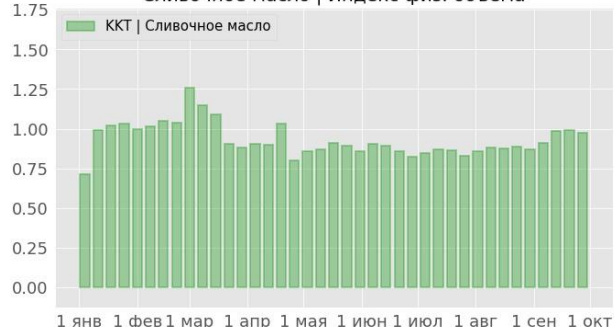
Подсолнечное масло | Индекс физ. объёма



Сливочное масло | Ценовой индекс



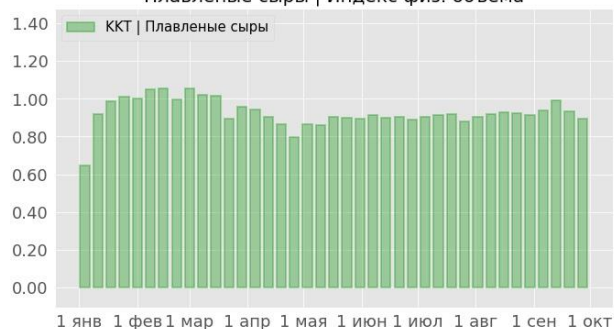
Сливочное масло | Индекс физ. объёма



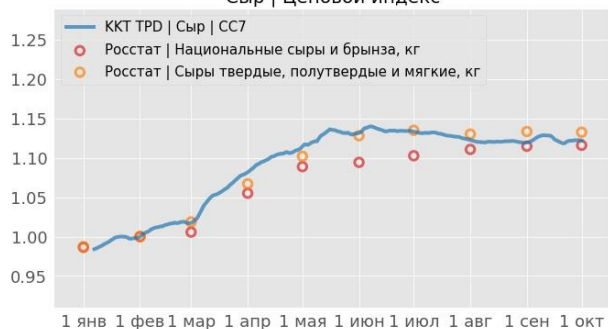
Плавленные сыры | Ценовой индекс



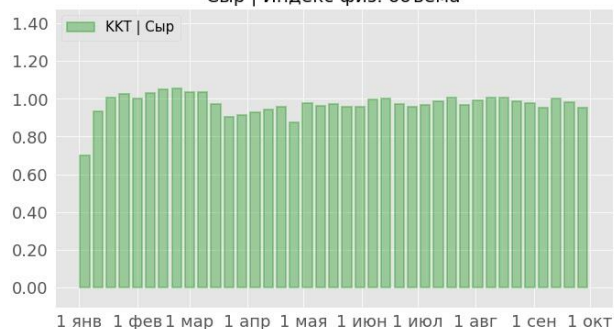
Плавленные сыры | Индекс физ. объёма



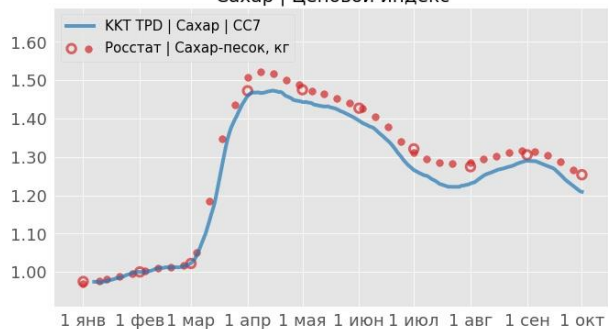
Сыр | Ценовой индекс



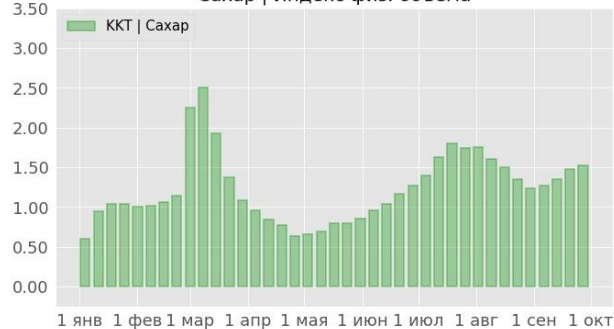
Сыр | Индекс физ. объёма



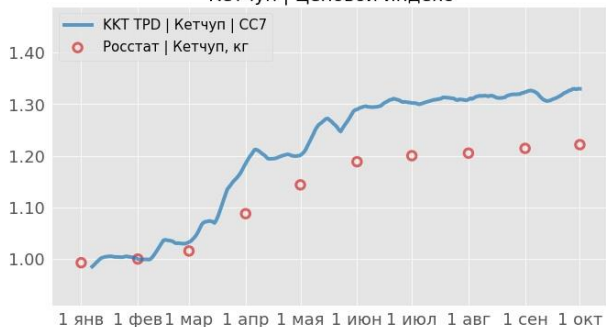
Сахар | Ценовой индекс



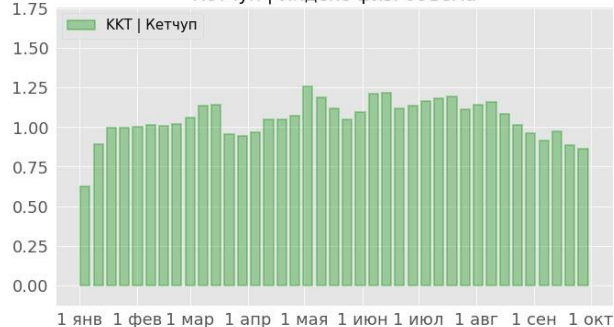
Сахар | Индекс физ. объёма



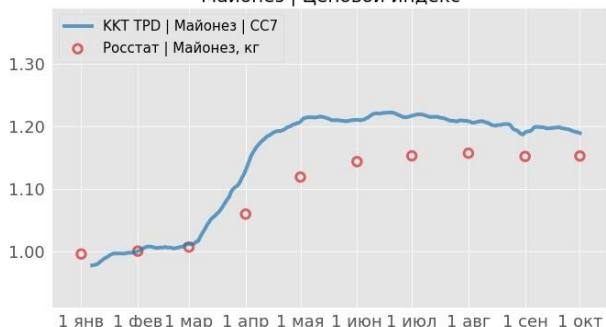
Кетчуп | Ценовой индекс



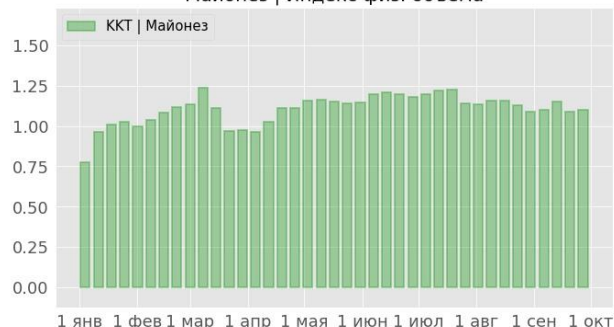
Кетчуп | Индекс физ. объёма



Майонез | Ценовой индекс



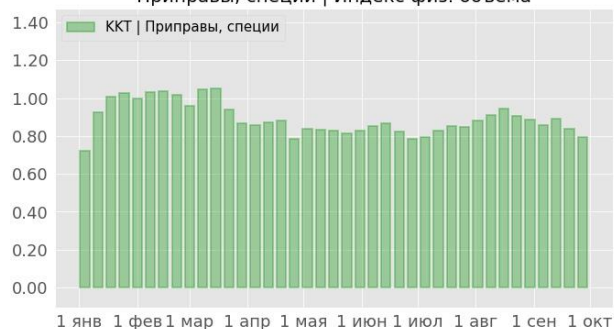
Майонез | Индекс физ. объёма



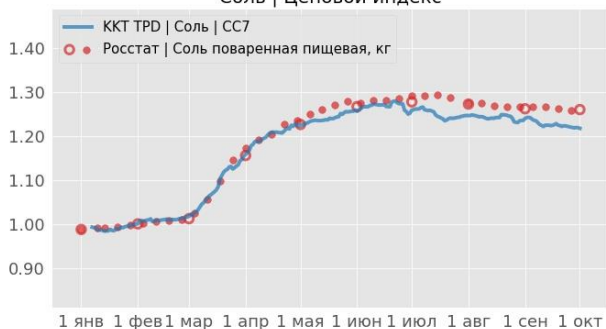
Приправы, специи | Ценовой индекс



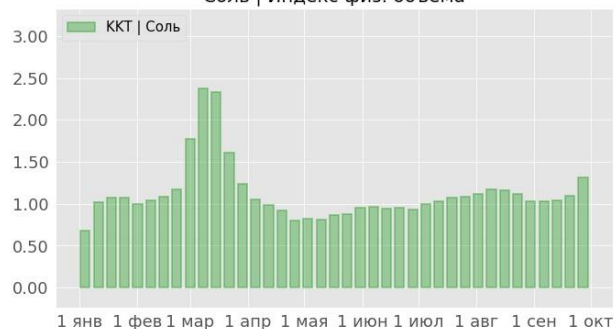
Приправы, специи | Индекс физ. объёма



Соль | Ценовой индекс



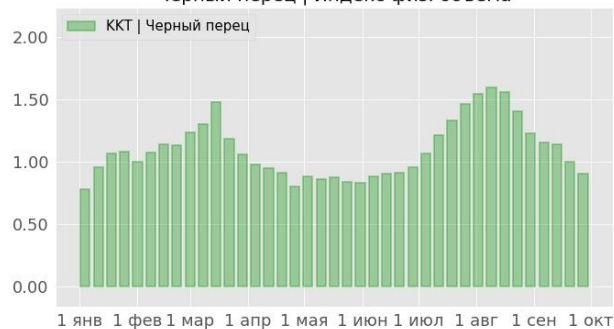
Соль | Индекс физ. объёма



Черный перец | Ценовой индекс



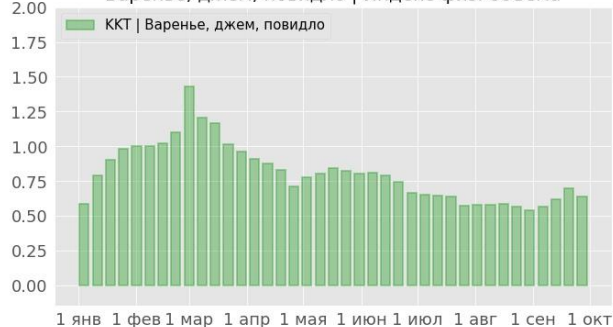
Черный перец | Индекс физ. объёма



Варенье, джем, повидло | Ценовой индекс



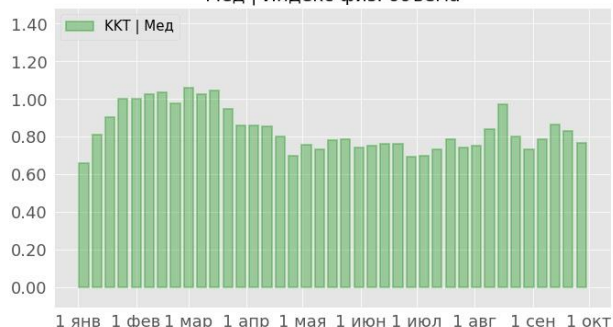
Варенье, джем, повидло | Индекс физ. объёма



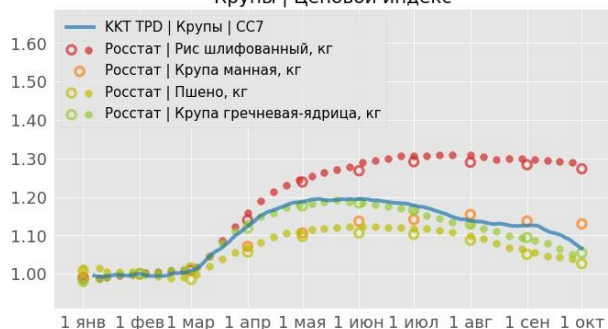
Мед | Ценовой индекс



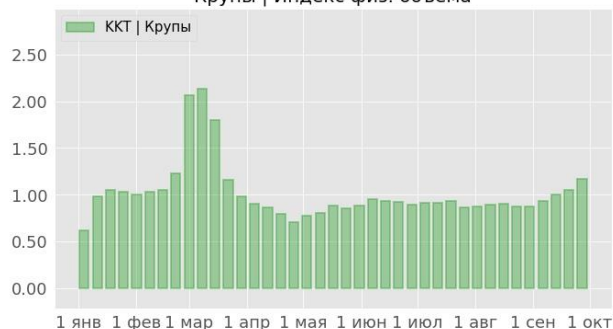
Мед | Индекс физ. объёма



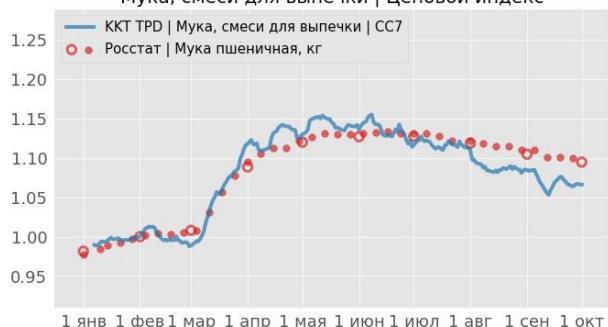
Крупы | Ценовой индекс



Крупы | Индекс физ. объёма



Мука, смеси для выпечки | Ценовой индекс



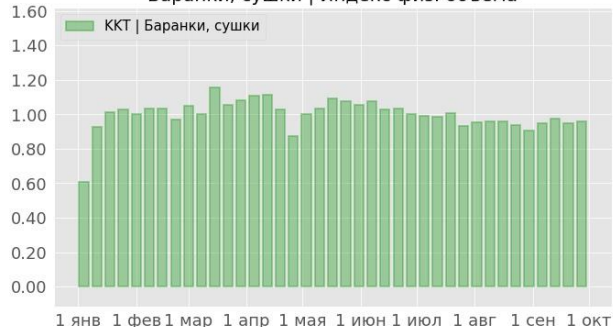
Мука, смеси для выпечки | Индекс физ. объёма



Баранки, сушки | Ценовой индекс



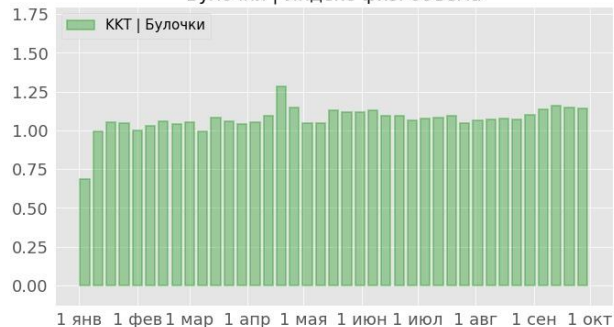
Баранки, сушки | Индекс физ. объёма



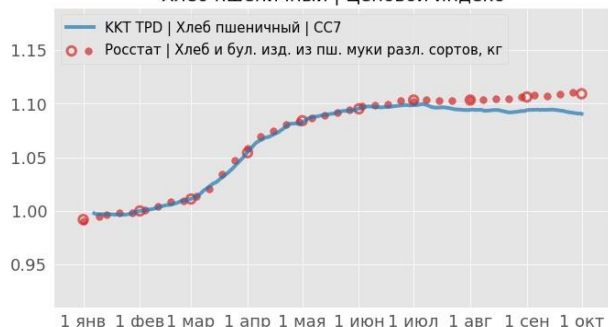
Булочки | Ценовой индекс



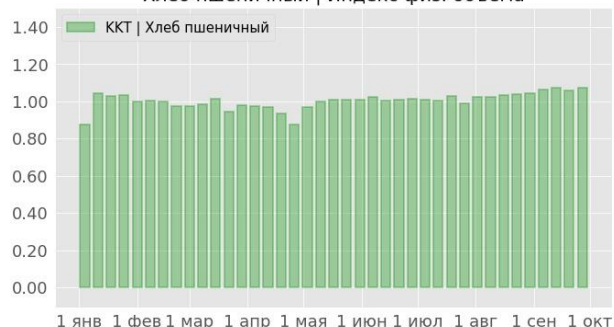
Булочки | Индекс физ. объёма



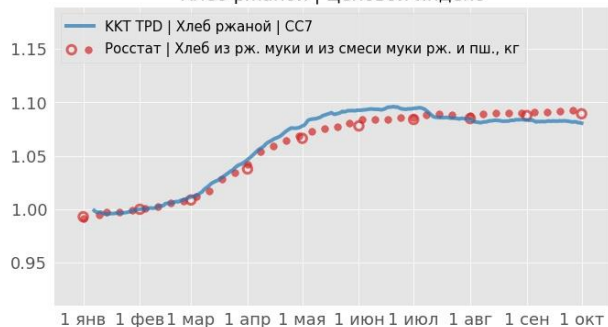
Хлеб пшеничный | Ценовой индекс



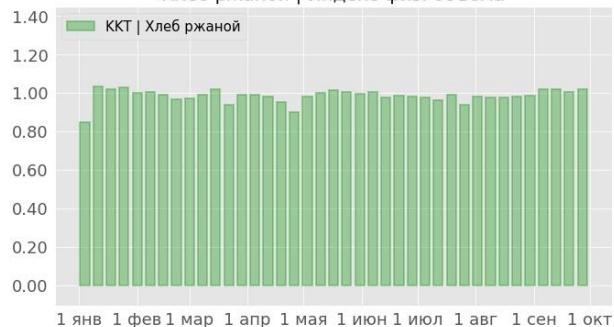
Хлеб пшеничный | Индекс физ. объёма



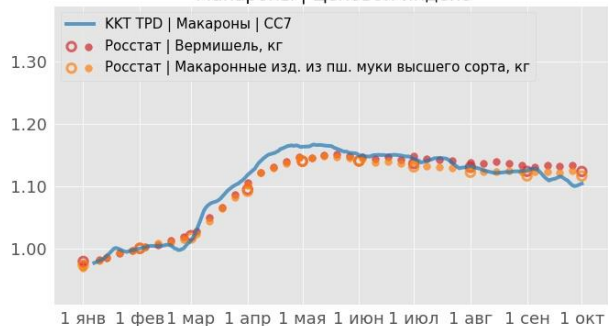
Хлеб ржаной | Ценовой индекс



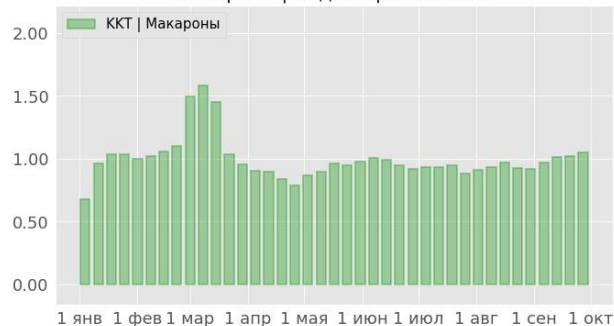
Хлеб ржаной | Индекс физ. объёма



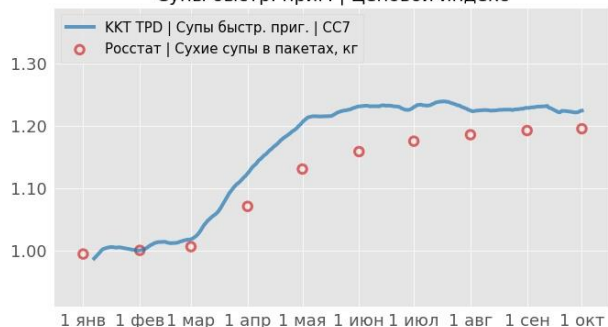
Макароны | Ценовой индекс



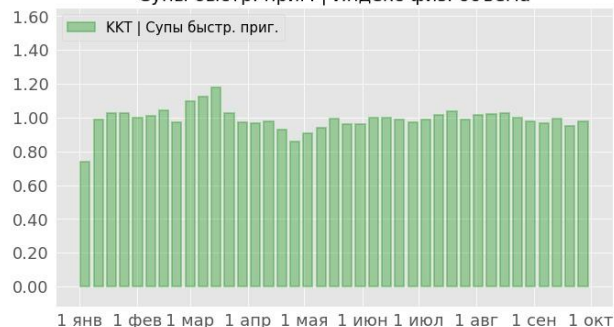
Макароны | Индекс физ. объёма



Супы быстр. приг. | Ценовой индекс



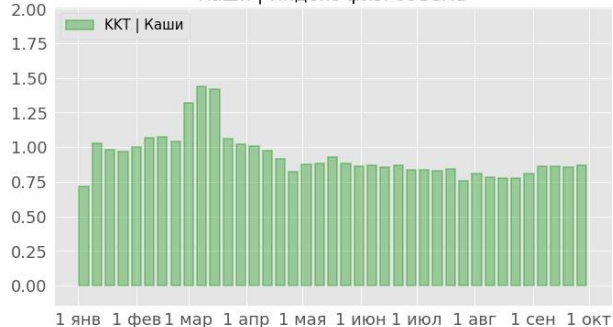
Супы быстр. приг. | Индекс физ. объёма



Каши | Ценовой индекс



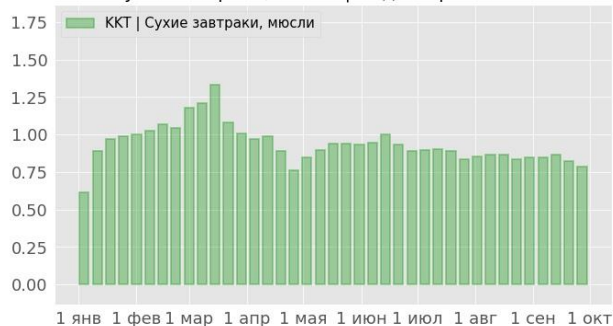
Каши | Индекс физ. объёма



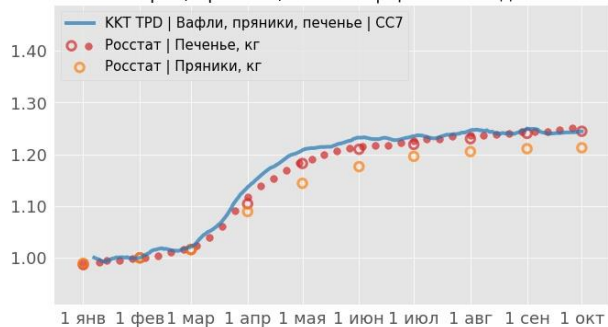
Сухие завтраки, мюсли | Ценовой индекс



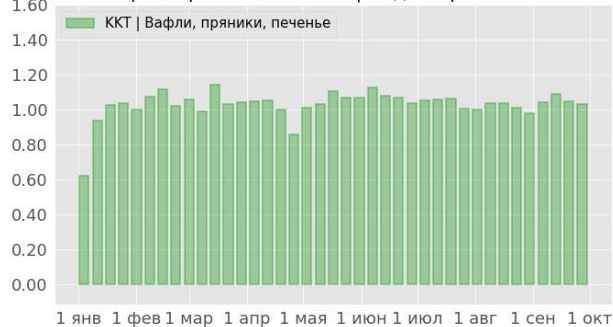
Сухие завтраки, мюсли | Индекс физ. объёма



Вафли, пряники, печенье | Ценовой индекс



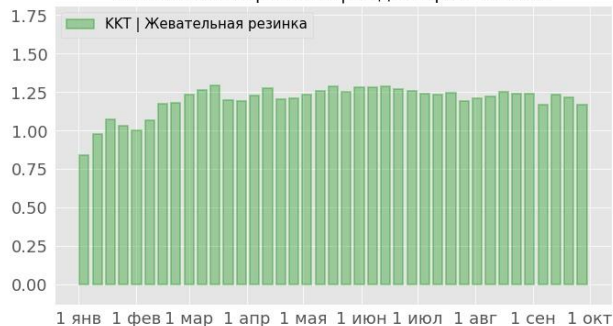
Вафли, пряники, печенье | Индекс физ. объёма



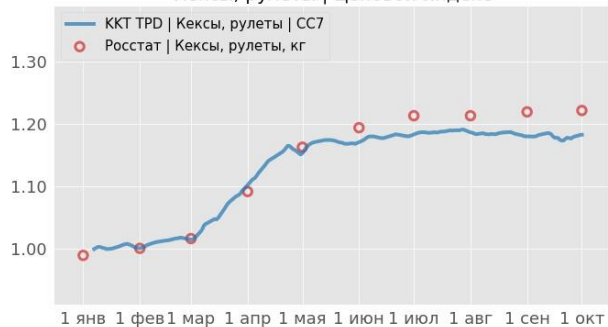
Жевательная резинка | Ценовой индекс



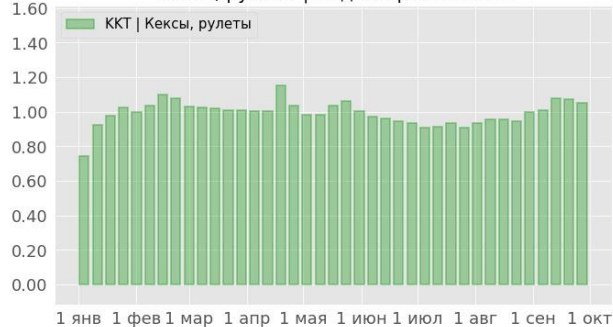
Жевательная резинка | Индекс физ. объёма



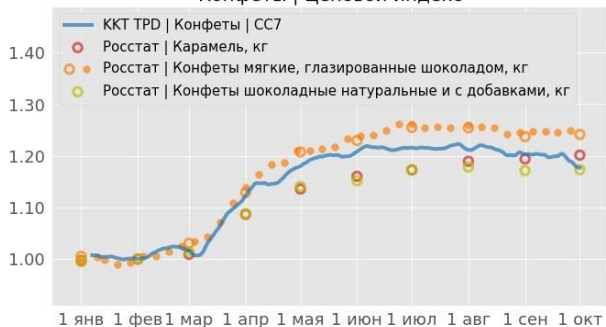
Кексы, рулеты | Ценовой индекс



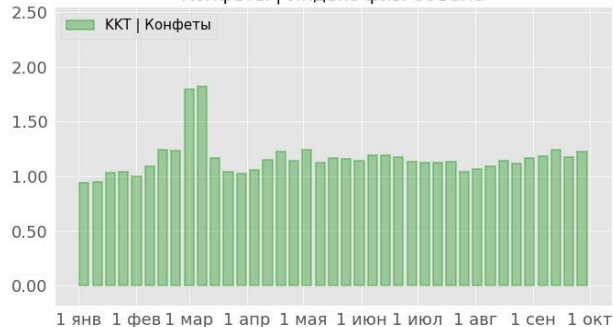
Кексы, рулеты | Индекс физ. объёма



Конфеты | Ценовой индекс



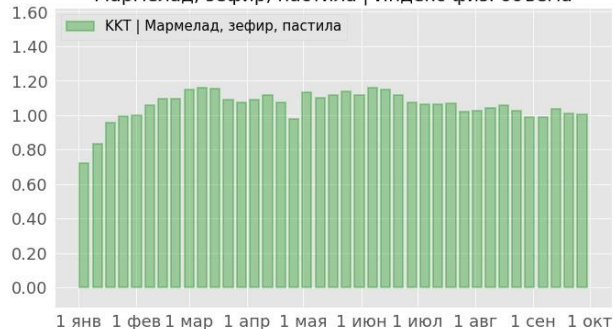
Конфеты | Индекс физ. объёма



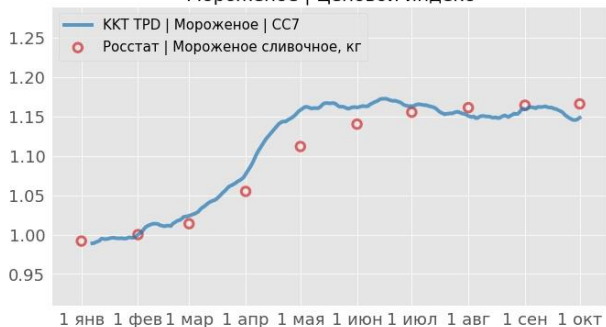
Мармелад, зефир, пастила | Ценовой индекс



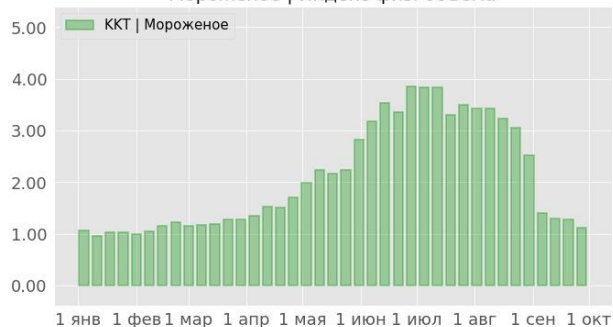
Мармелад, зефир, пастила | Индекс физ. объёма



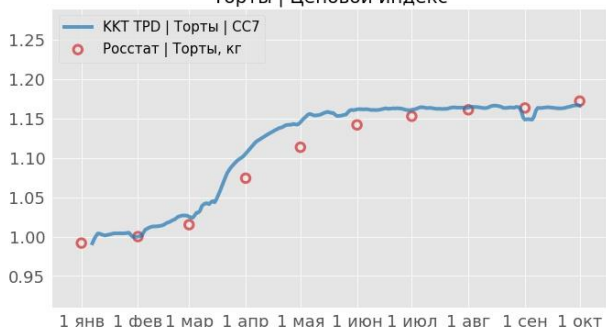
Мороженое | Ценовой индекс



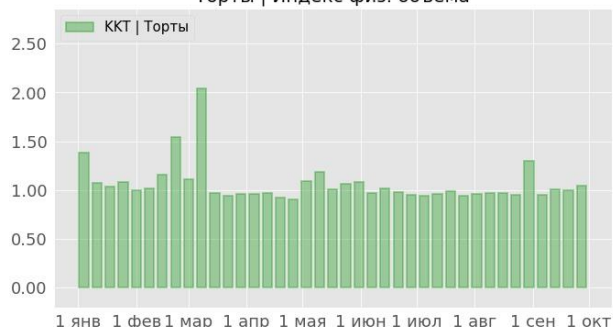
Мороженое | Индекс физ. объёма



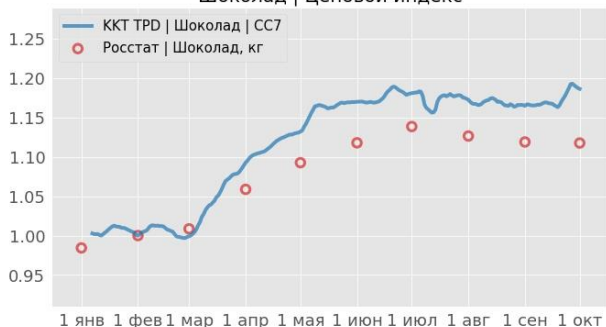
Торты | Ценовой индекс



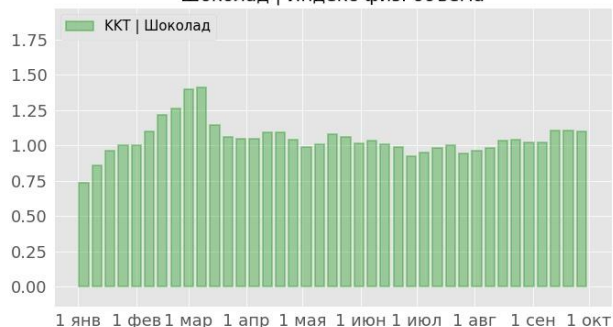
Торты | Индекс физ. объёма



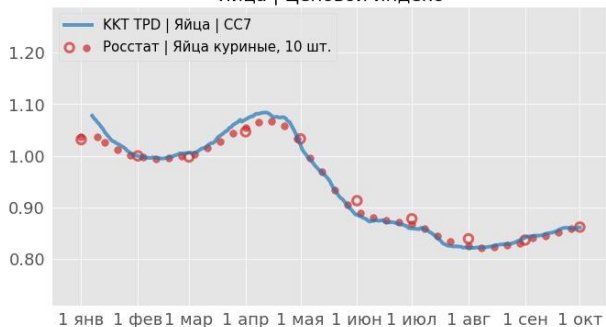
Шоколад | Ценовой индекс



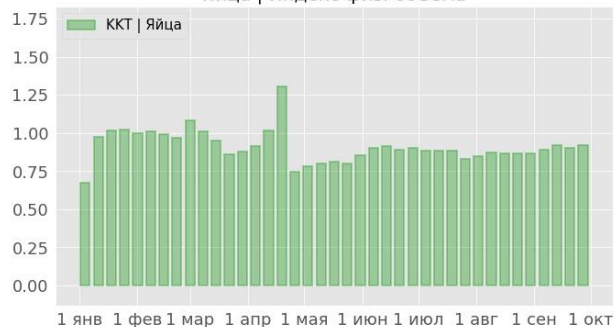
Шоколад | Индекс физ. объёма



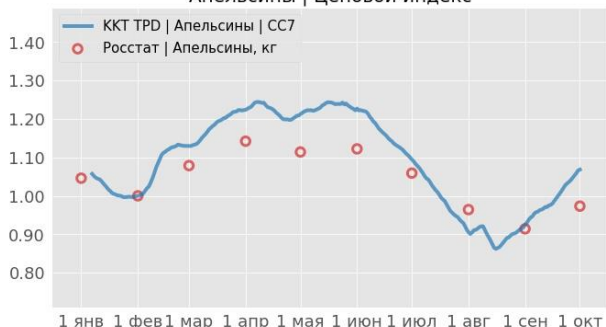
Яйца | Ценовой индекс



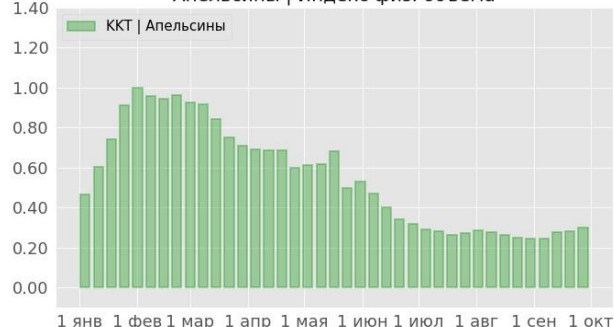
Яйца | Индекс физ. объёма



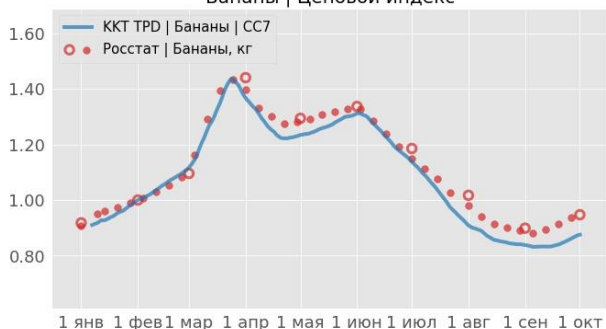
Апельсины | Ценовой индекс



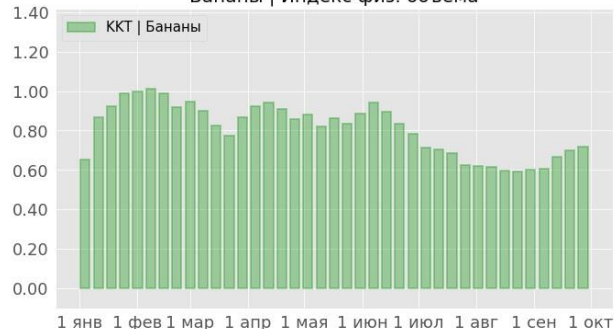
Апельсины | Индекс физ. объёма



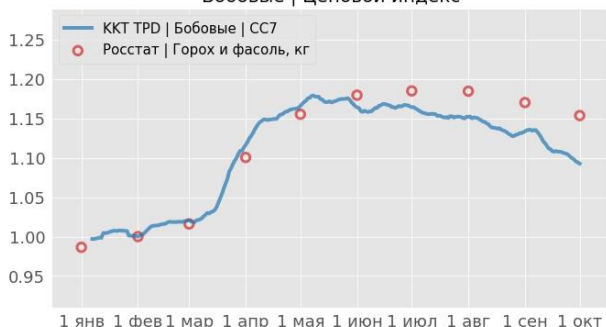
Бананы | Ценовой индекс



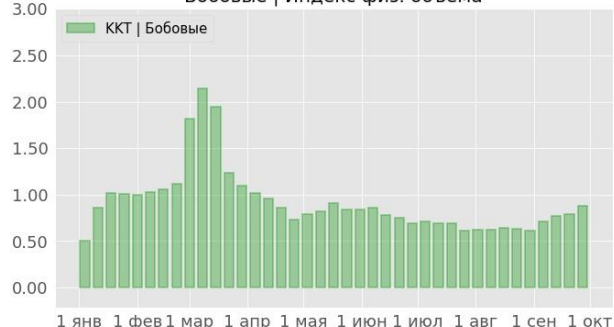
Бананы | Индекс физ. объёма



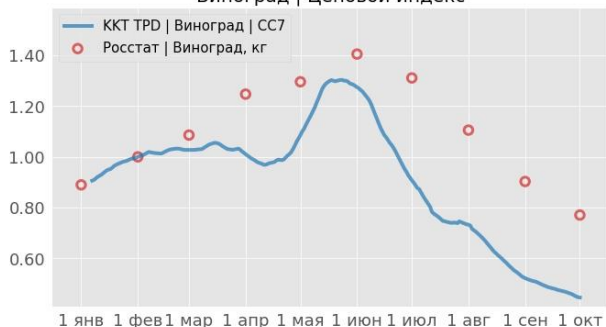
Бобовые | Ценовой индекс



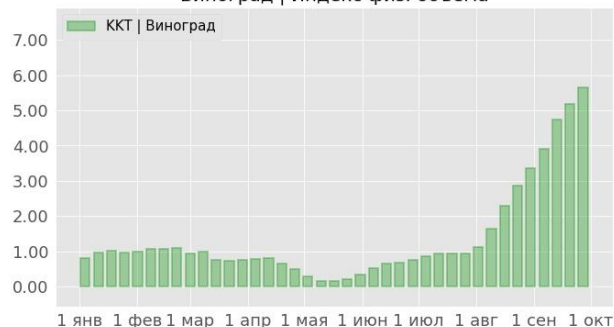
Бобовые | Индекс физ. объёма



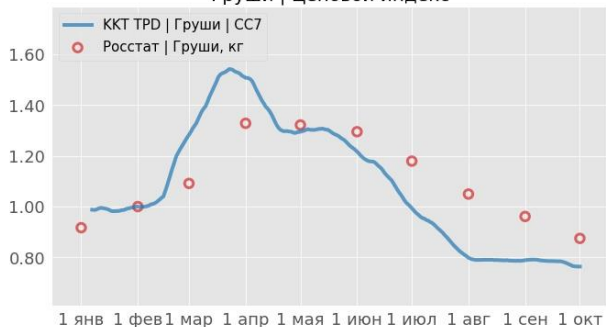
Виноград | Ценовой индекс



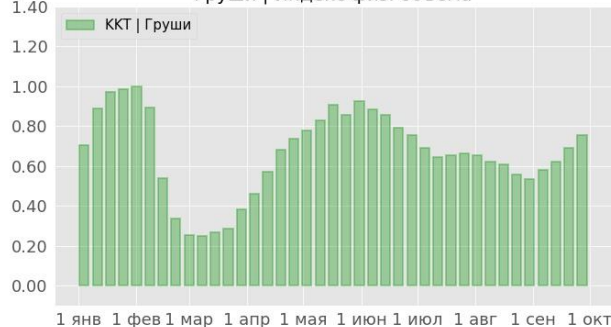
Виноград | Индекс физ. объёма



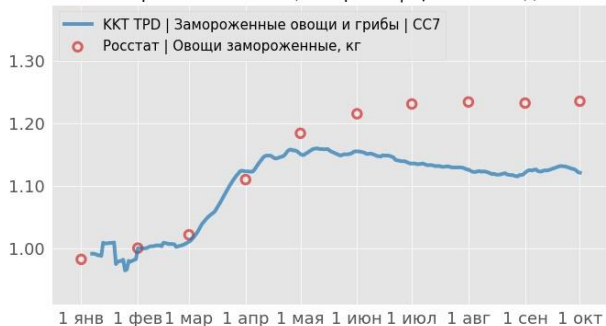
Груши | Ценовой индекс



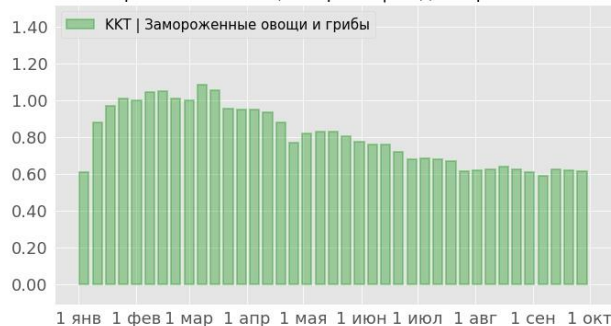
Груши | Индекс физ. объёма



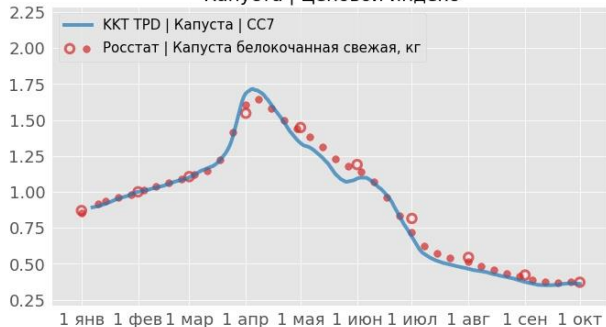
Замороженные овощи и грибы | Ценовой индекс



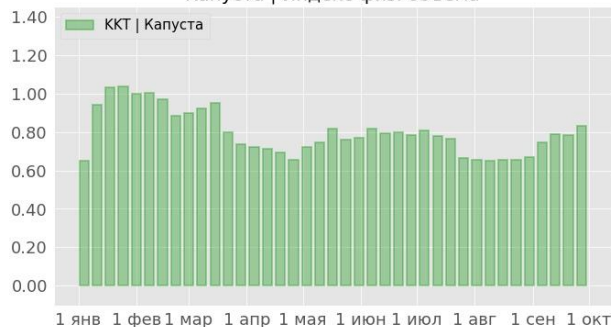
Замороженные овощи и грибы | Индекс физ. объёма



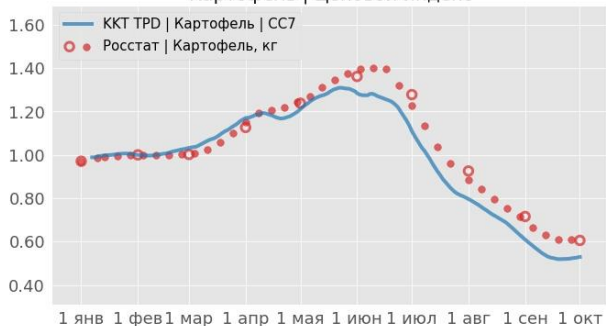
Капуста | Ценовой индекс



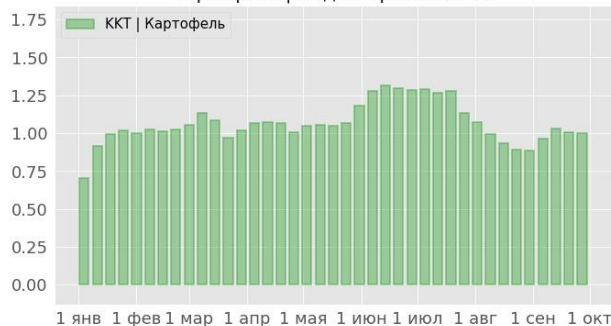
Капуста | Индекс физ. объёма



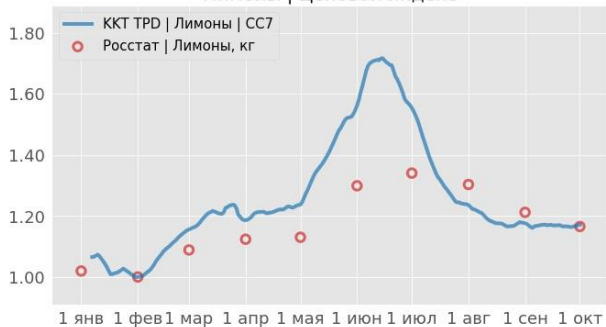
Картофель | Ценовой индекс



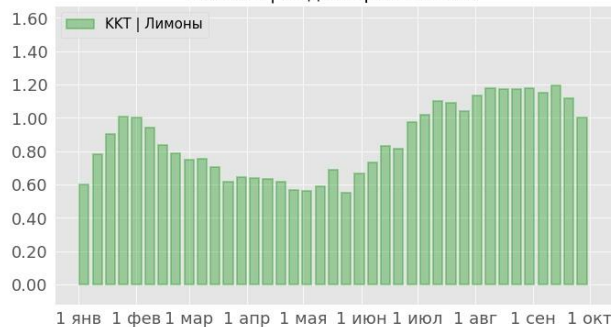
Картофель | Индекс физ. объёма

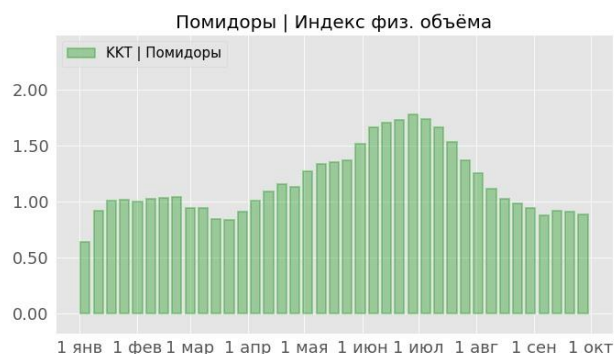
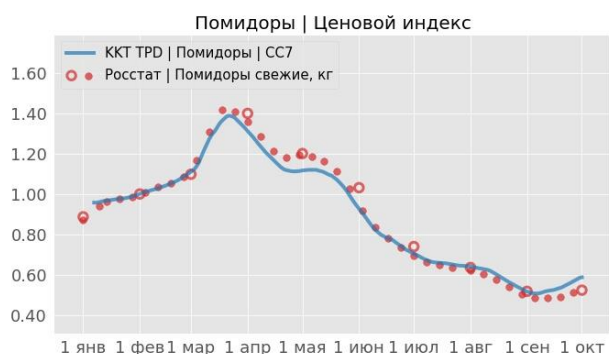
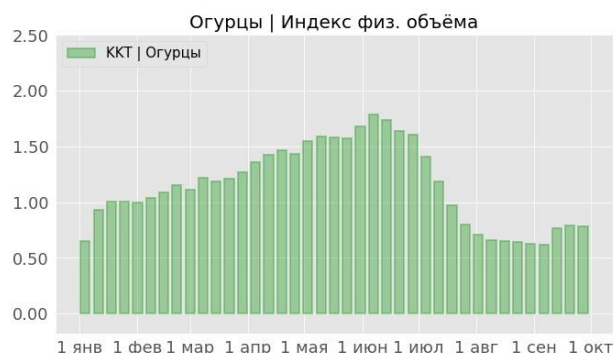
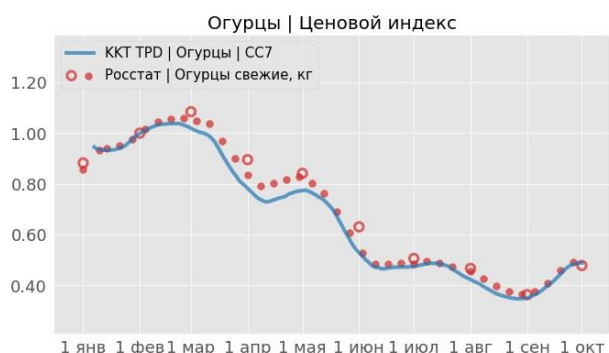
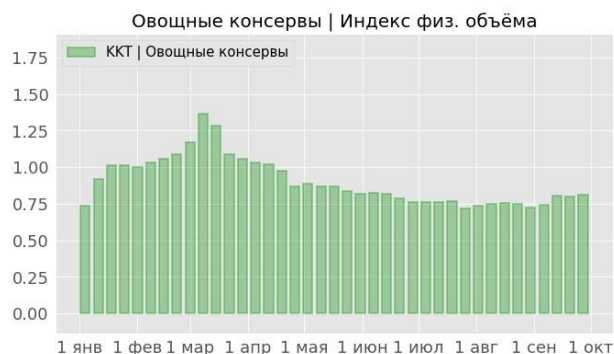
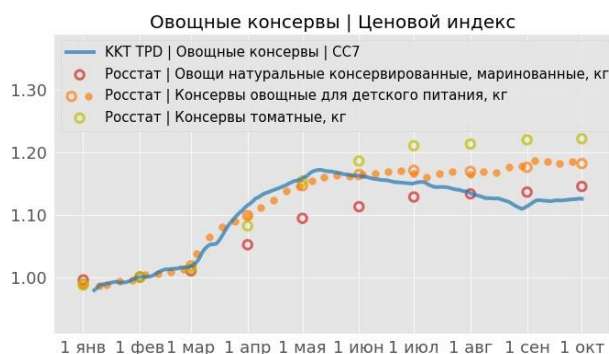
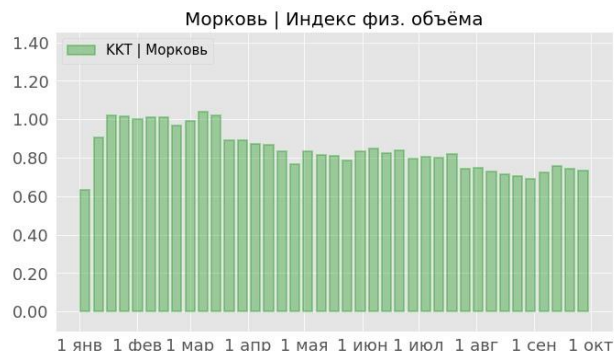
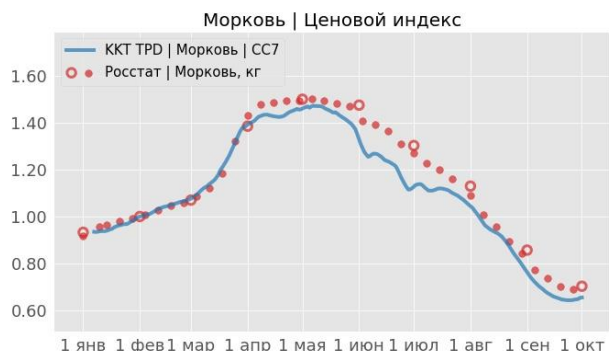
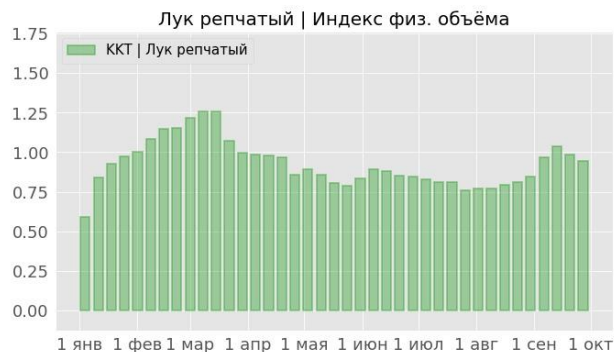
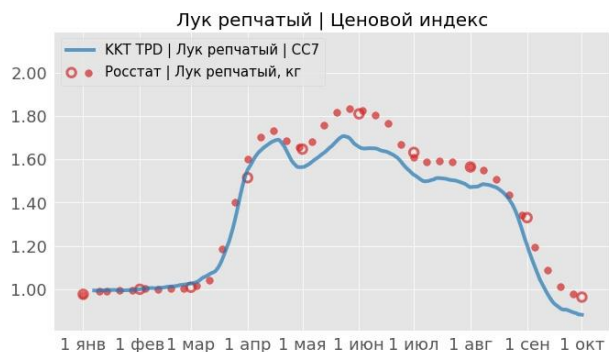


Лимоны | Ценовой индекс

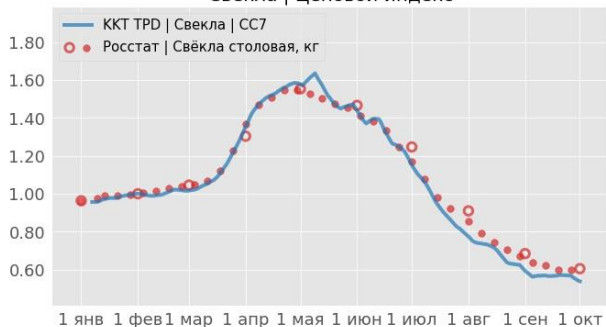


Лимоны | Индекс физ. объёма

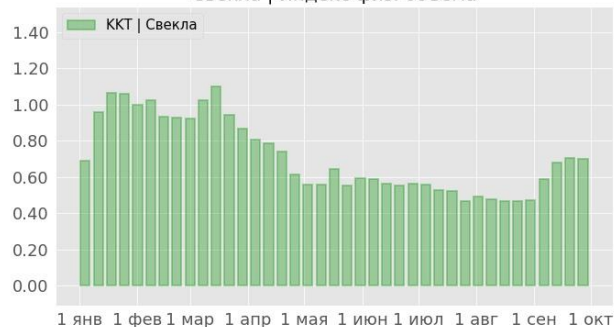




Свекла | Ценовой индекс



Свекла | Индекс физ. объёма



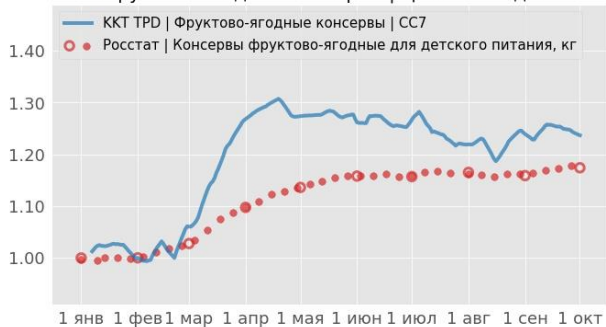
Сухофрукты, цукаты | Ценовой индекс



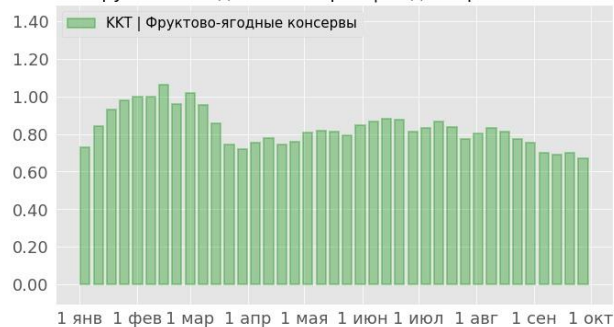
Сухофрукты, цукаты | Индекс физ. объёма



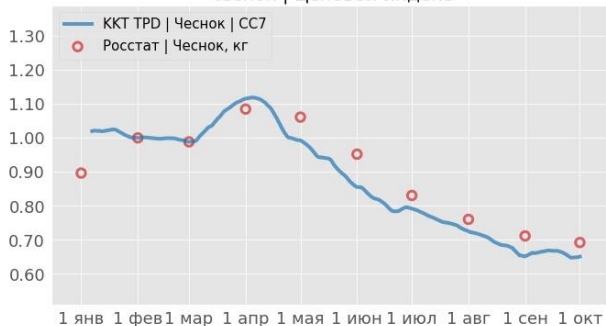
Фруктово-ягодные консервы | Ценовой индекс



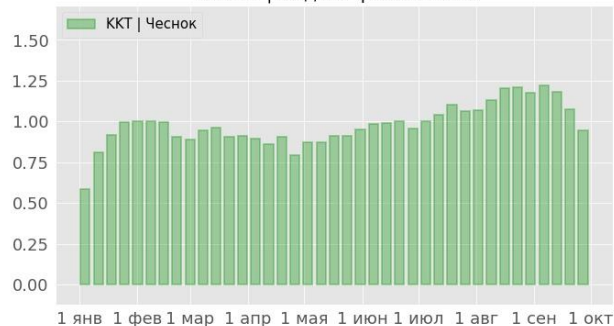
Фруктово-ягодные консервы | Индекс физ. объёма



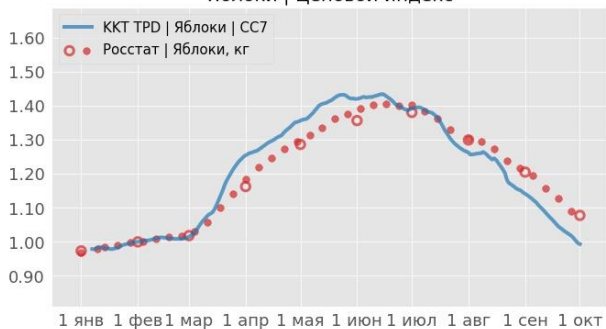
Чеснок | Ценовой индекс



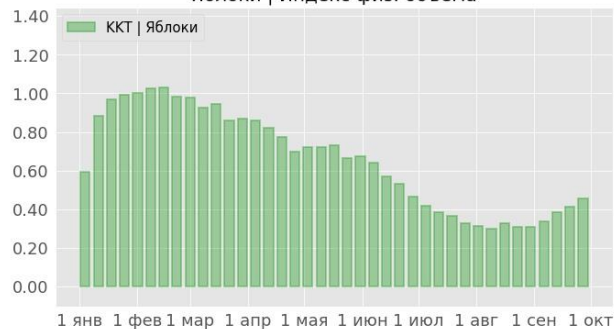
Чеснок | Индекс физ. объёма

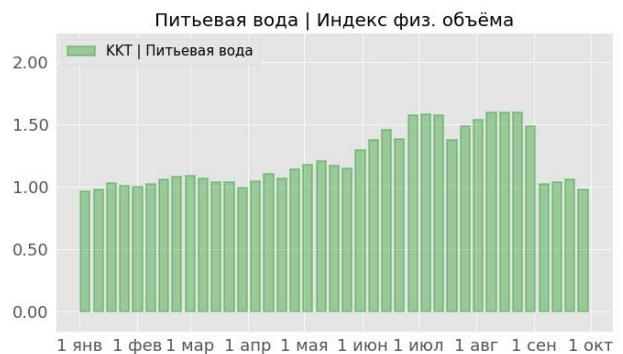
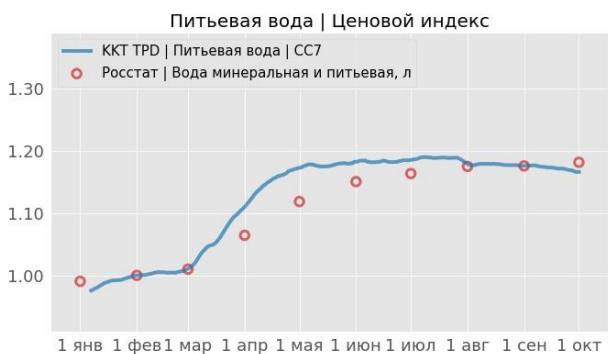
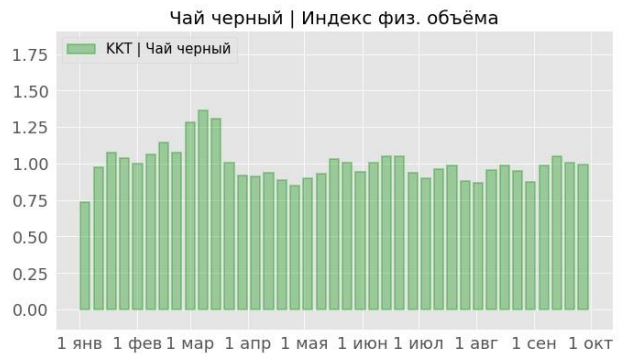
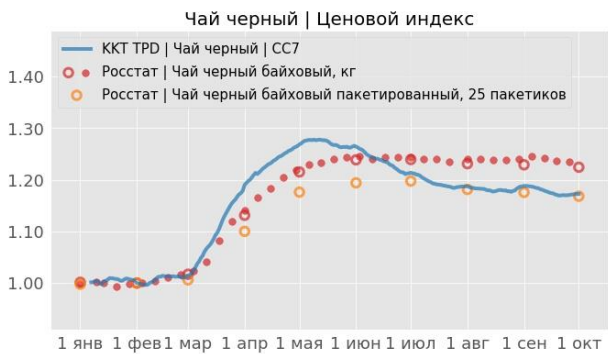
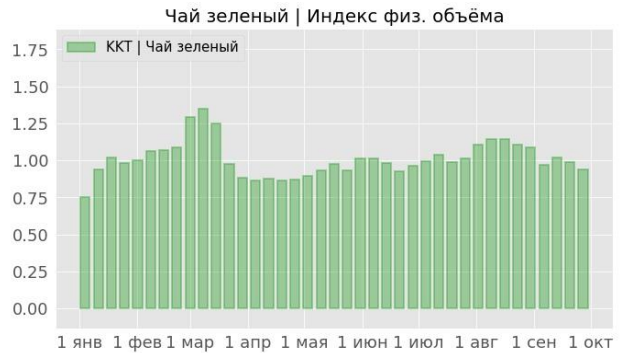
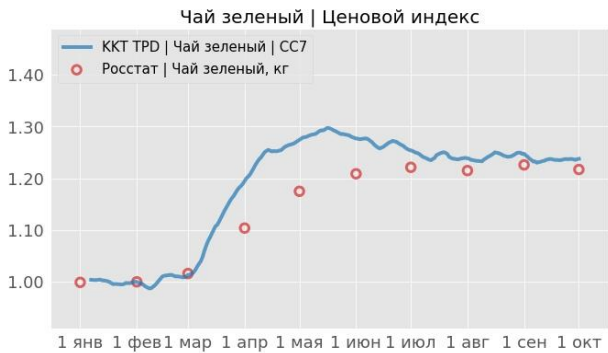
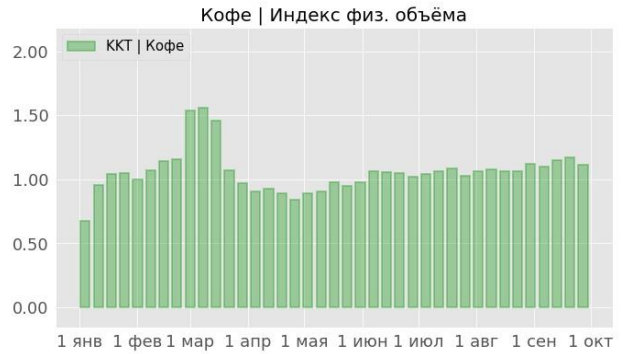
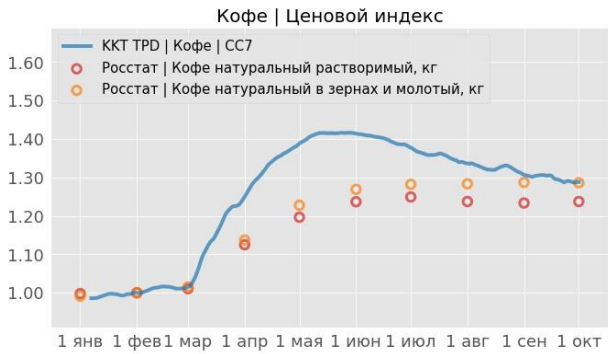
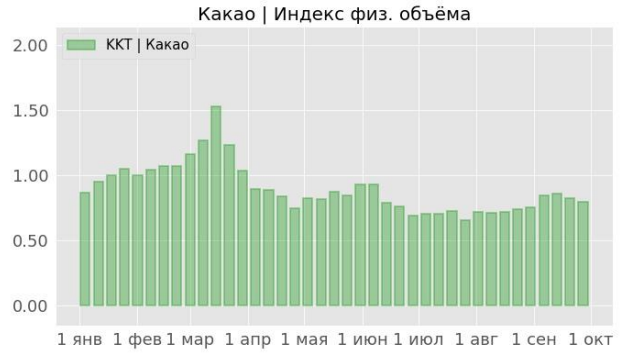


Яблоки | Ценовой индекс



Яблоки | Индекс физ. объёма

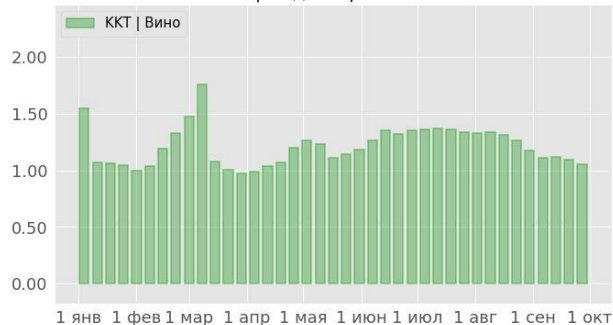




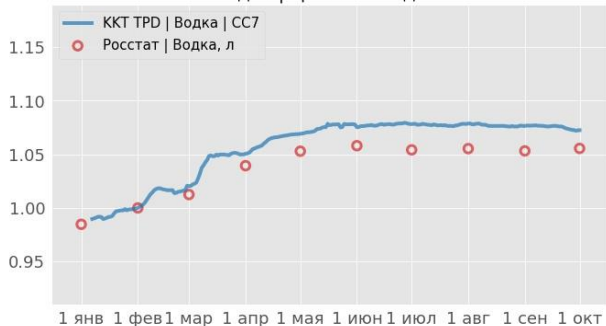
Вино | Ценовой индекс



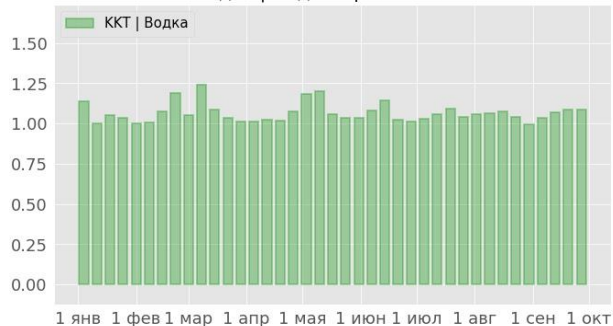
Вино | Индекс физ. объёма



Водка | Ценовой индекс



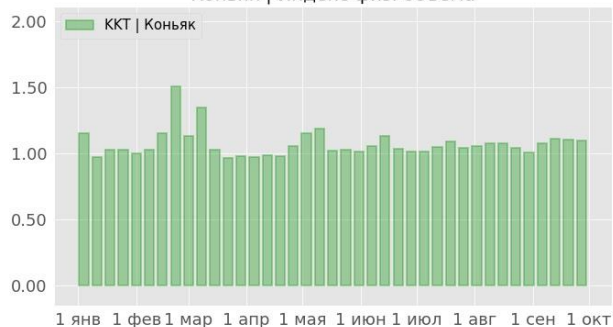
Водка | Индекс физ. объёма



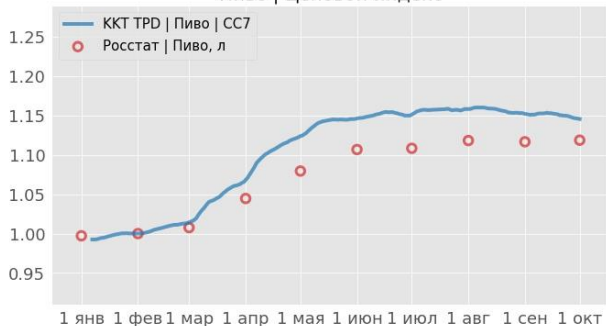
Коньяк | Ценовой индекс



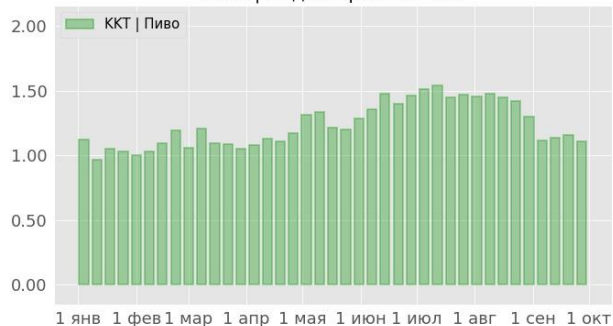
Коньяк | Индекс физ. объёма



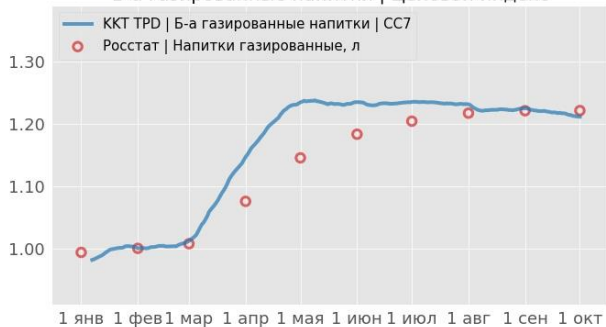
Пиво | Ценовой индекс



Пиво | Индекс физ. объёма



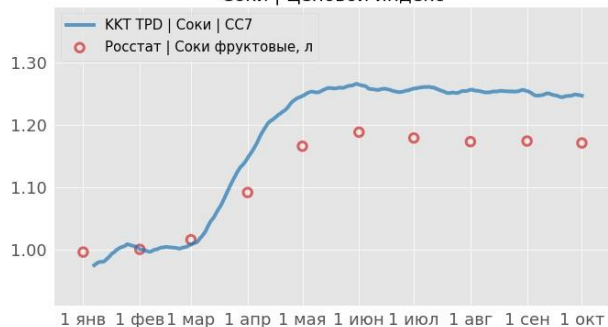
Б-а газированные напитки | Ценовой индекс



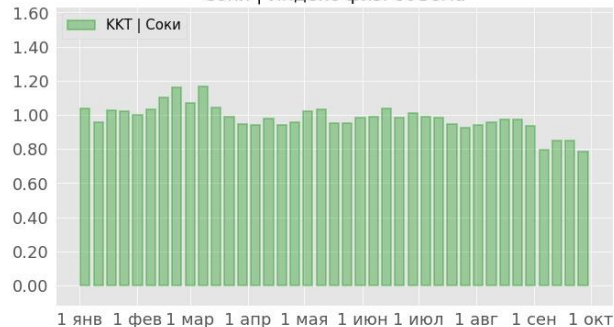
Б-а газированные напитки | Индекс физ. объёма



Соки | Ценовой индекс



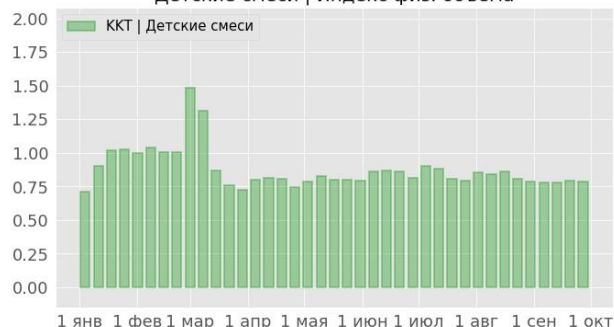
Соки | Индекс физ. объёма



Детские смеси | Ценовой индекс



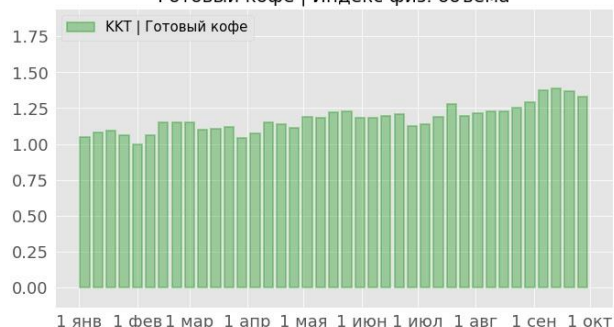
Детские смеси | Индекс физ. объёма



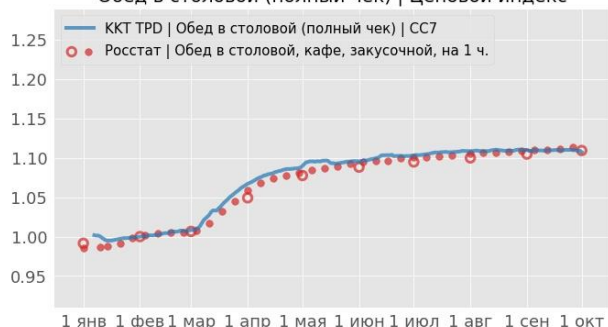
Готовый кофе | Ценовой индекс



Готовый кофе | Индекс физ. объёма



Обед в столовой (полный чек) | Ценовой индекс



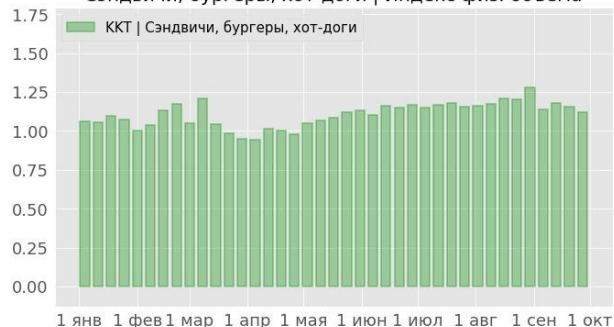
Обед в столовой (полный чек) | Индекс физ. объёма

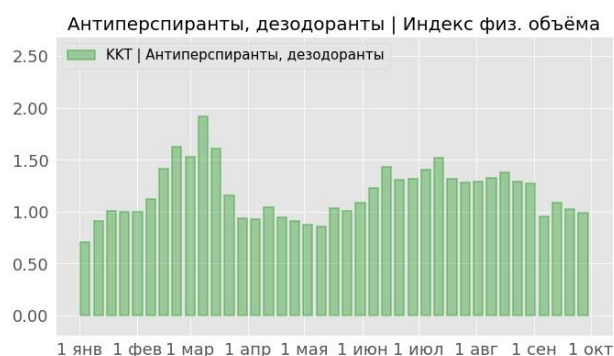
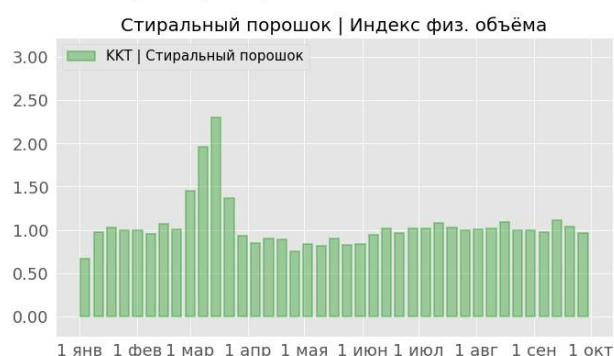
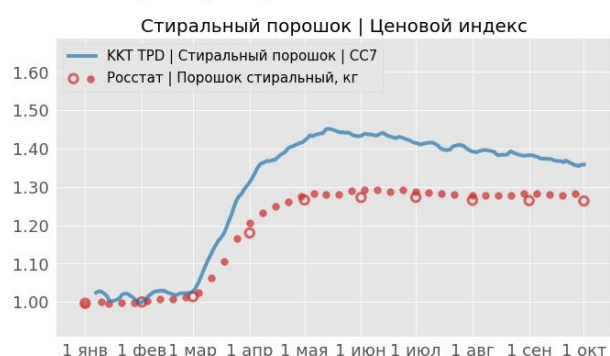
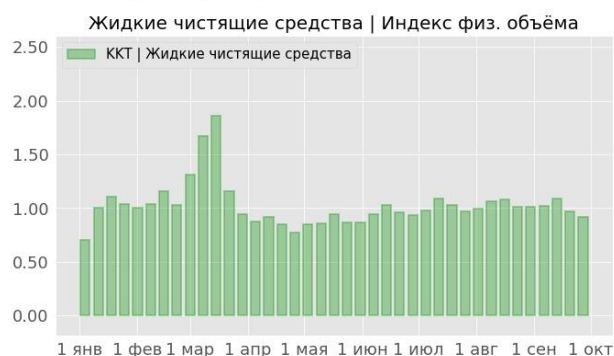
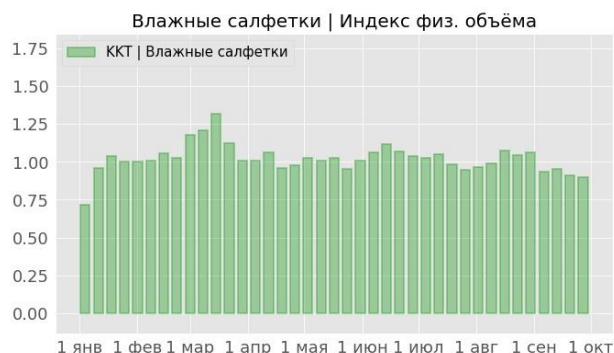
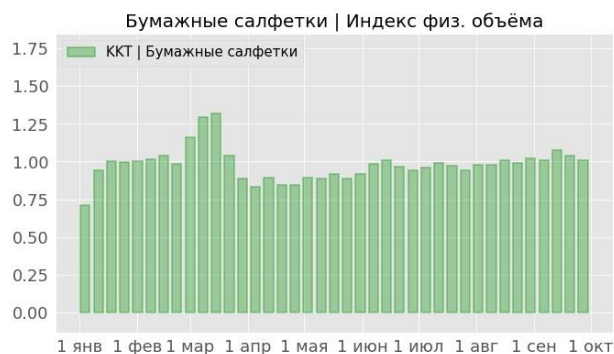
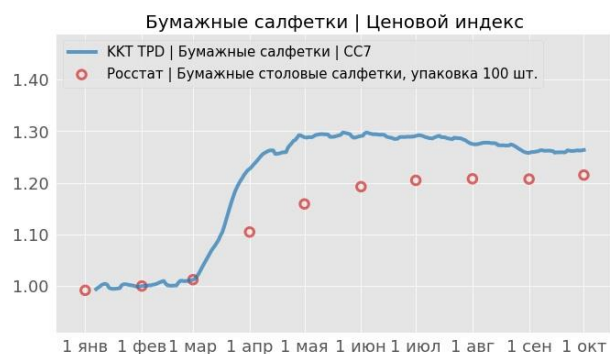


Сэндвичи, бургеры, хот-доги | Ценовой индекс



Сэндвичи, бургеры, хот-доги | Индекс физ. объёма





Бритвы, станки | Ценовой индекс



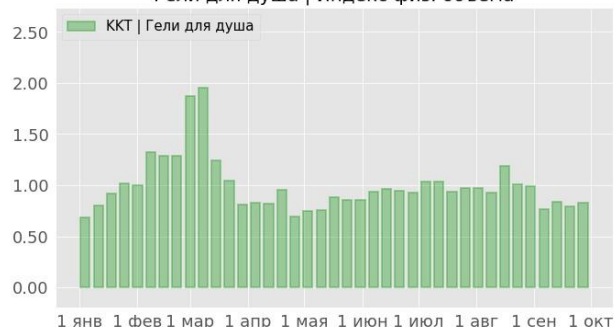
Бритвы, станки | Индекс физ. объёма



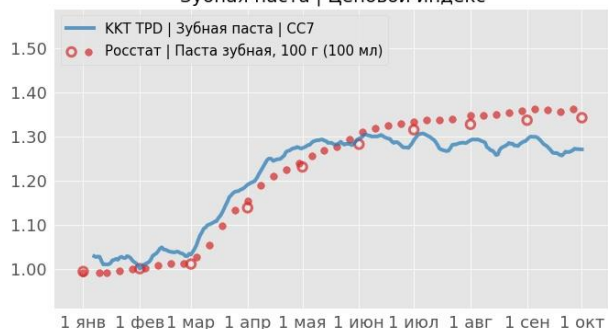
Гели для душа | Ценовой индекс



Гели для душа | Индекс физ. объёма



Зубная паста | Ценовой индекс



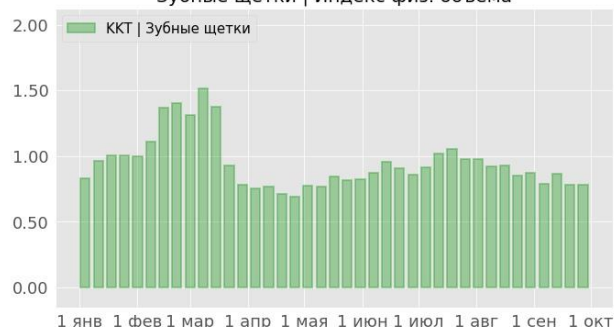
Зубная паста | Индекс физ. объёма



Зубные щетки | Ценовой индекс



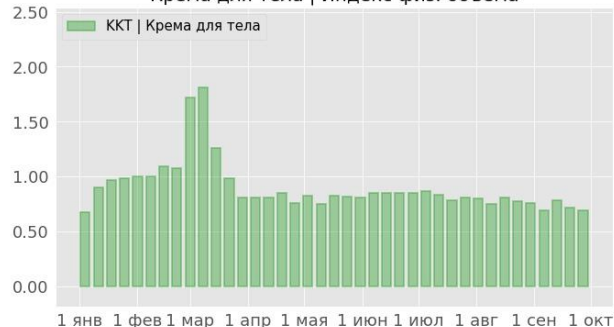
Зубные щетки | Индекс физ. объёма



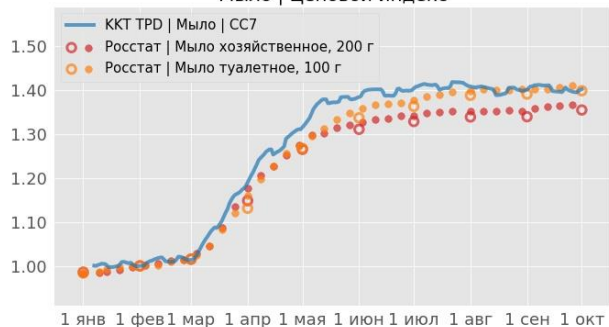
Крема для тела | Ценовой индекс



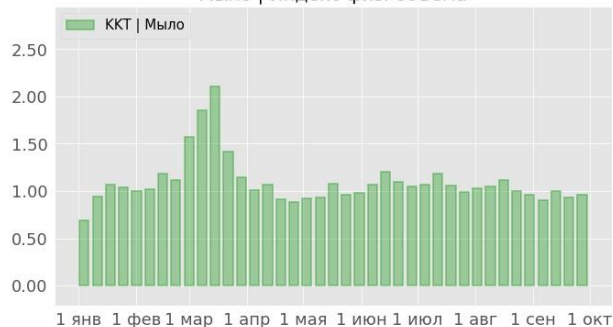
Крема для тела | Индекс физ. объёма



Мыло | Ценовой индекс



Мыло | Индекс физ. объёма



Прокладки, тампоны | Ценовой индекс



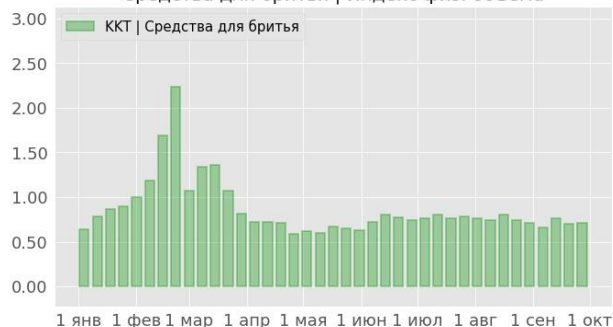
Прокладки, тампоны | Индекс физ. объёма



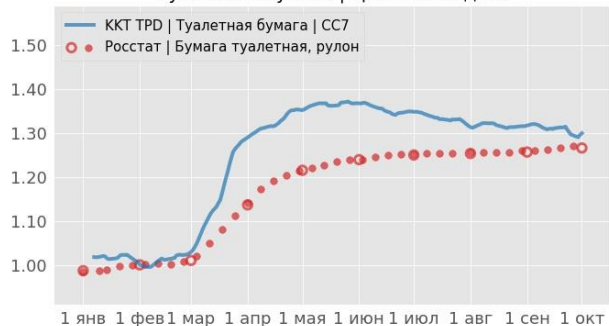
Средства для бритья | Ценовой индекс



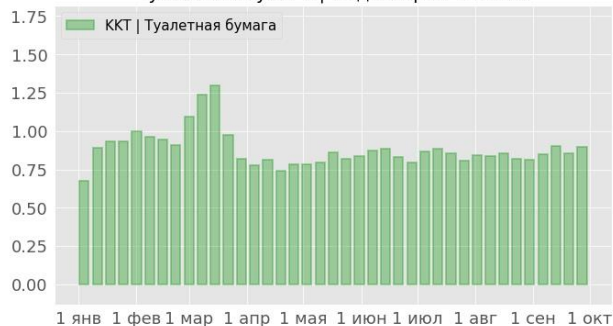
Средства для бритья | Индекс физ. объёма



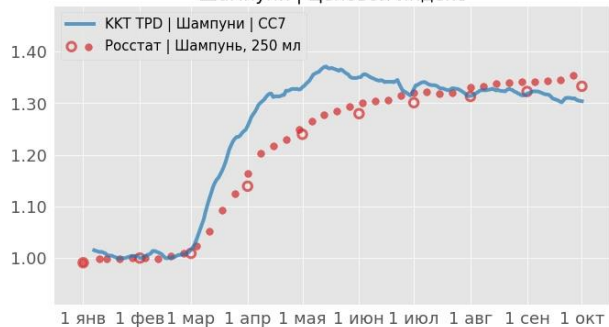
Туалетная бумага | Ценовой индекс



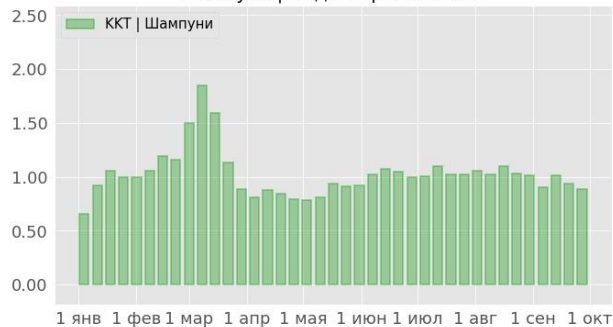
Туалетная бумага | Индекс физ. объёма



Шампуни | Ценовой индекс



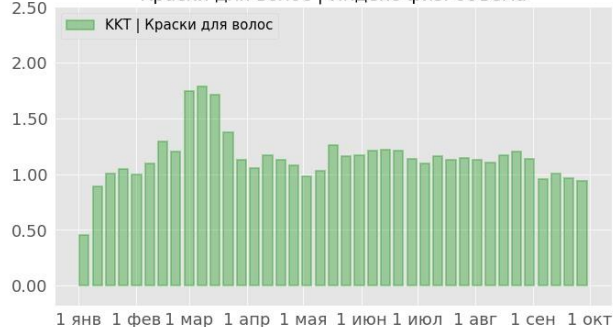
Шампуни | Индекс физ. объёма



Краски для волос | Ценовой индекс



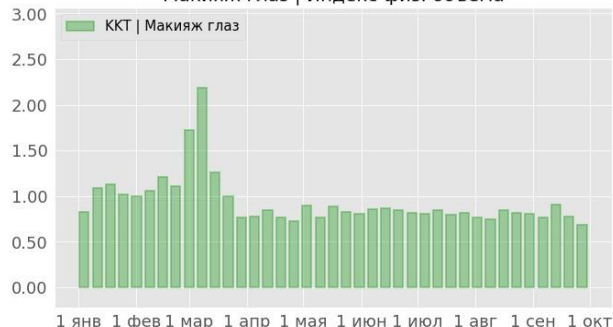
Краски для волос | Индекс физ. объёма



Макияж глаз | Ценовой индекс



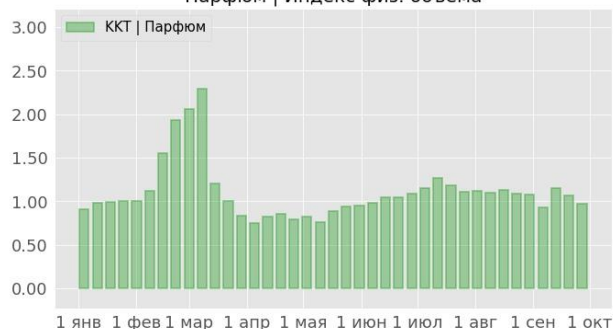
Макияж глаз | Индекс физ. объёма



Парфюм | Ценовой индекс



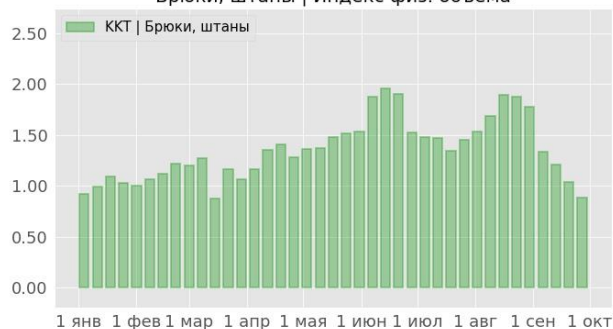
Парфюм | Индекс физ. объёма



Брюки, штаны | Ценовой индекс



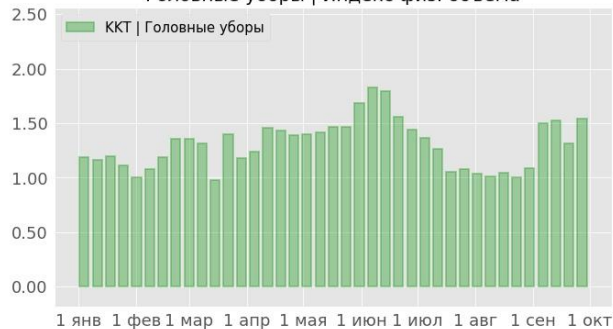
Брюки, штаны | Индекс физ. объёма



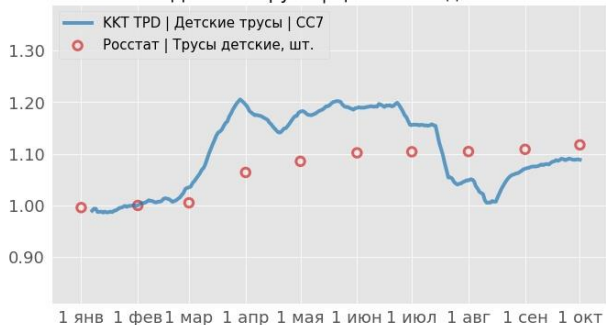
Головные уборы | Ценовой индекс



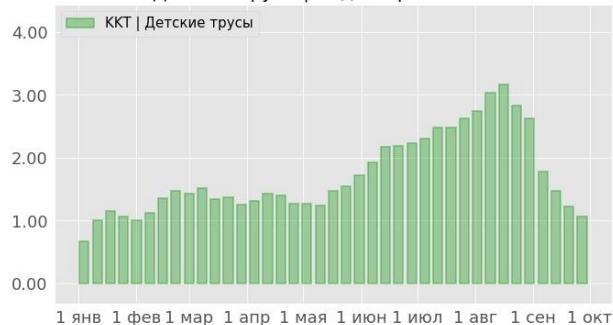
Головные уборы | Индекс физ. объёма



Детские трусы | Ценовой индекс



Детские трусы | Индекс физ. объёма



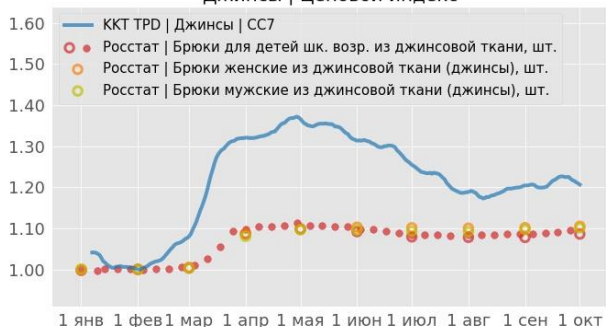
Джемперы, толстовки | Ценовой индекс



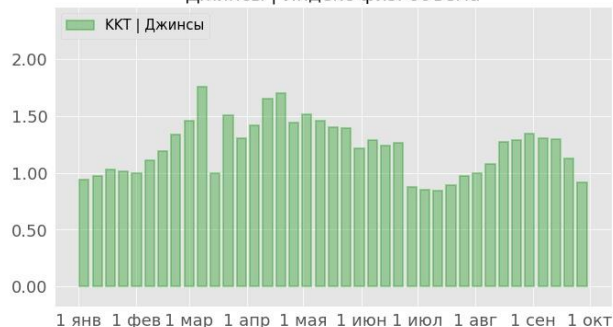
Джемперы, толстовки | Индекс физ. объёма



Джинсы | Ценовой индекс



Джинсы | Индекс физ. объёма



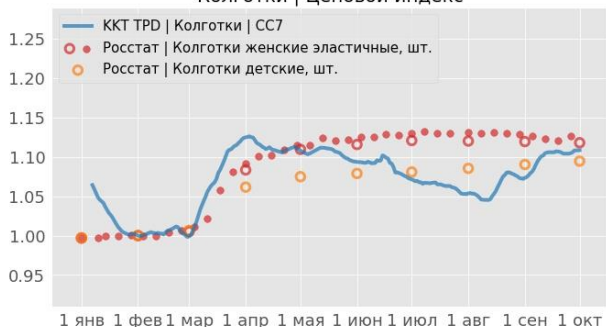
Женское нижнее белье | Ценовой индекс



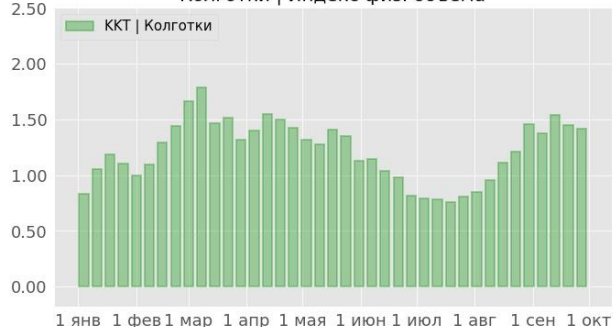
Женское нижнее белье | Индекс физ. объёма



Колготки | Ценовой индекс



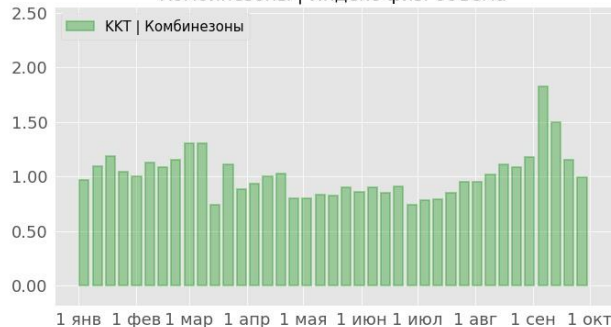
Колготки | Индекс физ. объёма



Комбинезоны | Ценовой индекс



Комбинезоны | Индекс физ. объёма



Куртки, пальто | Ценовой индекс



Куртки, пальто | Индекс физ. объёма



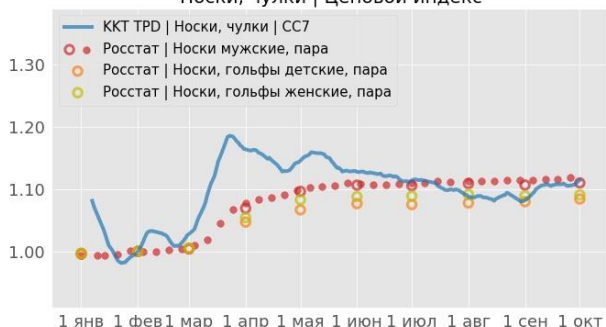
Мужские трусы | Ценовой индекс



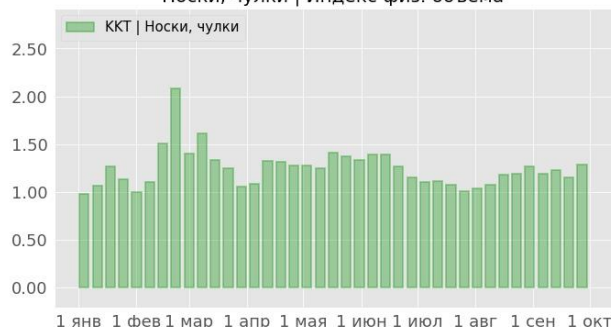
Мужские трусы | Индекс физ. объёма



Носки, чулки | Ценовой индекс



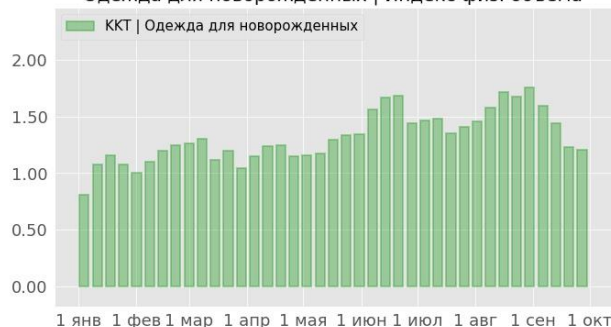
Носки, чулки | Индекс физ. объёма



Одежда для новорожденных | Ценовой индекс



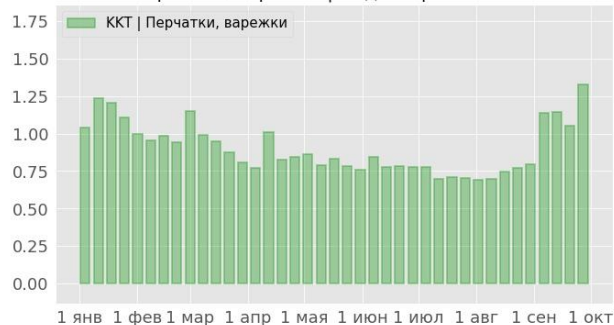
Одежда для новорожденных | Индекс физ. объёма



Перчатки, варежки | Ценовой индекс



Перчатки, варежки | Индекс физ. объема



Пиджаки, жакеты, жилеты | Ценовой индекс



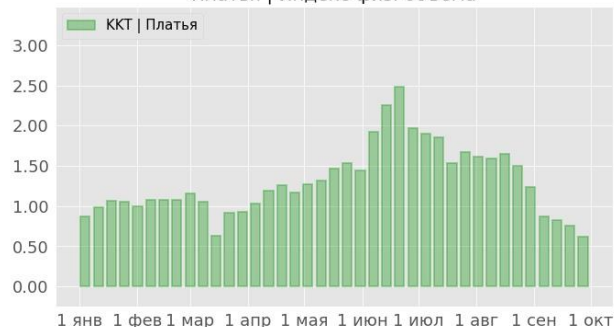
Пиджаки, жакеты, жилеты | Индекс физ. объема



Платья | Ценовой индекс



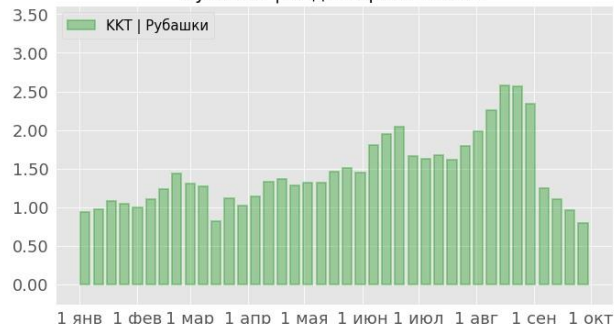
Платья | Индекс физ. объема



Рубашки | Ценовой индекс



Рубашки | Индекс физ. объема



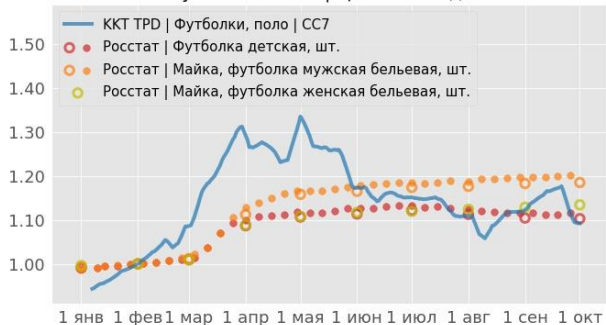
Спортивные костюмы | Ценовой индекс



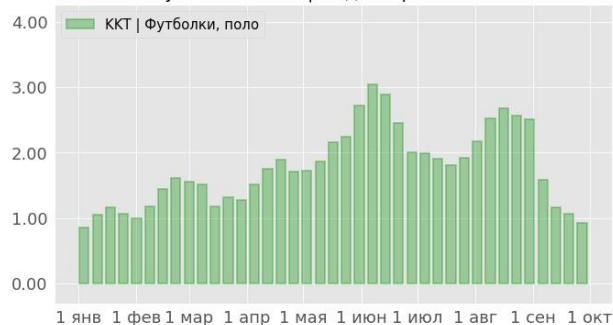
Спортивные костюмы | Индекс физ. объема



Футболки, поло | Ценовой индекс



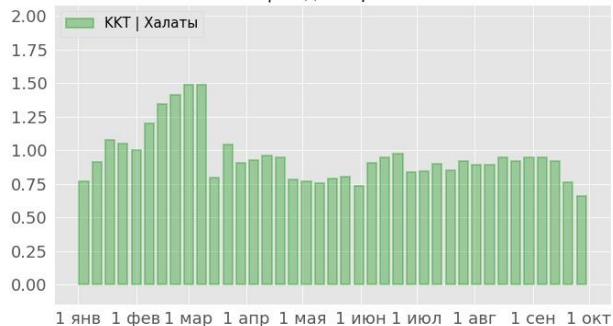
Футболки, поло | Индекс физ. объёма



Халаты | Ценовой индекс



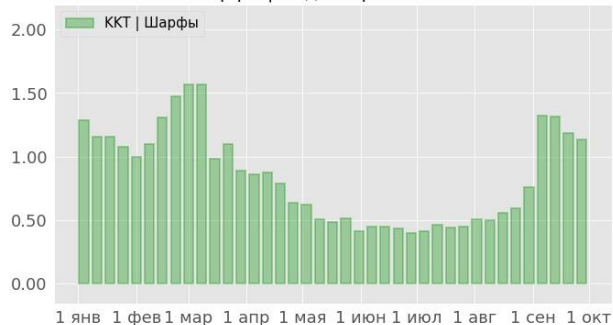
Халаты | Индекс физ. объёма



Шарфы | Ценовой индекс



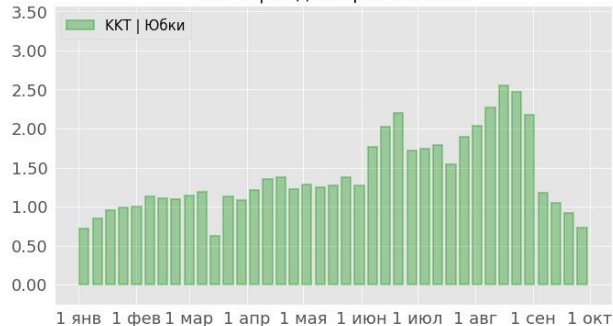
Шарфы | Индекс физ. объёма



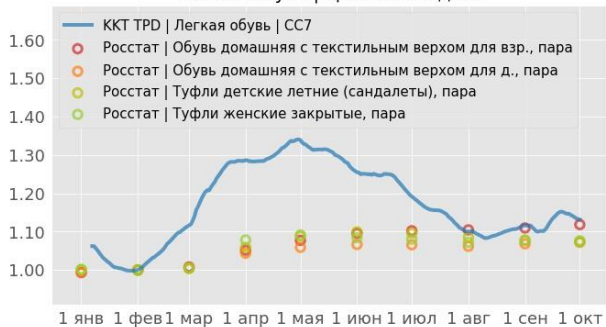
Юбки | Ценовой индекс



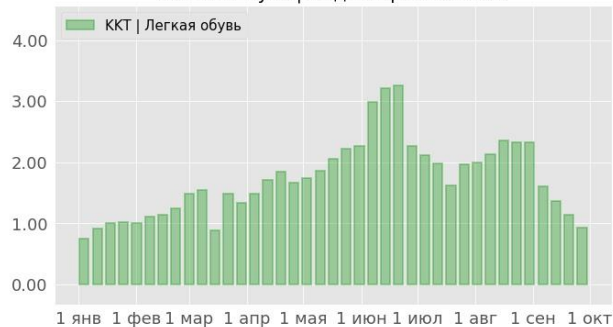
Юбки | Индекс физ. объёма



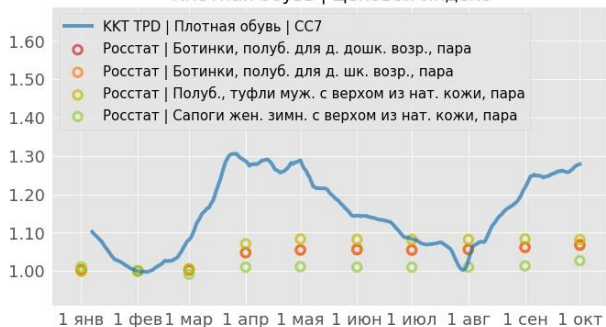
Легкая обувь | Ценовой индекс



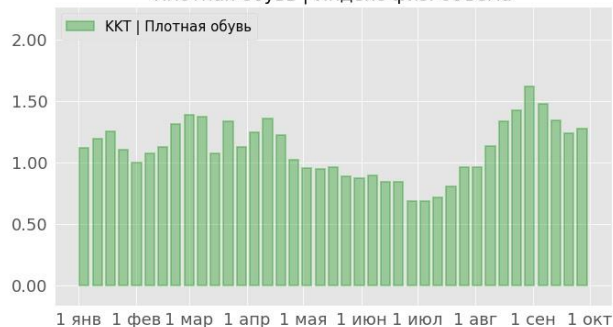
Легкая обувь | Индекс физ. объёма



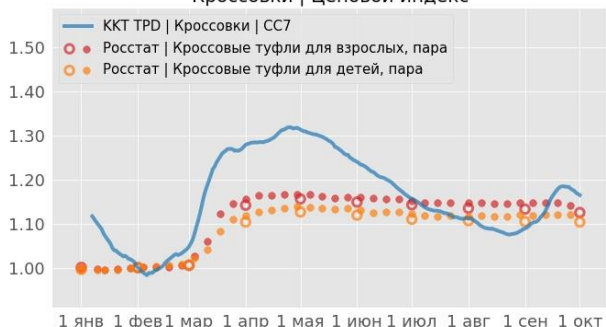
Плотная обувь | Ценовой индекс



Плотная обувь | Индекс физ. объёма



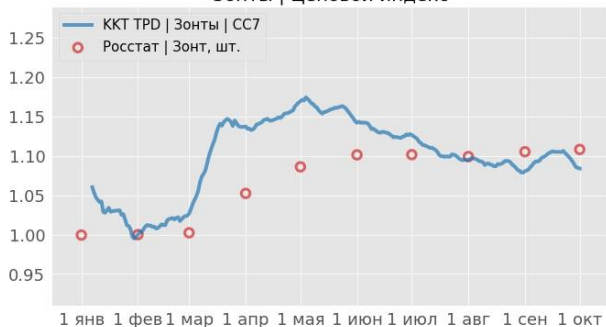
Кроссовки | Ценовой индекс



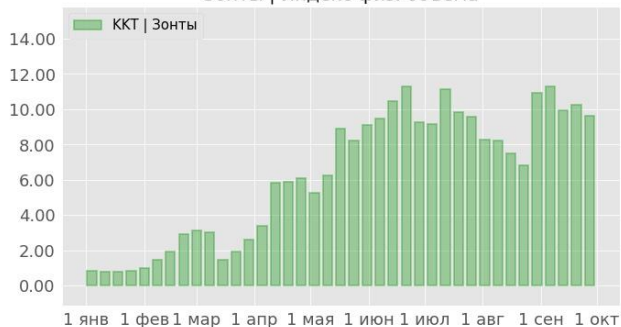
Кроссовки | Индекс физ. объёма



Зонты | Ценовой индекс



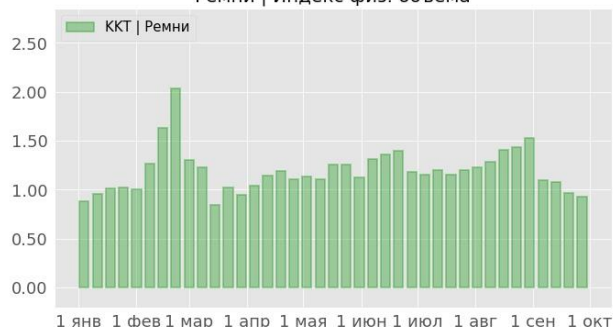
Зонты | Индекс физ. объёма



Ремни | Ценовой индекс



Ремни | Индекс физ. объёма



Рюкзаки | Ценовой индекс



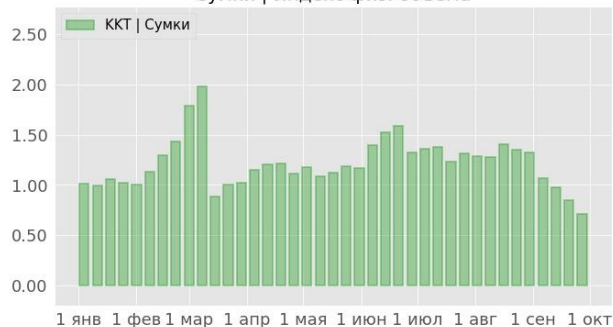
Рюкзаки | Индекс физ. объёма



Сумки | Ценовой индекс



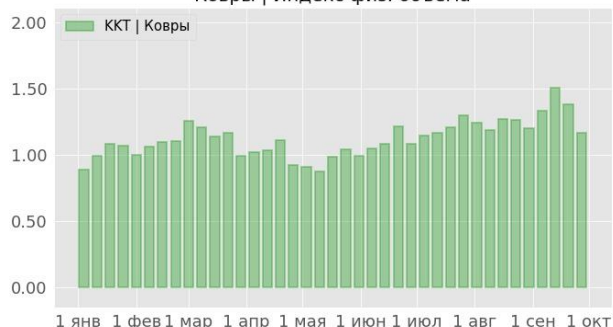
Сумки | Индекс физ. объёма



Ковры | Ценовой индекс



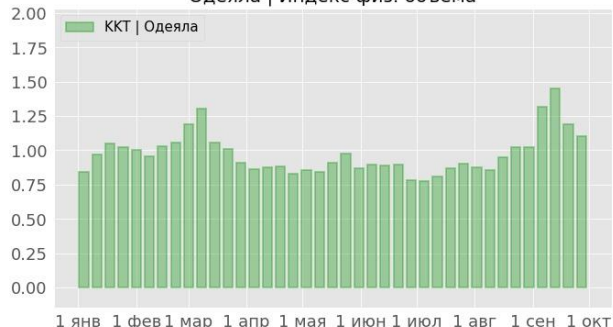
Ковры | Индекс физ. объёма



Одеяла | Ценовой индекс



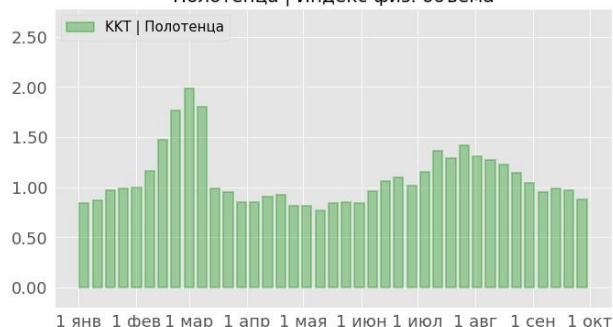
Одеяла | Индекс физ. объёма



Полотенца | Ценовой индекс



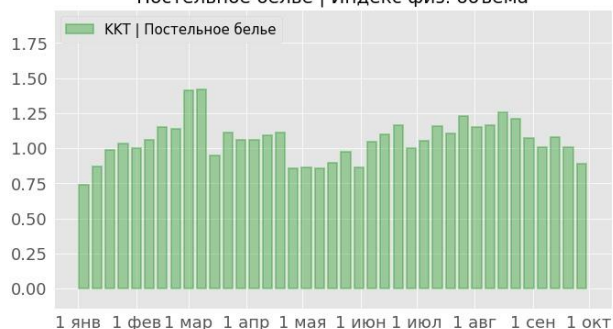
Полотенца | Индекс физ. объёма



Постельное белье | Ценовой индекс



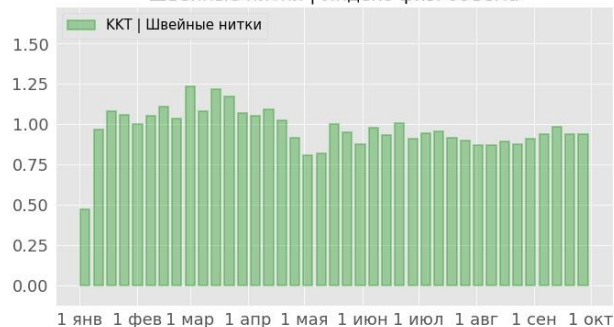
Постельное белье | Индекс физ. объёма



Швейные нитки | Ценовой индекс



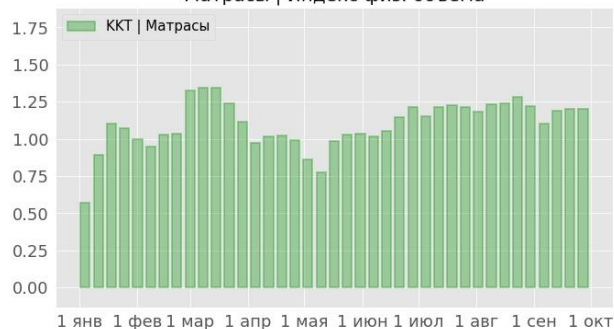
Швейные нитки | Индекс физ. объёма



Матрасы | Ценовой индекс



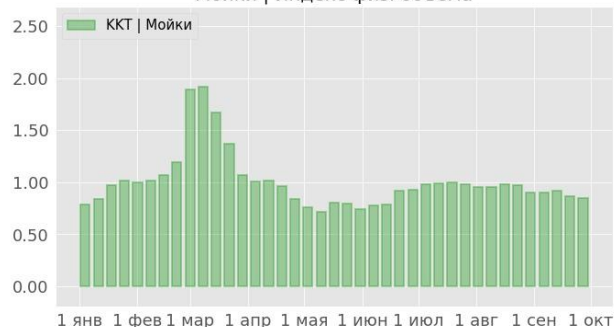
Матрасы | Индекс физ. объёма



Мойки | Ценовой индекс



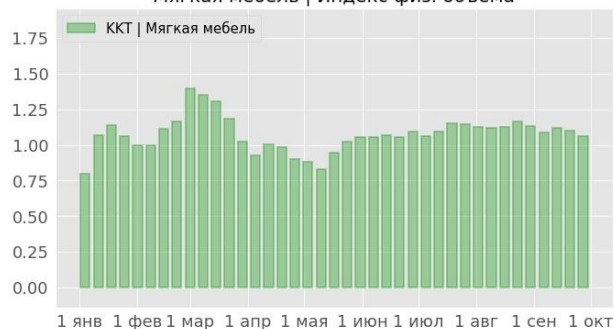
Мойки | Индекс физ. объёма



Мягкая мебель | Ценовой индекс



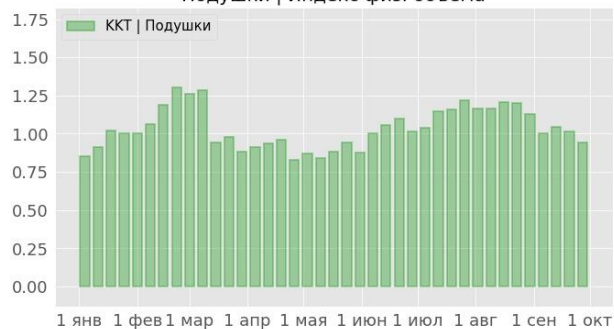
Мягкая мебель | Индекс физ. объёма



Подушки | Ценовой индекс



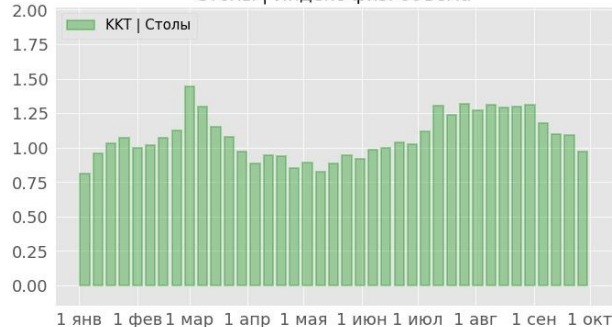
Подушки | Индекс физ. объёма



Столы | Ценовой индекс



Столы | Индекс физ. объёма



Стулья, кресла, табуреты | Ценовой индекс



Стулья, кресла, табуреты | Индекс физ. объёма



Шкафы, стеллажи | Ценовой индекс



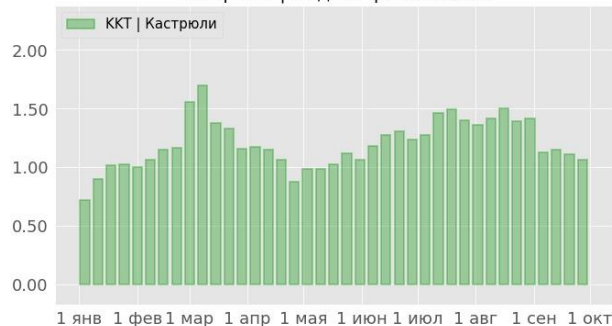
Шкафы, стеллажи | Индекс физ. объёма



Кастриули | Ценовой индекс



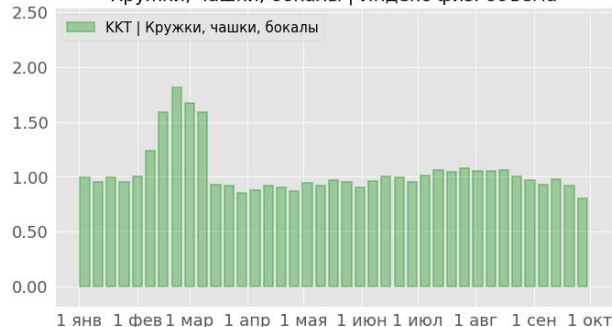
Кастриули | Индекс физ. объёма



Кружки, чашки, бокалы | Ценовой индекс



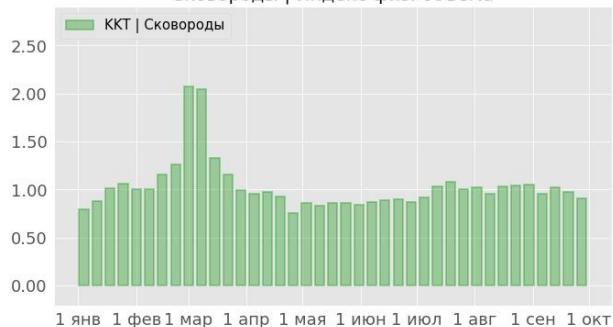
Кружки, чашки, бокалы | Индекс физ. объёма



Сковороды | Ценовой индекс



Сковороды | Индекс физ. объёма



Столовые приборы | Ценовой индекс



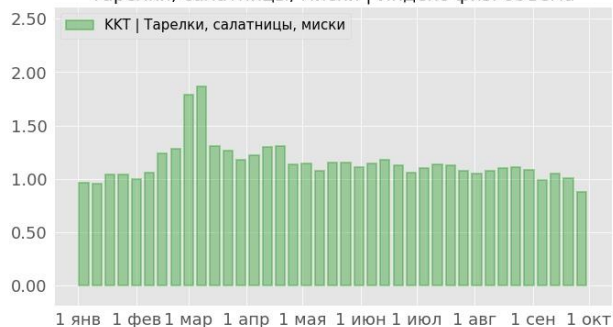
Столовые приборы | Индекс физ. объёма



Тарелки, салатницы, миски | Ценовой индекс



Тарелки, салатницы, миски | Индекс физ. объёма



Блендеры, миксеры | Ценовой индекс



Блендеры, миксеры | Индекс физ. объёма



Микроволновые печи | Ценовой индекс



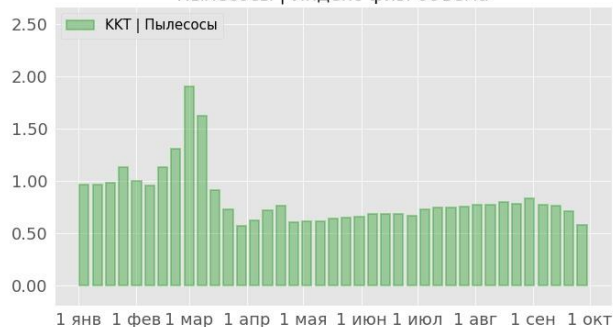
Микроволновые печи | Индекс физ. объёма



Пылесосы | Ценовой индекс



Пылесосы | Индекс физ. объёма



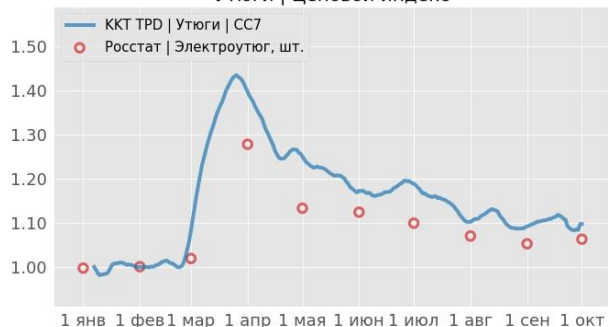
Стиральные машины | Ценовой индекс



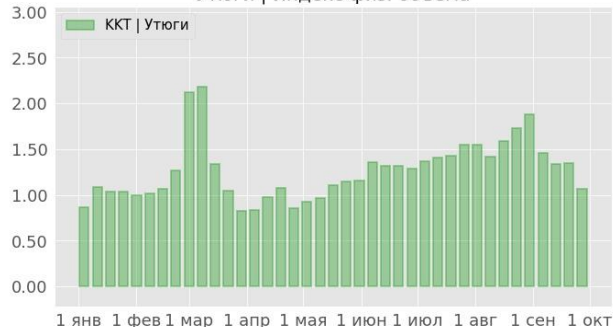
Стиральные машины | Индекс физ. объёма



Утюги | Ценовой индекс



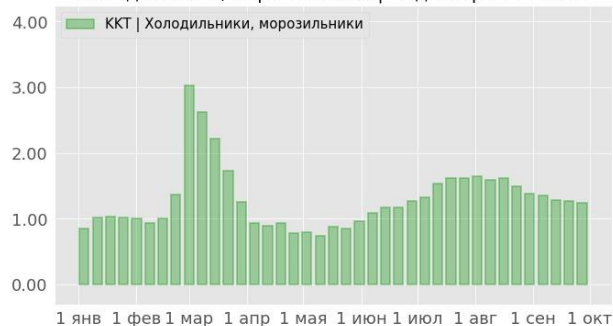
Утюги | Индекс физ. объёма



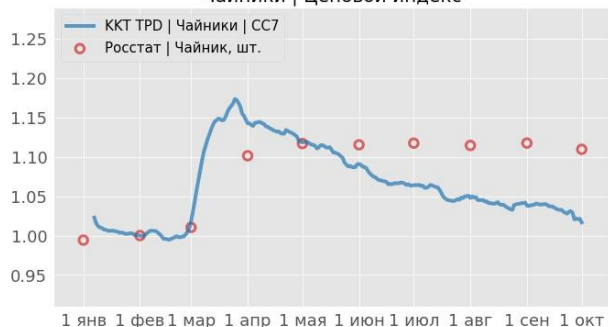
Холодильники, морозильники | Ценовой индекс



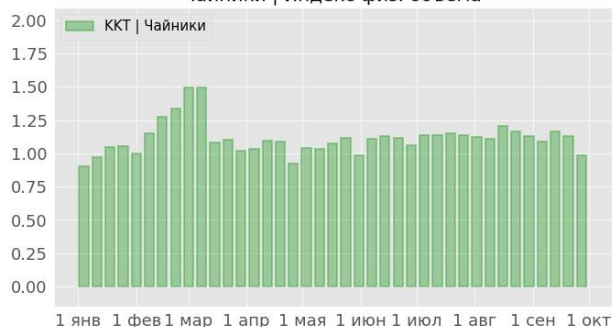
Холодильники, морозильники | Индекс физ. объёма



Чайники | Ценовой индекс



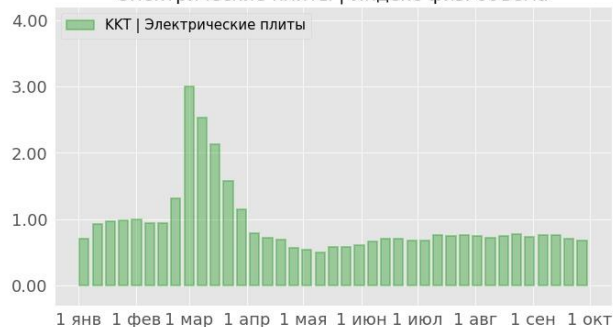
Чайники | Индекс физ. объёма



Электрические плиты | Ценовой индекс



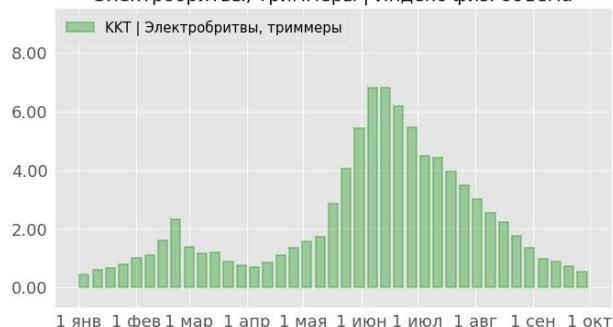
Электрические плиты | Индекс физ. объёма



Электробритвы, триммеры | Ценовой индекс



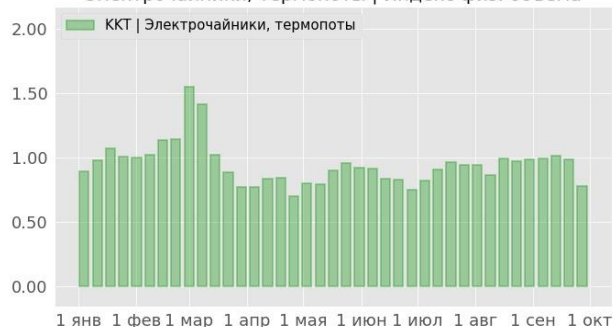
Электробритвы, триммеры | Индекс физ. объёма



Электрочайники, термopotы | Ценовой индекс



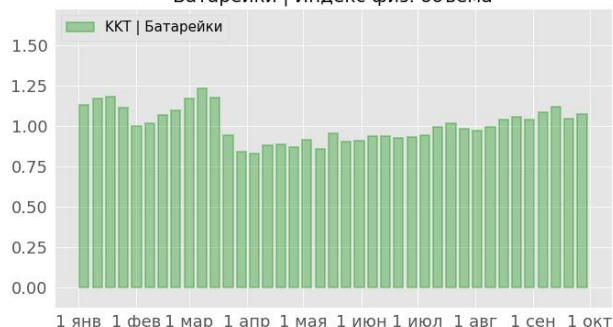
Электрочайники, термopotы | Индекс физ. объёма



Батарейки | Ценовой индекс



Батарейки | Индекс физ. объёма



Кнопочные телефоны | Ценовой индекс



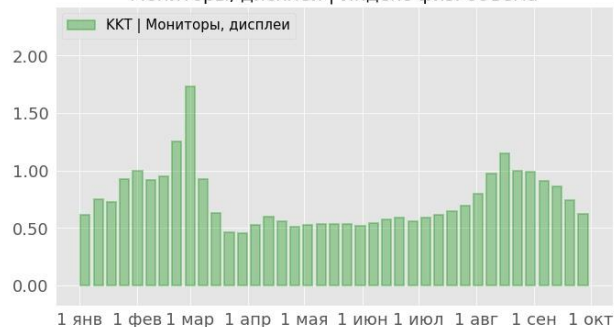
Кнопочные телефоны | Индекс физ. объёма



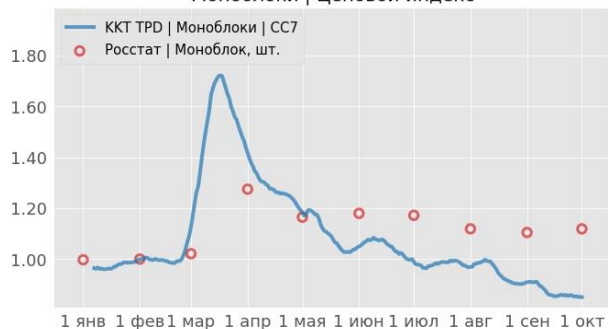
Мониторы, дисплеи | Ценовой индекс



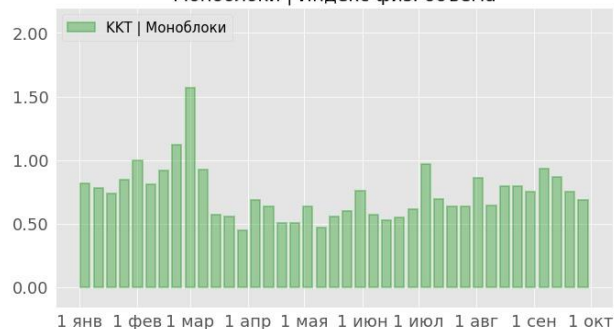
Мониторы, дисплеи | Индекс физ. объёма



Моноблоки | Ценовой индекс



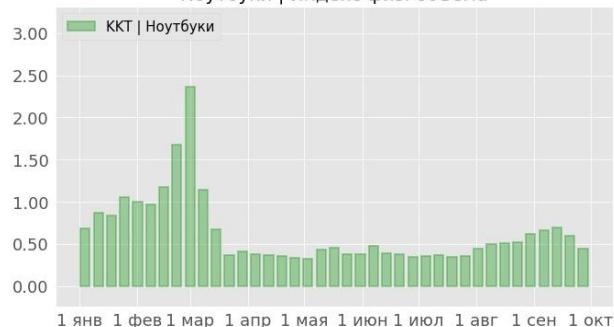
Моноблоки | Индекс физ. объёма



Ноутбуки | Ценовой индекс



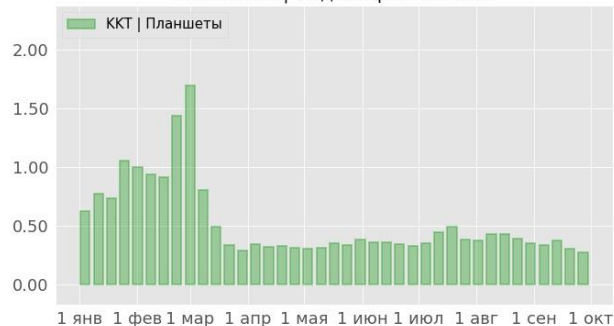
Ноутбуки | Индекс физ. объёма



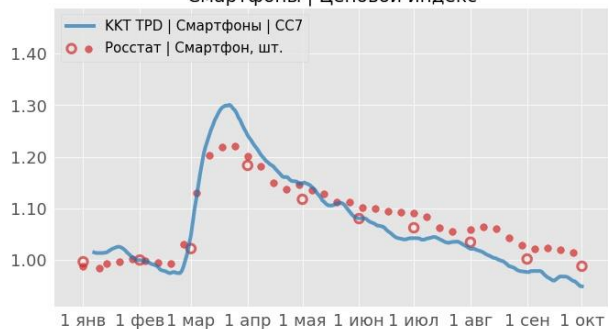
Планшеты | Ценовой индекс



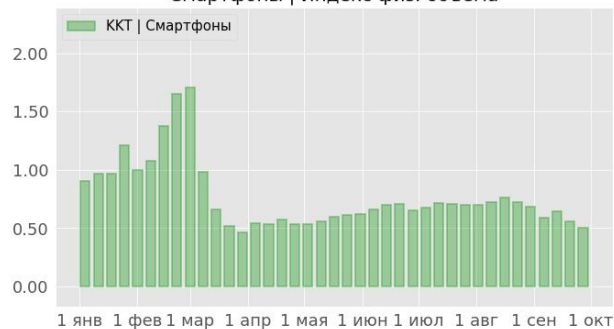
Планшеты | Индекс физ. объёма



Смартфоны | Ценовой индекс



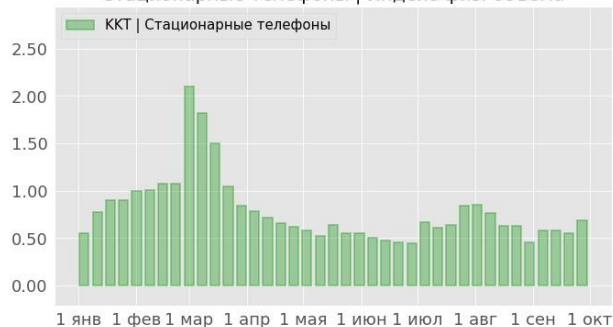
Смартфоны | Индекс физ. объёма



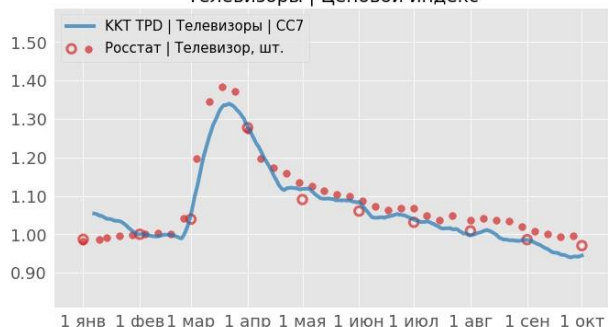
Стационарные телефоны | Ценовой индекс



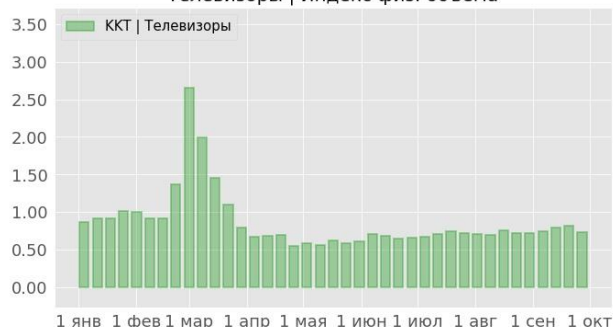
Стационарные телефоны | Индекс физ. объёма



Телевизоры | Ценовой индекс



Телевизоры | Индекс физ. объёма



Умные часы, браслеты | Ценовой индекс



Умные часы, браслеты | Индекс физ. объёма



Флешки, карты памяти | Ценовой индекс



Флешки, карты памяти | Индекс физ. объёма



Дрели, шуруповерты, перфораторы | Ценовой индекс



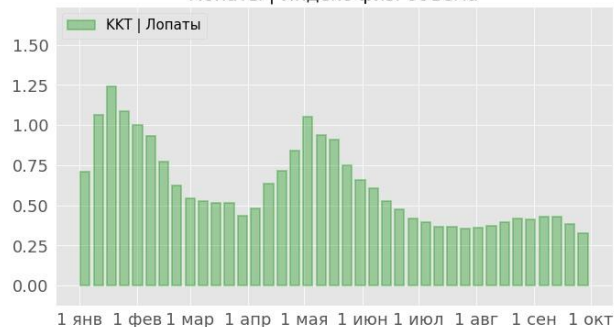
Дрели, шуруповерты, перфораторы | Индекс физ. объёма



Лопаты | Ценовой индекс



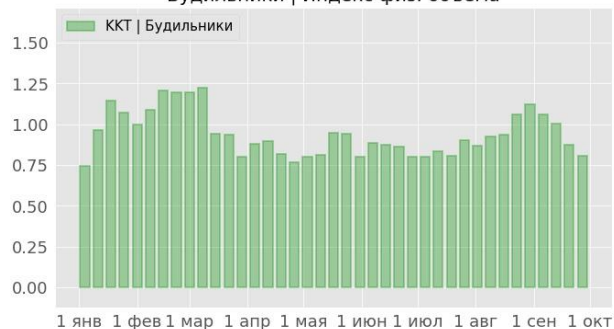
Лопаты | Индекс физ. объёма



Будильники | Ценовой индекс



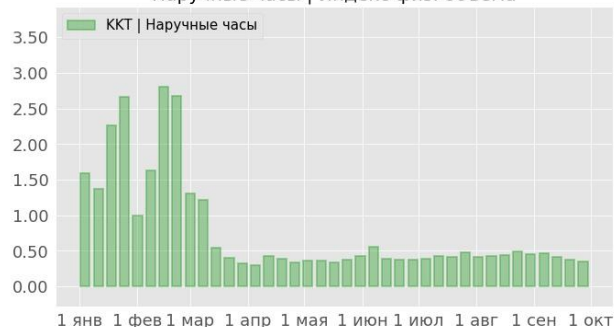
Будильники | Индекс физ. объёма



Наручные часы | Ценовой индекс



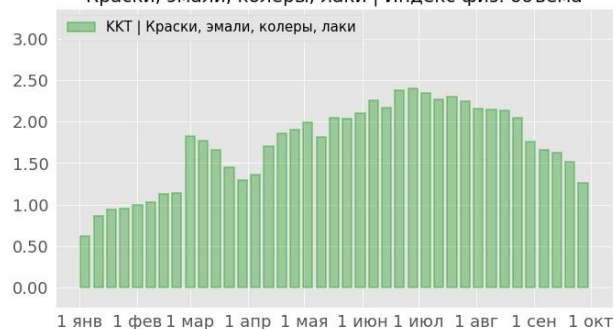
Наручные часы | Индекс физ. объёма



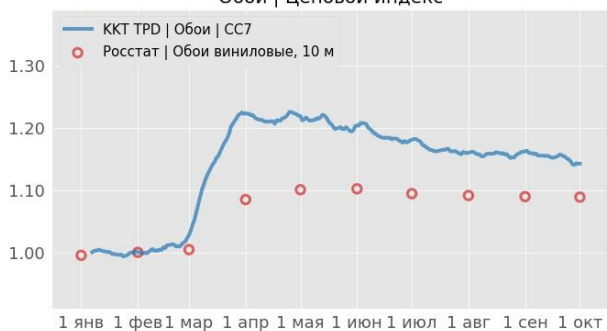
Краски, эмали, колеры, лаки | Ценовой индекс



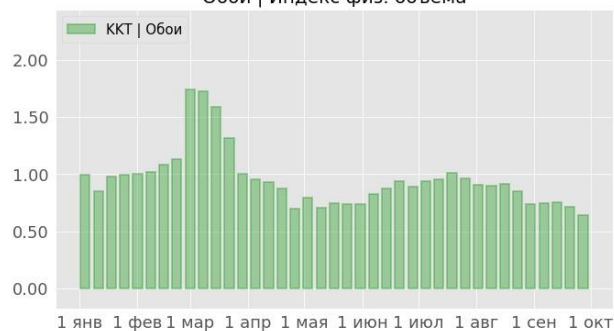
Краски, эмали, колеры, лаки | Индекс физ. объёма



Обои | Ценовой индекс



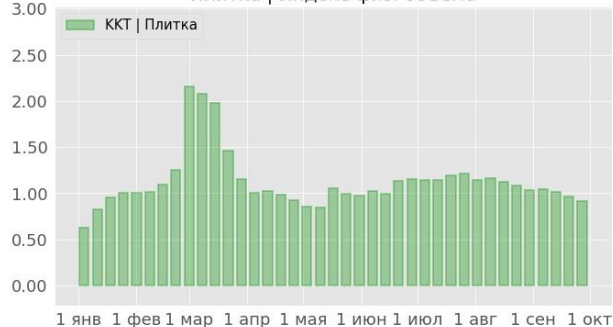
Обои | Индекс физ. объёма



Плитка | Ценовой индекс



Плитка | Индекс физ. объёма



Альбомы, блокноты | Ценовой индекс



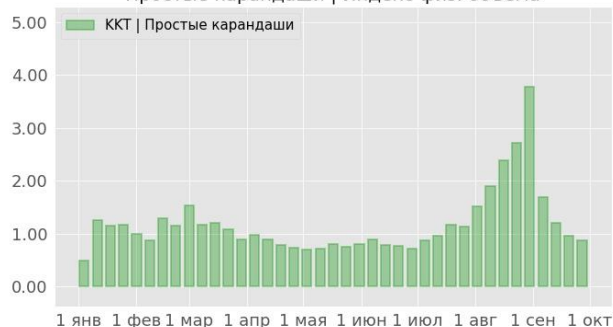
Альбомы, блокноты | Индекс физ. объёма



Простые карандаши | Ценовой индекс



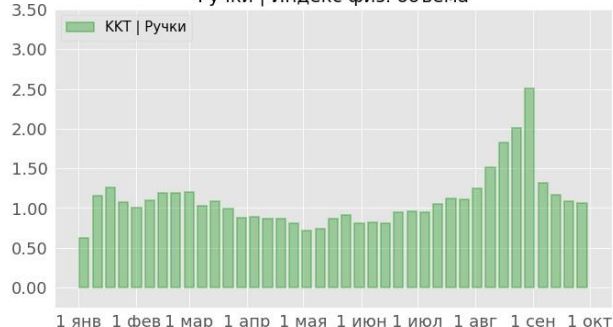
Простые карандаши | Индекс физ. объёма



Ручки | Ценовой индекс



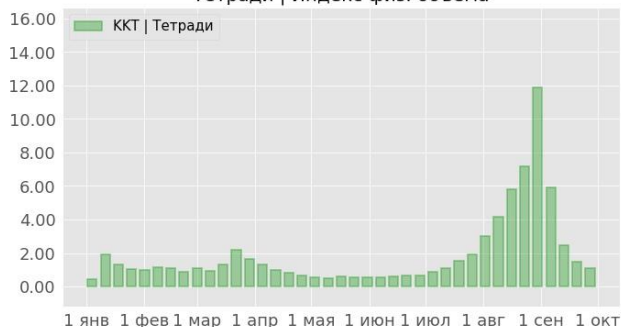
Ручки | Индекс физ. объёма

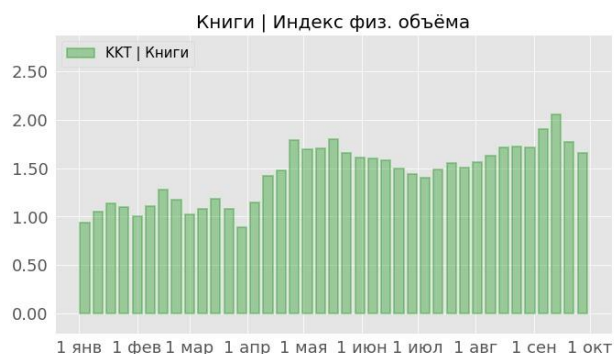
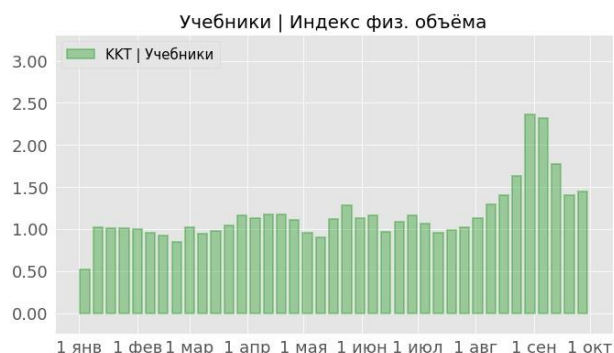
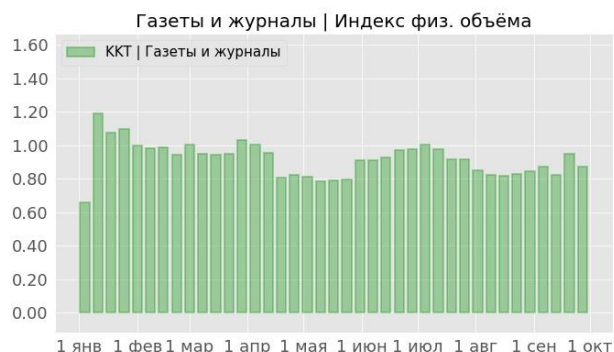
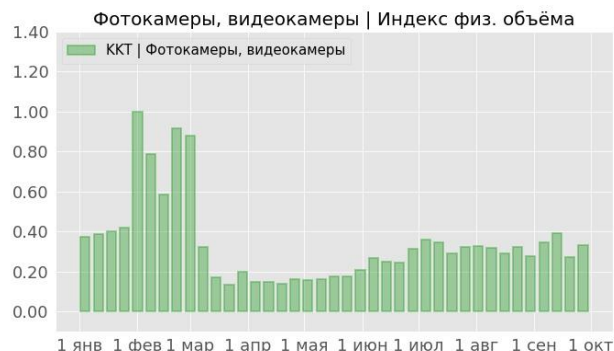
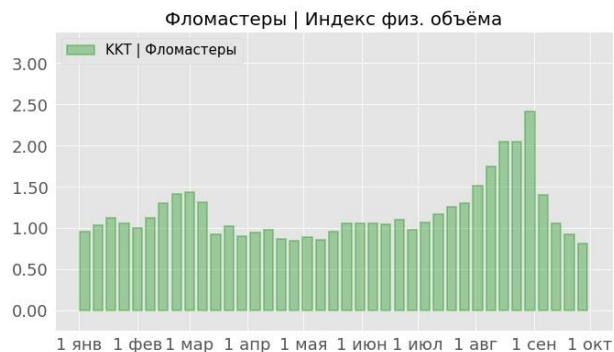
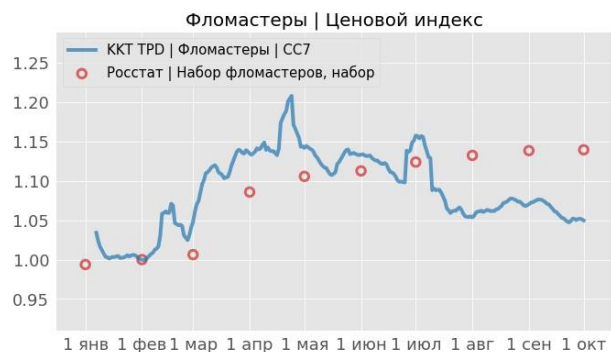


Тетради | Ценовой индекс

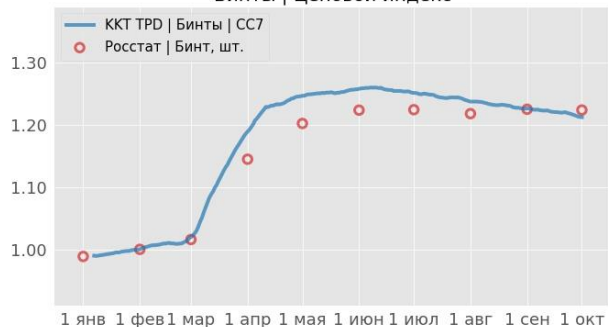


Тетради | Индекс физ. объёма

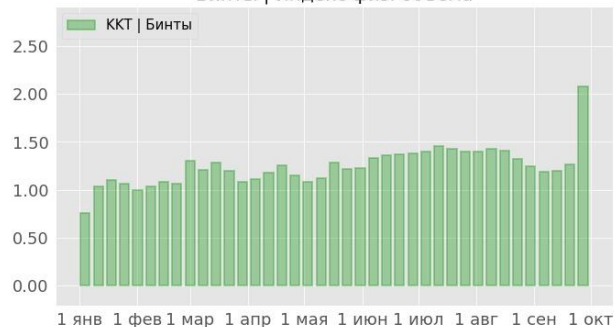




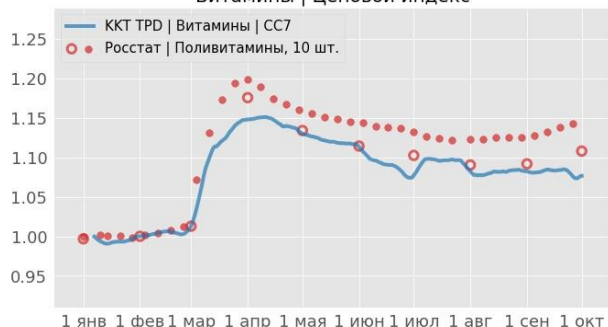
Бинты | Ценовой индекс



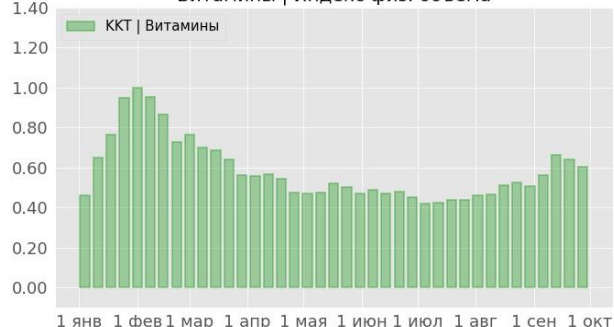
Бинты | Индекс физ. объёма



Витамины | Ценовой индекс



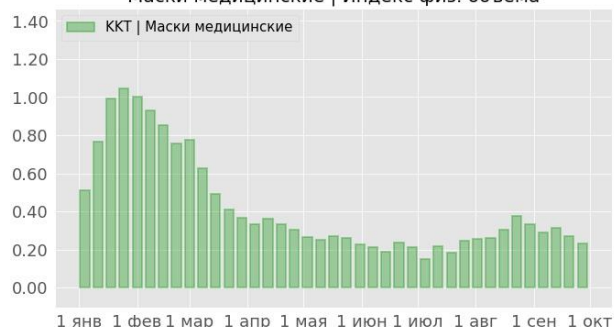
Витамины | Индекс физ. объёма



Маски медицинские | Ценовой индекс



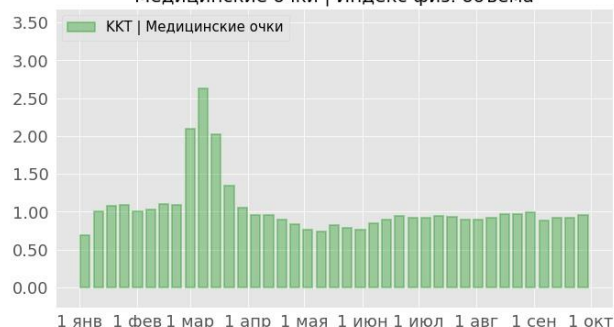
Маски медицинские | Индекс физ. объёма



Медицинские очки | Ценовой индекс



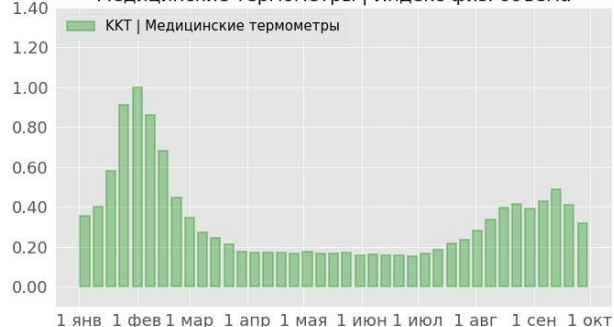
Медицинские очки | Индекс физ. объёма



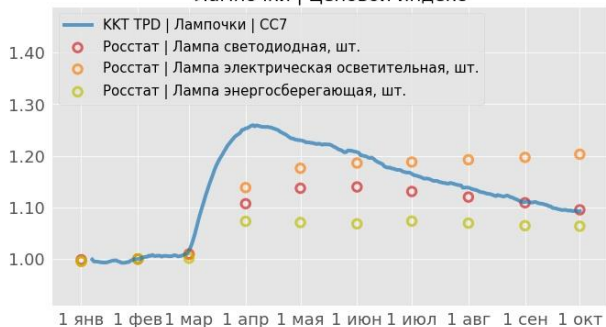
Медицинские термометры | Ценовой индекс



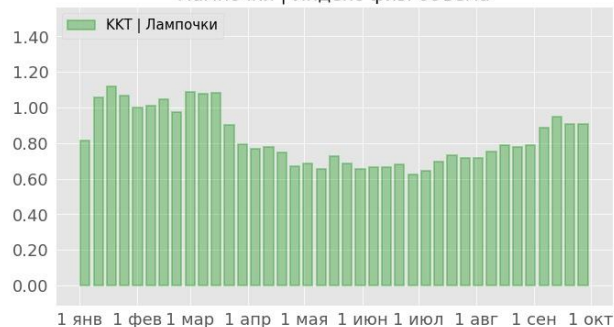
Медицинские термометры | Индекс физ. объёма



Лампочки | Ценовой индекс



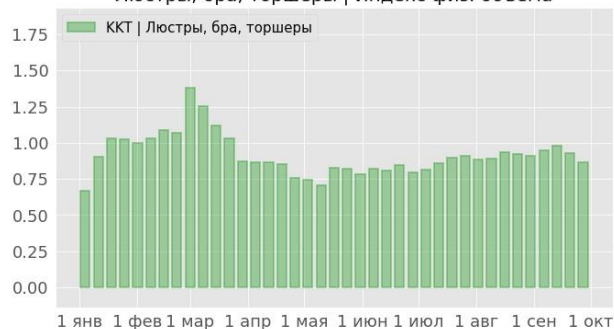
Лампочки | Индекс физ. объёма



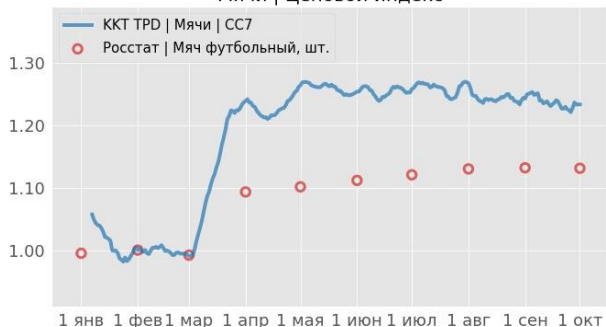
Люстры, бра, торшеры | Ценовой индекс



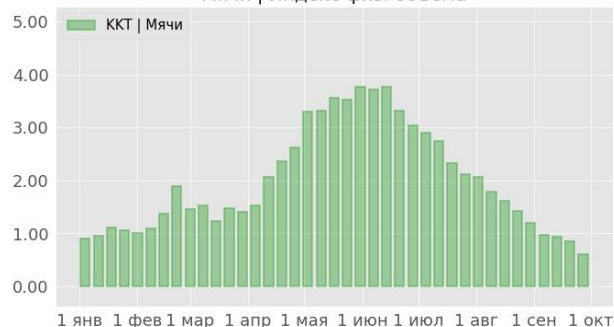
Люстры, бра, торшеры | Индекс физ. объёма



Мячи | Ценовой индекс



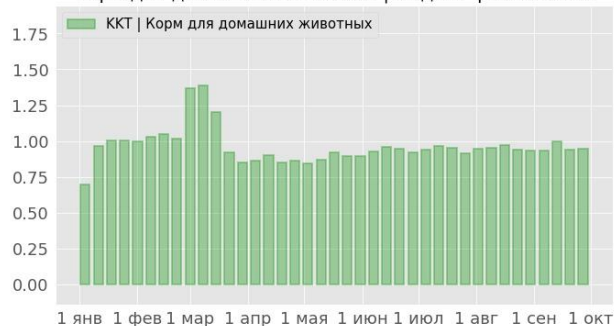
Мячи | Индекс физ. объёма



Корм для домашних животных | Ценовой индекс



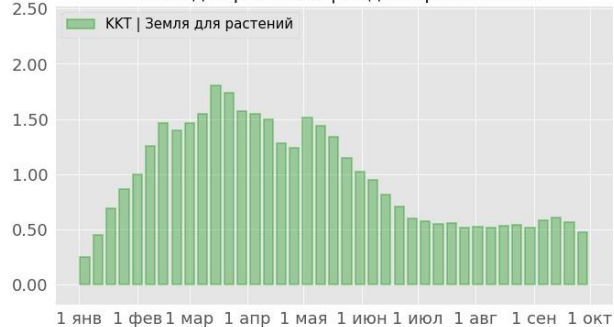
Корм для домашних животных | Индекс физ. объёма

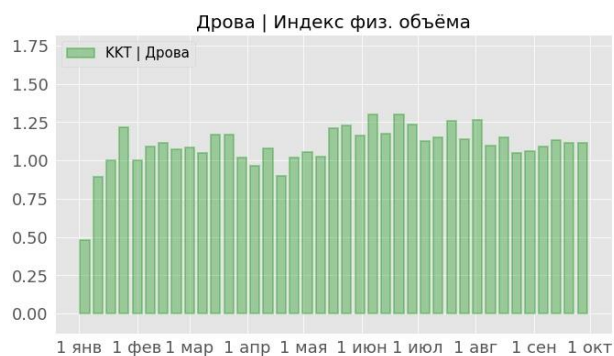
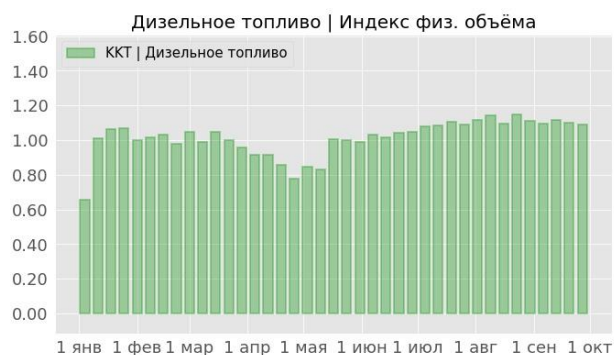
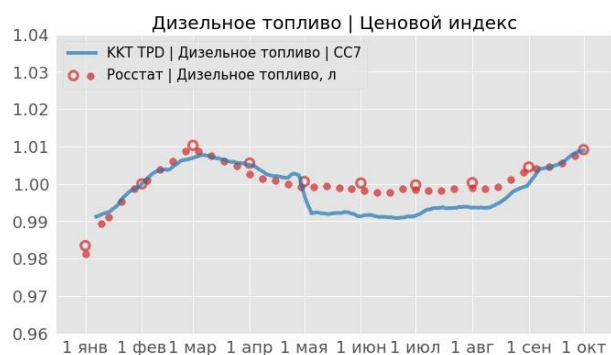
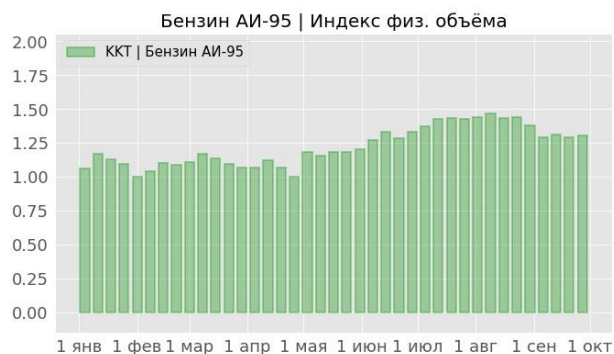
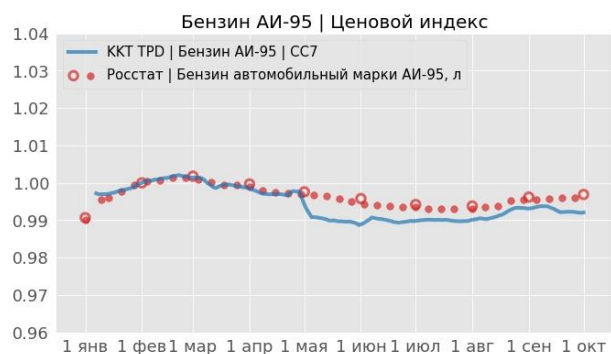
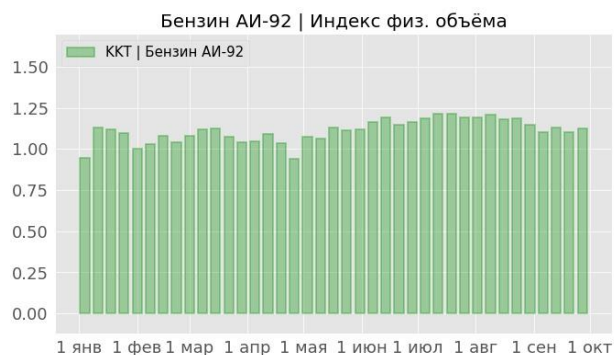
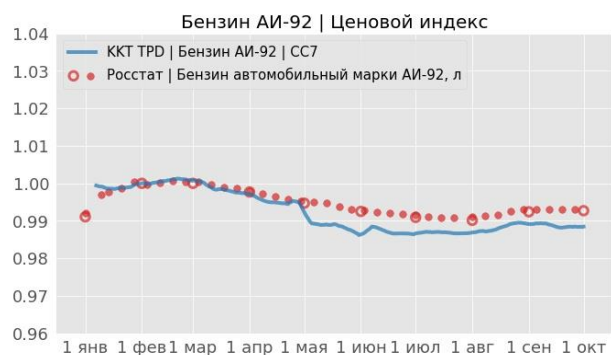
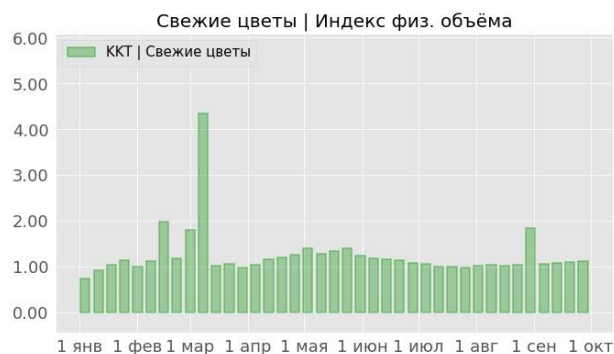


Земля для растений | Ценовой индекс



Земля для растений | Индекс физ. объёма

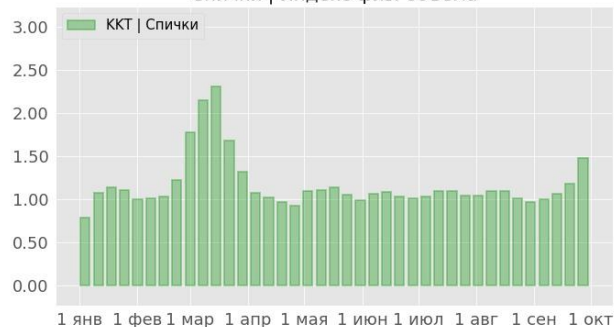




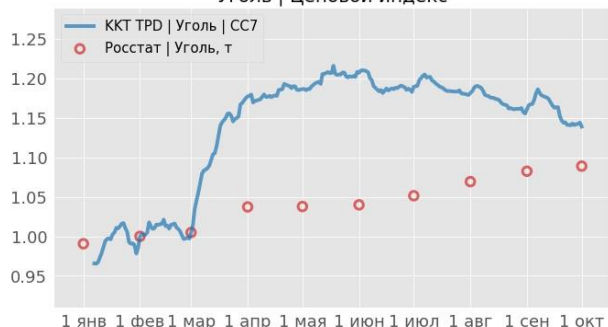
Спички | Ценовой индекс



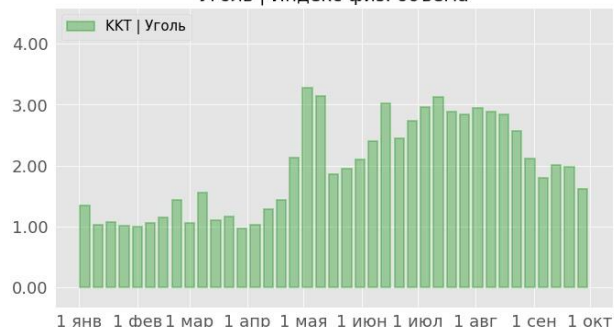
Спички | Индекс физ. объёма



Уголь | Ценовой индекс



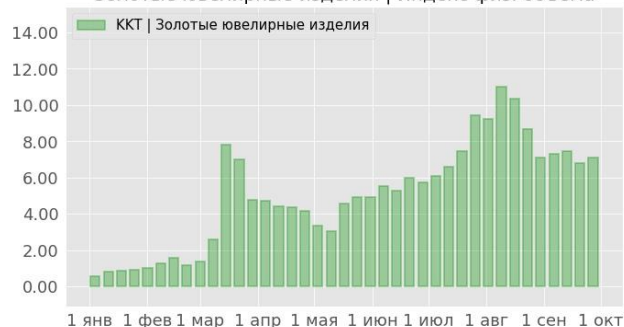
Уголь | Индекс физ. объёма



Золотые ювелирные изделия | Ценовой индекс



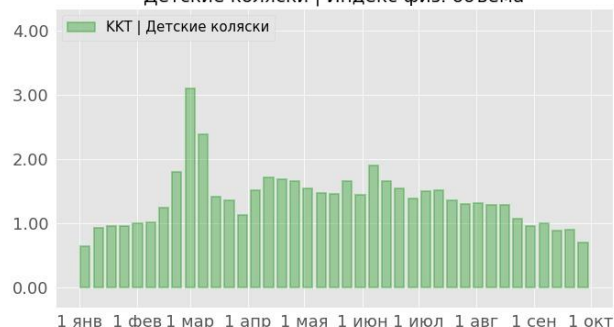
Золотые ювелирные изделия | Индекс физ. объёма



Детские коляски | Ценовой индекс



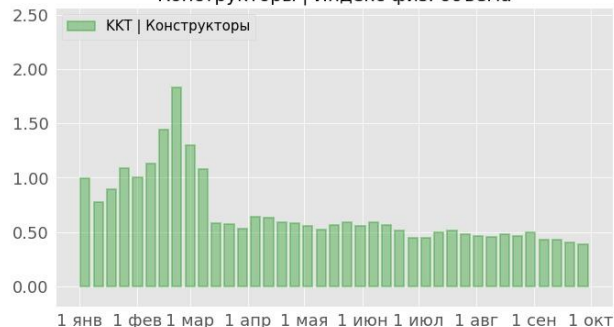
Детские коляски | Индекс физ. объёма



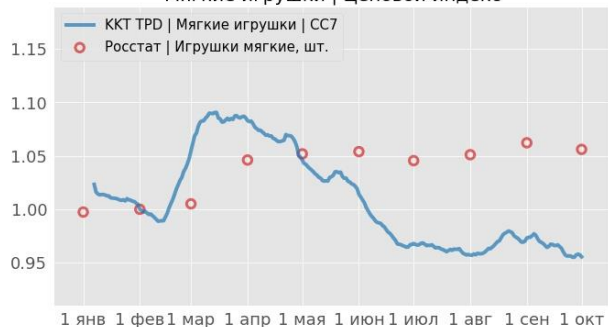
Конструкторы | Ценовой индекс



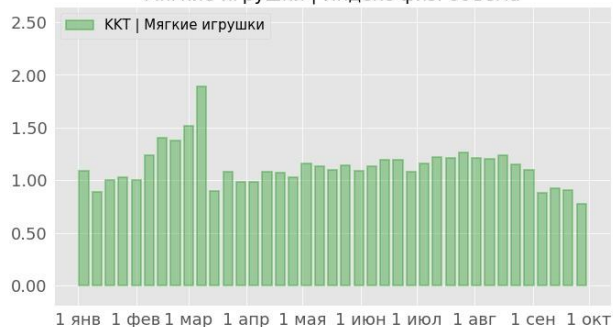
Конструкторы | Индекс физ. объёма



Мягкие игрушки | Ценовой индекс



Мягкие игрушки | Индекс физ. объёма



Плассмассовые игрушки | Ценовой индекс



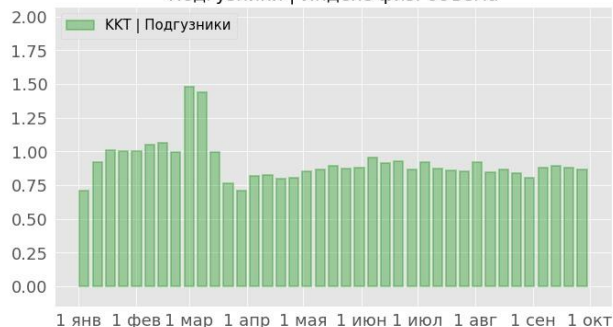
Плассмассовые игрушки | Индекс физ. объёма



Подгузники | Ценовой индекс



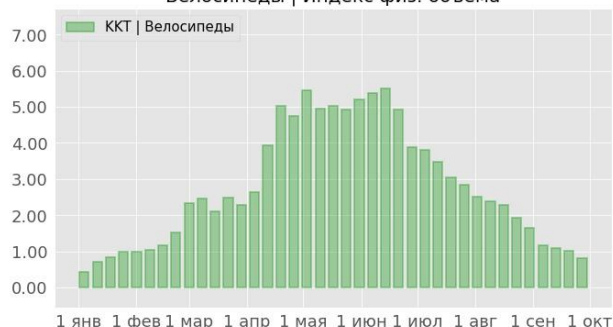
Подгузники | Индекс физ. объёма



Велосипеды | Ценовой индекс



Велосипеды | Индекс физ. объёма



Автомобильные шины | Ценовой индекс



Автомобильные шины | Индекс физ. объёма

