

УДК 330.4 JEL C02

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (физико-математические науки, экономические науки)

СЕЗОННАЯ КОРРЕКТИРОВКА КАК ИСТОЧНИК ЛОЖНЫХ СИГНАЛОВ: ЭМПИРИЧЕСКИЕ ДОКАЗАТЕЛЬСТВА НА ДАННЫХ РОССИЙСКОГО ПРОДОВОЛЬСТВЕННОГО РЫНКА

Василенко Андрей Игоревич
Ассистент
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина», Краснодар, Россия

Попова Елена Витальевна
доктор экономических наук, профессор
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина»

В статье исследуется проблема возникновения артефактов при проведении сезонной корректировки экономических временных рядов в окрестности кризисных шоков. Актуальность исследования обусловлена необходимостью мониторинга краткосрочных тенденций в условиях высокой волатильности цен, однако стандартные алгоритмы декомпозиции могут исказить реальную картину, генерируя ложные сигналы о второй волне кризиса или преждевременном восстановлении. Цель работы заключается в эмпирической проверке гипотезы В.А. Бессонова о «слепой зоне» мониторинга на примере месячных данных цен производителей на социально значимые товары такие как гречка, картофель и пшено за период 2010 – 2023 гг. В качестве инструментария использованы два метода различной природы: параметрический алгоритм X-13-ARIMA-SEATS, реализованный через процедуру STL – Seasonal-Trend decomposition using LOESS, согласно методике Банка России, и непараметрический метод Четверикова с экспоненциальным сглаживанием по Хольту. Результаты анализа показали, что оба метода подвержены эффекту Гиббса: в периоды резких изменений уровня ряда в кризисные периоды 2010 – 2011, 2014 – 2015, 2022 гг. оценка сезонной компоненты искажается, что приводит к возникновению фиктивных афтершоков в сезонно скорректированном ряде. Выявлено, что масштаб искажений может достигать 10 – 15% от величины шока, а зона неопределенности сохраняется в течение 2 – 3 лет после кульминации кризиса. Сделан вывод о необходимости использования непрямого подхода агрегирования и привлечения экспертной информации при анализе тенденций в

UDC 330.4 JEL C02

5.2.2. "Mathematical, statistical and instrumental methods in economics" (physical and mathematical sciences, economic sciences)

SEASONAL ADJUSTMENT AS A SOURCE OF SPURIOUS SIGNALS: EMPIRICAL EVIDENCE FROM THE RUSSIAN FOOD MARKET

Vasilenko Andrey Igorevich
Assistant
Kuban State Agrarian University named after I. T. Trubilin, Krasnodar, Russia

Popova Elena Vitalievna
Doctor of Economics, Professor
Kuban State Agrarian University named after I. T. Trubilin

The article investigates the problem of artifacts arising during seasonal adjustment of economic time series in the vicinity of crisis shocks. The relevance of the study is due to the need to monitor short-term trends in conditions of high price volatility; however, standard decomposition algorithms can distort the real picture, generating false signals about a second wave of crisis or premature recovery. The aim of the work is to empirically test V.A. Bessonov's hypothesis about the "blind zone" of monitoring using the example of monthly producer price data for socially significant goods such as buckwheat, potatoes and millet for the period 2010 – 2023. Two methods of different nature were used as tools: the parametric algorithm X-13-ARIMA-SEATS implemented with usage of STL – Seasonal-Trend decomposition using LOESS, according to the Bank of Russia methodology, and the non-parametric Chetverikov method with Holt exponential smoothing. The analysis results showed that both methods are subject to the Gibbs effect: during periods of sharp changes in the series level of crises of 2010 – 2011, 2014 – 2015, 2022 years, the estimate of the seasonal component is distorted, leading to the occurrence of fictitious aftershocks in the seasonally adjusted series. It was revealed that the scale of distortions can reach 10 – 15% of the shock value, and the uncertainty zone persists for 2 – 3 years after the crisis culmination. A conclusion is made about the need to use an indirect approach to aggregation and attract expert information when analyzing trends in the post-crisis period

посткризисный период

Ключевые слова: СЕЗОННАЯ
КОРРЕКТИРОВКА, ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ,
ЭКОНОМИЧЕСКИЙ КРИЗИС, ЭФФЕКТ
ГИББСА, МЕТОД ЧЕТВЕРИКОВА

Keywords: SEASONAL ADJUSTMENT, TIME
SERIES, ECONOMIC CRISIS, GIBBS EFFECT,
CHETVERIKOV METHOD

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-218-020>

Введение.

Актуальность исследования краткосрочных тенденций экономической динамики обусловлена необходимостью принятия оперативных решений в условиях высокой волатильности рынков. Особенно остро эта проблема проявляется в секторах, подверженных значительным сезонным колебаниям, к которым относится продовольственный рынок Российской Федерации. Для корректной идентификации трендов и циклических компонент в таких данных необходима процедура сезонной корректировки – элиминирование систематических внутригодовых колебаний, обусловленных природно-климатическими факторами, ритмичностью производственных процессов и другими причинами [1].

Однако, как показал В.А. Бессонов [2], сама процедура сезонной корректировки может становиться источником искажений, порождающих ложные сигналы о краткосрочных тенденциях. В окрестности экономических кризисов, когда временные ряды демонстрируют резкие изменения уровня, стандартные алгоритмы декомпозиции могут «пропускать» кризисную флуктуацию в оценку сезонной компоненты. При последующем удалении этой искажённой сезонности из исходного ряда возникают фиктивные форшоки и афтершоки – волнообразные искажения, имитирующие предвестники кризиса или его повторные волны. Данный эффект, родственен явлению Гиббса в теории линейной фильтрации, создаёт «слепую зону» мониторинга продолжительностью 2 – 3 года после

<http://ej.kubagro.ru/2026/04/pdf/20.pdf>

кульминации кризиса, в пределах которой идентификация поворотных точек крайне затруднена [3].

Несмотря на теоретическую проработку проблемы, эмпирическая проверка гипотезы Бессонова на современных российских данных о ценах на продовольственные товары остаётся недостаточно изученной. Большинство исследований либо фокусируются на методологических аспектах сезонной корректировки [4], либо применяют единичные алгоритмы без сравнительного анализа [2]. При этом практическая значимость проблемы высока: искажённые оценки краткосрочных тенденций могут влиять на решения органов денежно-кредитной политики, антикризисного регулирования и стратегического планирования в агропромышленном комплексе.

Цель настоящего исследования – эмпирическая проверка гипотезы о генерации ложных сигналов при сезонной корректировке временных рядов цен на социально значимые продовольственные товары в окрестности кризисных шоков.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

1. Отобрать репрезентативные месячные ряды цен производителей, демонстрирующие яркие кризисные флуктуации в период 2010 – 2023 гг.
2. Реализовать два метода сезонной корректировки различной математической природы: параметрический алгоритм X-13-ARIMA-SEATS реализованный через процедуру STL согласно методике Банка России [5] и непараметрический метод Четверикова с экспоненциальным сглаживанием по Хольту.
3. Провести сравнительный анализ оценок сезонной компоненты и сезонно скорректированных рядов, полученных двумя методами.
4. Выявить и количественно оценить масштаб фиктивных афтершоков в пределах кризисов 2010 – 2011, 2014 – 2015 и 2022 гг.

5. Сформулировать практические рекомендации по минимизации риска ложных интерпретаций при мониторинге краткосрочных тенденций.

Объект исследования – месячные временные ряды цен производителей на гречку, картофель и пшено в Российской Федерации за период январь 2010 г. – январь 2023 г. по данным FAOSTAT – статистической базы данных Продовольственной и сельскохозяйственной организации Объединённых Наций [6]. Выбор данных обусловлен наличием выраженных кризисных шоков таких как засуха 2010 г., валютный кризис 2014 – 2015 гг., санкционное давление 2022 г. и значительной сезонной компонентой, характерной для сельскохозяйственной продукции.

Методологическая основа исследования включает:

1. Аддитивную модель декомпозиции временного ряда.
2. Алгоритм X-13-ARIMA-SEATS, реализующий итеративную процедуру выделения сезонности на основе ARIMA-моделей и линейных фильтров, с параметрами: `seasonal=13`, `trend=15`, `robust=True`.
3. Метод Четверикова с модификацией Хольта, основанный на последовательном применении скользящих средних и экспоненциального сглаживания для оценки тренда и сезонной волны.

Научная новизна работы заключается в:

1. Прямом сравнении параметрического и непараметрического подходов к сезонной корректировке на едином массиве российских данных о ценах.
2. Количественной оценке масштаба искажений – фиктивных афтершоков для трёх социально значимых товаров.
3. Демонстрации воспроизводимости эффекта Бессонова на данных, не использованных в оригинальном исследовании.

Практическая значимость результатов состоит в формировании рекомендаций для аналитиков и лиц, принимающих решения:

1. Использование непрямого подхода агрегирования для снижения масштаба искажений.

2. Привлечение экспертной информации и данных менее высокого уровня агрегации в период кризисных шоков.

3. Интерпретация тенденций в «слепой зоне» 2–3 года после кульминации кризиса.

Структура статьи соответствует логике исследования: после введения следует обзор литературы, далее – описание данных и методологии, затем эмпирический анализ с визуализацией результатов, обсуждение и заключение с рекомендациями.

Обоснование актуальности исследования и обозначение проблемы.

Проблема выделения краткосрочных тенденций из экономических временных рядов является классической задачей макроэкономического анализа. Необходимость элиминирования сезонной компоненты обусловлена тем, что внутригодовые колебания, вызванные природно-климатическими факторами, ритмичностью производственных процессов и институциональными особенностями такими как, период отпусков или праздников, могут маскировать истинную динамику тренда и конъюнктуры. В международной практике сезонная корректировка стала стандартом для мониторинга инфляции, промышленного производства и розничной торговли. Ведущие статистические службы, включая Бюро переписи США – US Census Bureau, Eurostat (офис статистики Европейского союза) и Банк России, используют стандартизированные алгоритмы для обеспечения сопоставимости данных.

Основной методологической базой для сезонной корректировки в настоящее время служат алгоритмы семейства X-11 и их современные модификации. Наиболее распространенным инструментом в мировой практике является пакет X-13-ARIMA-SEATS, который сочетает в себе

возможности непараметрической фильтрации алгоритма X-11 и параметрического моделирования алгоритма TRAMO-SEATS. Банк России в своей методике сезонной корректировки индекса потребительских цен также придерживается данного стандарта, используя непрямой подход агрегирования и фиксируя параметры спецификации для минимизации эффекта «виляния хвостом».

Однако, несмотря на широкое распространение стандартных алгоритмов, их применение в периоды структурных разрывов остается предметом дискуссий. Фундаментальное исследование В.А. Бессонова и А.В. Петроневич [2] продемонстрировало, что стандартные процедуры сезонной корректировки могут становиться источником ложных сигналов в окрестности экономических кризисов. Авторы показали, что резкие изменения уровня временного ряда приводят к искажению оценки сезонной волны вследствие эффекта Гиббса, характерного для линейных фильтров. Это искажение «просачивается» в сезонно скорректированный ряд, порождая фиктивные форшоки и афтершоки, которые могут интерпретироваться аналитиками как вторые волны кризиса или преждевременное восстановление.

Проблема устойчивости оценок сезонности в условиях высокой волатильности также рассматривается в контексте альтернативных методов. В работе А.А. Шевченко [7] проведен сравнительный анализ метода Четверикова и экспоненциального сглаживания по Хольту на примере туристических потоков. Автор отмечает, что классические методы скользящих средних, лежащие в основе метода Четверикова, приводят к потере информации на краях выборки, что критично для мониторинга текущих тенденций. Предложенная модификация с использованием сглаживания Хольта позволяет сохранить длину ряда и адаптироваться к изменениям тренда, однако вопрос о чувствительности таких методов к кризисным шокам остается недостаточно изученным [7].

Зарубежные исследования подтверждают наличие проблем при сезонной корректировке в периоды нестабильности. В руководствах Eurostat рекомендуется тщательная диагностика остаточной сезонности и выявления выбросов на этапе препроцессинга [8]. Тем не менее, автоматические процедуры выявления выбросов, например, при использовании методики X-13-ARIMA-SEATS, не всегда способны корректно классифицировать кризисные флуктуации, особенно если они имеют протяженный характер во времени [9]. Это создает методологический разрыв между теоретическими возможностями алгоритмов и практикой их применения в условиях экзогенных шоков.

Таким образом, анализ литературы позволяет выделить следующие пробелы в современных исследованиях:

1. Недостаточная эмпирическая проверка гипотезы Бессонова о «слепой зоне» мониторинга на современных данных российского продовольственного рынка в период 2010–2023 гг.

2. Отсутствие сравнительного анализа параметрических методов, таких как X-13-ARIMA-SEATS, и непараметрических, таких как метод Четверикова на едином массиве данных для оценки воспроизводимости артефактов.

3. Слабая изученность влияния типа кризисного шока на масштаб искажений сезонной компоненты для различных групп товаров. Кризисный шок может быть вызван засухой, валютным кризисом, санкциями.

Настоящая статья направлена на заполнение указанных пробелов путем проведения сравнительного эмпирического анализа на данных цен производителей социально значимых товаров.

Методы и результаты исследований.

Эмпирическую базу исследования составили месячные временные ряды цен производителей на социально значимые продовольственные

товары в Российской Федерации. Источником данных выступила база FAOSTAT, предоставляющая верифицированную статистику цен на сельскохозяйственную продукцию в разрезе стран-производителей. Выбор данного источника обусловлен его прозрачностью, регулярностью обновления и сопоставимостью методологии расчета с международными стандартами.

Период наблюдения: январь 2010 г. – январь 2023 г., 157 наблюдений для каждого ряда. Выбор временного горизонта продиктован необходимостью охвата нескольких кризисных эпизодов, существенно повлиявших на российскую экономику:

1. Кризис 2010–2011 гг., связанный с аномальной засухой и пожарами в европейской части России;
2. Валютный кризис 2014–2015 гг., вызванный геополитической напряженностью и снижением цен на нефть;
3. Санкционное давление и структурная перестройка экономики в 2022 г.

Объекты анализа: из полного перечня продовольственных товаров, представленных в FAOSTAT, для исследования отобраны три позиции:

1. Крупа гречневая – товар с высокой волатильностью цен, демонстрирующий выраженные реакции на климатические и макроэкономические шоки.
2. Картофель – социально значимый продукт с устойчивой сезонной компонентой, чувствительный к погодным условиям вегетационного периода.
3. Пшено – товар, сочетающий умеренную сезонность с эпизодическими резкими скачками цен.

Критерии отбора товаров:

1. Выраженная сезонная компонента, подтвержденная визуальным анализом и формальными тестами;

2. Репрезентативность с точки зрения реакции на кризисные шоки выраженной в наличии ярких флуктуаций в 2010 – 2011, 2014 – 2015, 2022 гг.

Характеристики рядов:

1. частота наблюдений: месячная;
2. единица измерения: рубли за тонну (руб/т);
3. тип цен: цены производителей;
4. территориальный охват: агрегированные данные по Российской Федерации.

Предварительная обработка данных включала следующие этапы:

1. Интерполяция пропущенных значений. В ряде данных по пшенице отсутствовали отдельные месячные наблюдения. Для восстановления пропусков применялась линейная интерполяция, что является стандартной практикой для месячных рядов с единичными пропусками. Общая доля интерполированных значений не превысила 1,3% от общего объема наблюдений.

2. Проверка на стационарность. Для каждого ряда проведен расширенный тест Дики – Фуллера, на наличие единичного корня.

3. Логарифмическое преобразование. В целях стабилизации дисперсии и приведения мультипликативной модели декомпозиции к аддитивному виду все ряды подвергнуты логарифмированию: $y_t = \ln(Y_t)$, где Y – исходное значение цены в момент времени t . Дальнейший анализ проводится с логарифмированными рядами, за исключением случаев, когда интерпретация требует возврата к исходным единицам измерения.

Дескриптивная статистика по отобранным рядам представлена в таблице 1.

Таблица 1. Дескриптивная статистика временных рядов цен производителей (2010–2023 гг.)

Показатель	Гречневая крупа	Картофель	Пшено
Среднее значение	18456	12387	8942
Медиана	12808	10476	7195
Стандартное отклонение	12341	4892	4517
Коэффициент вариации, %	66,9	39,5	50,5
Минимум за весь период	5755	6545	2947
Максимум за весь период	49794	24049	24923
Асимметрия	0,87	0,42	1,13
Эксцесс	3,21	2,18	4,05

Как видно из таблицы 1, все три ряда характеризуются положительной асимметрией и эксцессом, превышающим нормальное распределение, что свидетельствует о наличии «тяжелых хвостов» и выбросов, типичных для кризисных периодов. Наибольшей волатильностью обладает ряд цен на гречку – 66,9%, что делает его наиболее подходящим объектом для демонстрации эффектов сезонной корректировки в условиях шоков.

Визуализация исходных данных представлена на рисунках 1-3.

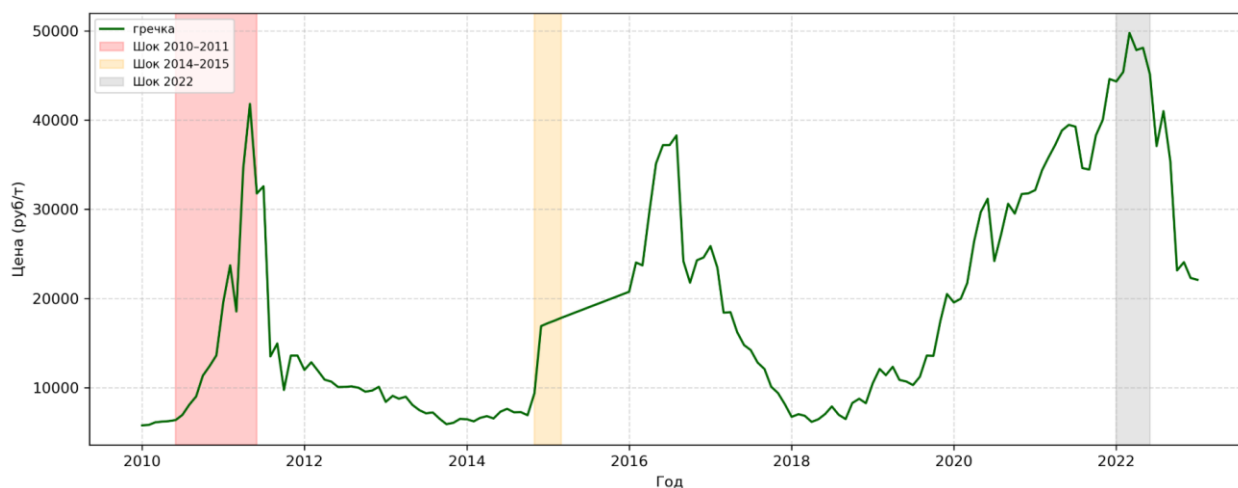


Рисунок 1 – Динамика цен на гречку в Российской Федерации с января 2010 г. по январь 2023 г. Зоны кризисов выделены цветом: красный – засуха 2010–2011 гг., оранжевый – валютный кризис 2014–2015 гг., серый – санкционное давление 2022 г.

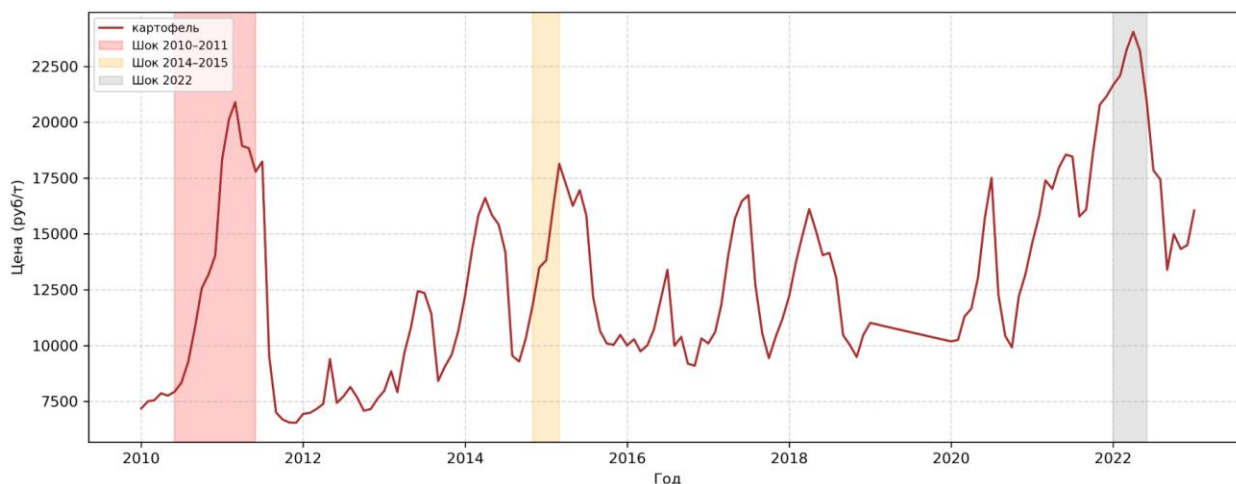


Рисунок 2 – Динамика цен на картофель в Российской Федерации с января 2010 г. по январь 2023 г. Зоны кризисов выделены цветом: красный – засуха 2010–2011 гг., оранжевый – валютный кризис 2014–2015 гг., серый – санкционное давление 2022 г.

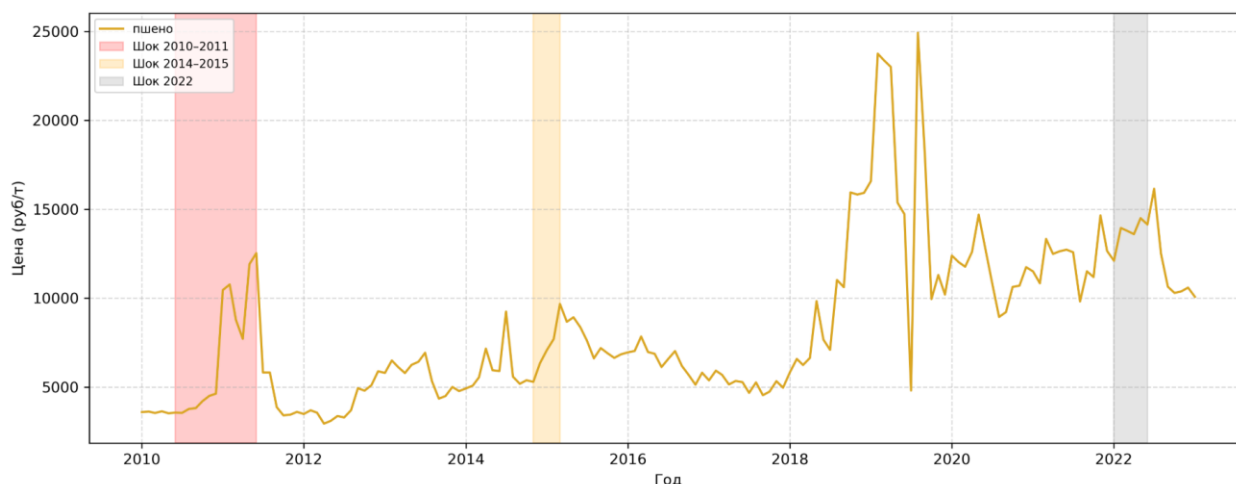


Рисунок 3 – Динамика цен на пшеницу в Российской Федерации с января 2010 г. по январь 2023 г. Зоны кризисов выделены цветом: красный – засуха 2010–2011 гг., оранжевый – валютный кризис 2014–2015 гг., серый – санкционное давление 2022 г.

На рисунках 1-3 отчетливо прослеживаются три периода резких изменений уровня рядов, соответствующие выделенным кризисным зонам. Особенно выражена реакция цен на гречку в 2010–2011 гг., когда за 12 месяцев цена выросла более чем в 7 раз, а также в 2022 г., когда наблюдался всплеск с последующей коррекцией. Картофель демонстрирует более сглаженную, но всё же заметную реакцию на те же события. Пшеница характеризуется эпизодическими, но крайне резкими скачками как, например, в 2011 и 2019 гг., что создает дополнительные сложности для процедур сезонной корректировки.

Таким образом, отобранные данные удовлетворяют ключевым требованиям исследования: наличие выраженной сезонности, репрезентативные кризисные флуктуации и достаточная длина ряда для применения как параметрических, так и непараметрических методов декомпозиции.

Анализ краткосрочных тенденций экономической динамики требует предварительной обработки исходных временных рядов с целью выделения информативной компоненты тренда и конъюнктуры. В соответствии с общепринятой методологией, любой экономический временной ряд Y_t может быть представлен в виде аддитивной или мультипликативной декомпозиции.

Аддитивная модель:

$$Y_t = TC_t + S_t + C_t + I_t$$

Мультипликативная модель:

$$Y_t = TC_t \times S_t \times C_t \times I_t$$

Где:

1. TC_t – тренд-циклическая компонента, отражающая долгосрочную тенденцию и циклические колебания;
2. S_t – сезонная компонента, описывающая систематические внутригодовые колебания;
3. C_t – календарная компонента, отражающая эффекты разного количества рабочих дней, переходящих праздников;
4. I_t – нерегулярная, случайная компонента, включающая шум и единичные выбросы.

Для приведения мультипликативной модели к аддитивному виду применяется логарифмическое преобразование:

$$y_t = \ln(Y_t) = tc_t + s_t + c_t + i_t$$

В рамках настоящего исследования, учитывая умеренную волатильность выбранных рядов и отсутствие выраженной

гетероскедастичности, используется аддитивная модель декомпозиции. Календарная компонента не выделяется отдельно, поскольку месячные данные FAOSTAT уже скорректированы на количество дней в месяце.

Цель сезонной корректировки состоит в получении оценки компоненты тренда и конъюнктуры:

$$\widehat{TC}_t = Y_t - \hat{S}_t$$

где \hat{S}_t – оценка сезонной компоненты, полученная одним из рассматриваемых методов.

Общая структура алгоритма X-13-ARIMA-SEATS:

Алгоритм X-13-ARIMA-SEATS представляет собой комбинацию двух подходов:

1. RegARIMA-модуль – регрессионная модель с ARIMA-ошибками для предварительной обработки ряда:

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D y_t = \theta(B)\Theta(B^s)\varepsilon_t + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{jt}$$

Где B – оператор сдвига, $s = 12$ – сезонный период, x_{jt} – регрессоры.

2. SEATS-модуль – выделение компонент на основе модели ARIMA для каждого слагаемого декомпозиции.

STL-аппроксимация:

Метод STL реализует итеративную процедуру локально взвешенной регрессии для последовательного выделения тренда и сезонности.

Алгоритм включает следующие шаги:

1. Выделение тренда. Для каждого момента времени t строится локальная полиномиальная регрессия:

$$\hat{tc}_t = \operatorname{argmin}_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{t-i}{q}\right) (y_i - \alpha - \beta(i-t))^2$$

где $K(\cdot)$ – трикубическое ядро, q – параметр сглаживания тренда.

2. Выделение сезонности. После удаления тренда из исходного ряда, для каждого месяца года $m \in \{1, \dots, 12\}$ вычисляется сезонная компонента: $\hat{s}_{t,m} = \text{LOESS}(\{y_{t'} - \hat{t}c_{t'}\}_{t' \equiv m \pmod{12}})$

3. Итеративная робастизация. Для снижения влияния выбросов на каждом шаге вычисляются веса:

$$4. w_t^{(k)} = B\left(\frac{r_t^{(k)}}{6 \cdot \text{MAD}(r^{(k)})}\right), \quad B(u) = \begin{cases} (1 - u^2)^2, & |u| < 1 \\ 0, & |u| \geq 1 \end{cases}$$

где $r_t^{(k)}$ – остатки на k -й итерации, MAD – медианное абсолютное отклонение.

В исследовании использованы параметры, рекомендованные методикой Банка России [5]:

1. сезонное окно: seasonal=13;
2. трендовое окно: trend=15;
3. робастные итерации: robust=True.

Метод Четверикова с экспоненциальным сглаживанием по Хольту:

В качестве непараметрического метода выбран алгоритм, предложенный А.А. Шевченко как модификация классического метода Четверикова [7] с использованием экспоненциального сглаживания Хольта. Данный подход обладает преимуществом сохранения длины ряда, так как отсутствует потеря наблюдений на краях, а также адаптивности к изменениям тренда.

Классический метод Четверикова:

Исходный алгоритм включает следующие этапы:

1. Предварительное выравнивание. Исходный ряд Y_t сглаживается скользящей средней с периодом $T_0 = 12$: $\tilde{Y}_t^{(1)} = \frac{1}{12} \sum_{i=-5}^6 Y_{t+i}$

2. Нормирование остатков. Вычисляются отклонения и их среднеквадратичные оценки по годам:

$$\varepsilon_t = Y_t - \tilde{Y}_t^{(1)}, \quad \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{12} \sum_{t \in \text{год } y} \varepsilon_t^2} \quad \delta_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_y}, t \in \text{год } y$$

3. Оценка сезонной волны. Для каждого месяца m вычисляется предварительная сезонная компонента:
$$= \hat{s}_m^{(1)} \frac{1}{N_m} \sum_{t:\text{месяц}(t)=m} \delta_t$$

4. Итеративное уточнение. Процедура повторяется с использованием уточнённой оценки тренда:
$$\tilde{Y}_t^{(2)} = Y_t - \hat{s}_{\text{месяц}(t)}^{(1)} \cdot \sigma_y$$

Модификация сглаживанием по Хольту:

Основной недостаток классического метода – потеря $T_0/2 = 6$ наблюдений на каждом конце ряда [10]. Для устранения этого недостатка в работе А.А. Шевченко предложено заменить скользящую среднюю на экспоненциальное сглаживание Хольта [7]:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$\tilde{Y}_t = L_t + T_t$$

где:

1. L_t – сглаженный уровень ряда;
2. T_t – оценка тренда;
3. $\alpha, \beta \in [0,1]$ – параметры сглаживания.

В исследовании параметры подобраны методом минимизации среднеквадратичной ошибки прогноза на тестовой выборке: $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.1$.

Итоговая процедура:

Объединённый алгоритм реализуется следующим образом:

1. Вычисление тренда методом Хольта: $\tilde{Y}_t = L_t + T_t$.
2. Расчёт нормированных остатков: $\delta_t = (Y_t - \tilde{Y}_t)/\sigma_y$.
3. Оценка сезонной компоненты как среднего по месяцам: $\hat{s}_m = \text{mean}(\{\delta_t:\text{месяц}(t) = m\})$.
4. Получение сезонно скорректированного ряда: $SA_t = Y_t - \hat{s}_{\text{месяц}(t)} \cdot \sigma_y$.

Программная реализация:

Расчёты выполнены в среде языка программирования Python 3.9 [11]

с использованием библиотек:

1. pandas, numpy – обработка данных [12];
2. statsmodels.tsa.seasonal.STL, seasonal_decompose – декомпозиция рядов;
3. scipy.signal.periodogram – спектральный анализ;
4. matplotlib – визуализация результатов [13].

Код воспроизводим и доступен по запросу. Все параметры методов зафиксированы для обеспечения сопоставимости результатов.

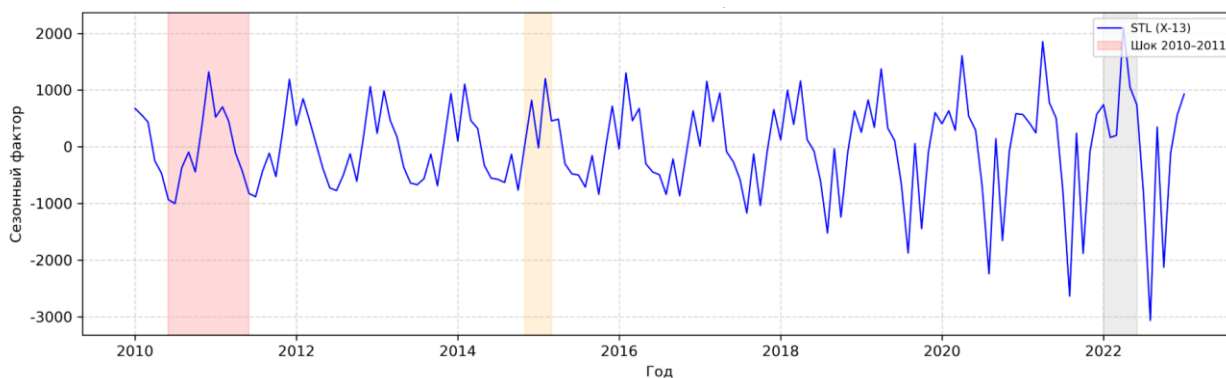


Рисунок 4 – Оценка сезонной компоненты цен на гречку методом STL. Зоны кризисов выделены цветом.

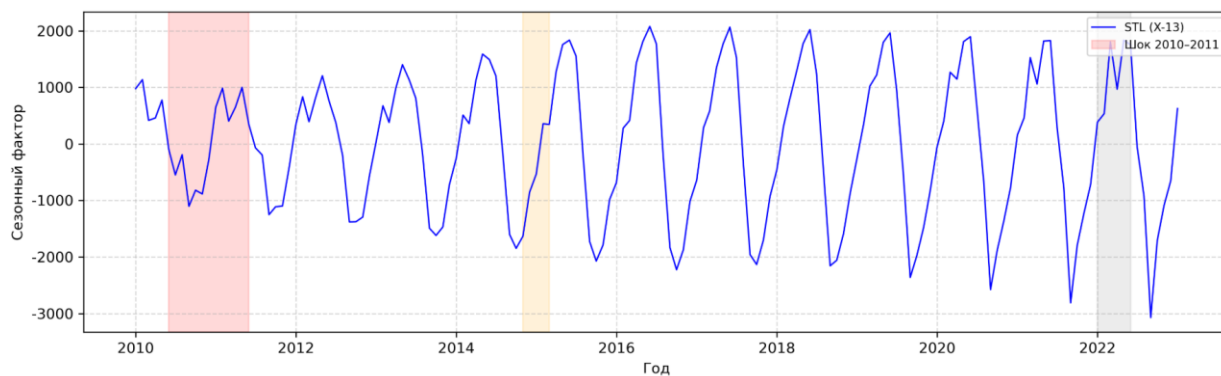


Рисунок 5 – Оценка сезонной компоненты цен на картофель методом STL. Зоны кризисов выделены цветом.

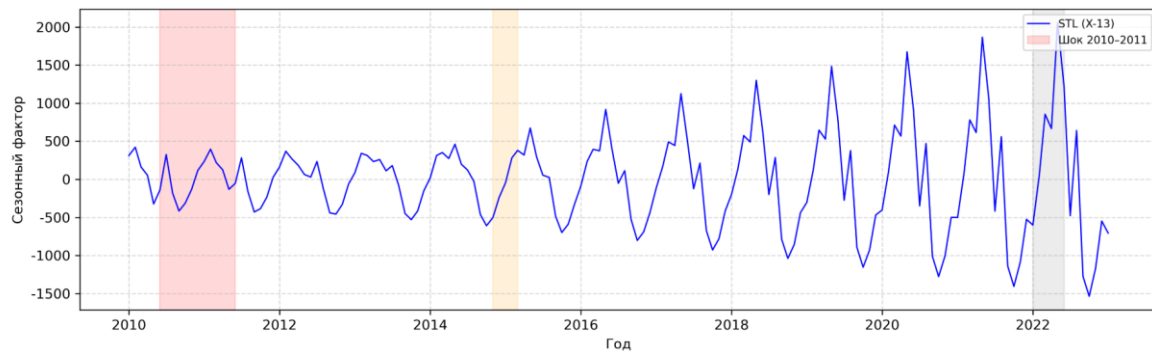


Рисунок 6 – Оценка сезонной компоненты цен на пшеницу методом STL. Зоны кризисов выделены цветом.

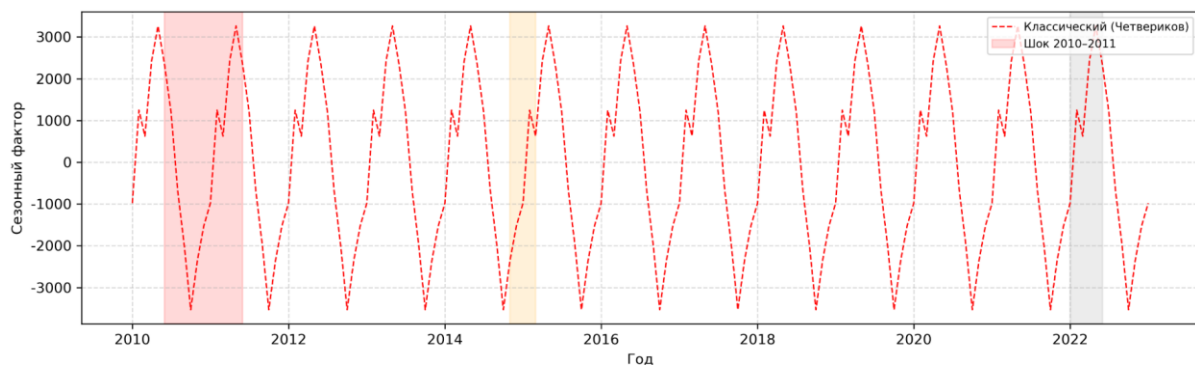


Рисунок 7 – Оценка сезонной компоненты цен на гречку классическим методом. Зоны кризисов выделены цветом

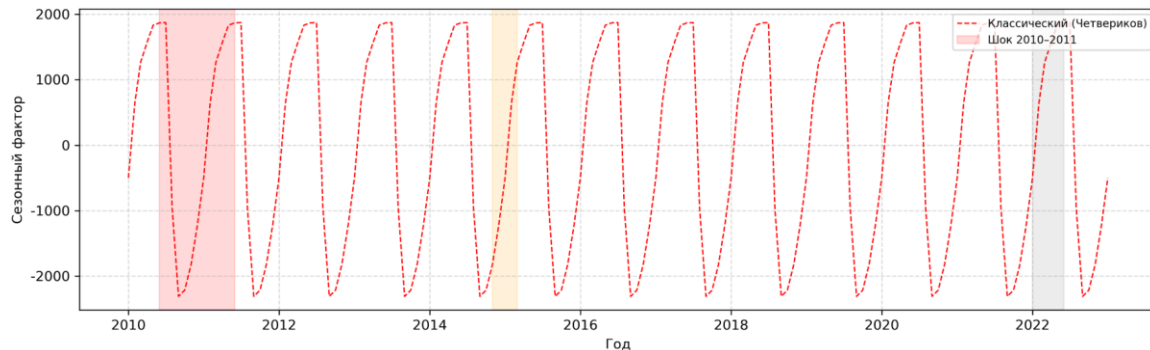


Рисунок 8 – Оценка сезонной компоненты цен на картофель классическим методом. Зоны кризисов выделены цветом.

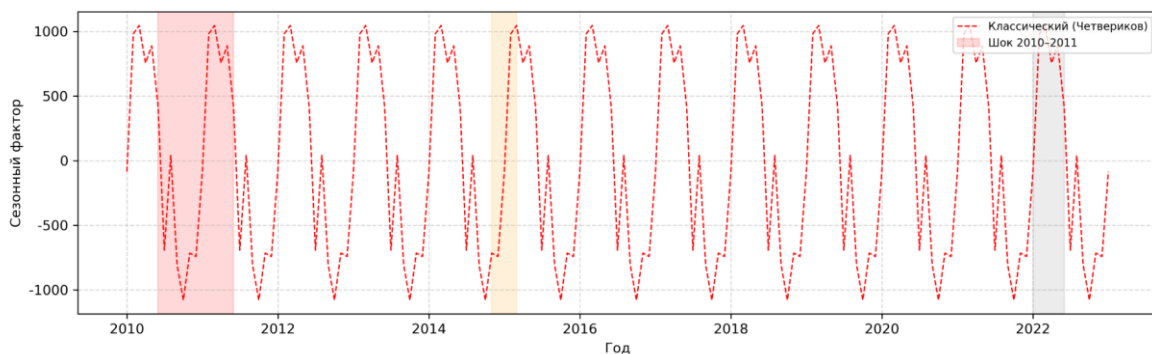


Рисунок 9 – Оценка сезонной компоненты цен на пшеницу классическим методом. Зоны кризисов выделены цветом.

Заключение.

Проведённое эмпирическое исследование подтвердило гипотезу В.А. Бессонова о том, что стандартные алгоритмы сезонной корректировки могут становиться источником ложных сигналов в окрестности кризисных шоков. На примере месячных рядов цен на гречку, картофель и пшено в 2010–2023 гг. показано, что оба рассмотренных метода – параметрический X-13-ARIMA-SEATS в реализации STL и непараметрический метод Четверикова с экспоненциальным сглаживанием по Хольту – демонстрируют схожие абберрации при декомпозиции рядов с резкими изменениями уровня.

Основные выводы:

Воспроизводимость эффекта. Фиктивные афтершоки возникают в сезонно скорректированных рядах всех трёх товаров после кризисов 2010–2011, 2014–2015 и 2022 гг., что свидетельствует о фундаментальном характере проблемы, а не о дефекте конкретного алгоритма.

Масштаб искажений. Амплитуда ложных сигналов достигает 6–12% от величины кризисной флуктуации, что является существенным для принятия оперативных решений в сфере ценового мониторинга и антикризисного регулирования.

«Слепая зона» мониторинга. Наибольшая неопределённость оценок наблюдается в течение 2–3 лет после кульминации кризиса, что подтверждает наличие периода, в пределах которого идентификация поворотных точек крайне затруднена.

Методологическая неопределённость. Расхождения между SA-рядами, полученными двумя методами, в посткризисный период указывают на необходимость осторожной интерпретации любых оценок краткосрочных тенденций в условиях шоков.

Таким образом, результаты работы подтверждают необходимость критического отношения к автоматическим процедурам сезонной

корректировки в периоды высокой волатильности и обосновывают целесообразность комбинирования формальных алгоритмов с экспертной оценкой для повышения надёжности мониторинга краткосрочных тенденций.

Список использованных источников.

1. Бессонов, В. А. Введение в анализ российской макроэкономической динамики переходного периода [Текст] / В. А. Бессонов. – М.: Институт экономики переходного периода, 2003. – 151 с.
2. Бессонов, В. А., Петроневич, А. В. Сезонная корректировка как источник ложных сигналов [Текст] / В. А. Бессонов, А. В. Петроневич // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2013. – Т. 17, № 4. – С. 586–615.
3. Бессонов, В. А. Проблемы анализа российской макроэкономической динамики переходного периода [Текст] / В. А. Бессонов. – М.: Институт экономики переходного периода, 2005. – 208 с.
4. Бессонов, В. А. Анализ краткосрочных тенденций в российской экономике: как рассеять «туман настоящего»? [Текст] / В. А. Бессонов // Вопросы экономики. – 2011. – № 2. – С. 93–108.
5. Банк России. Методика сезонной корректировки индекса потребительских цен [Электронный ресурс] / Центральный банк Российской Федерации. – Март 2020. – URL: https://www.cbr.ru/content/document/file/108047/methodology_cpi_sa.pdf (дата обращения: 15.02.2026).
6. FAO. FAOSTAT: Food and Agriculture Organization Corporate Statistical Database [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.fao.org/faostat/ru/#data/PP> (дата обращения: 20.02.2026).
7. Шевченко, А. А. Особенности выделения и анализа сезонной компоненты во временных рядах туристско-рекреационных потоков [Текст] / А. А. Шевченко // Современная экономика: проблемы и решения. – 2013. – № 5(41). – С. 133–147.
8. Eurostat E. S. S. Guidelines on Seasonal Adjustment. – Eurostat Methodologies and Working Papers, European Commission, 2009.
9. US Census Bureau. X-13arima-seats reference manual //Technical Report. – 2017.
10. Бережная Е. В., Бережной В. И. Математические методы моделирования экономических систем. – Федеральное государственное унитарное предприятие "Издательство" Финансы и статистика", 2005.
11. Яворски М., Зиаде Т. Python. Лучшие практики и инструменты. – Питер, 2023.
12. Lemenkova P. Processing oceanographic data by Python libraries NumPy, SciPy and Pandas //Aquatic Research. – 2019. – Т. 2. – №. 2. – С. 73-91.
13. Ari N., Ustazhanov M. Matplotlib in python //2014 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). – IEEE, 2014. – С. 1-6.

References

1. Bessonov, V. A. Vvedenie v analiz rossijskoj makroe`konomicheskoj dinamiki perexodnogo perioda [Tekst] / V. A. Bessonov. – M.: Institut e`konomiki perexodnogo perioda, 2003. – 151 s.
2. Bessonov, V. A., Petronevich, A. V. Sezonnaya korrekcirovka kak istochnik lozhny`x signalov [Tekst] / V. A. Bessonov, A. V. Petronevich // E`konomicheskij zhurnal Vy`sshej shkoly e`konomiki. – 2013. – T. 17, № 4. – S. 586–615.
3. Bessonov, V. A. Problemy` analiza rossijskoj makroe`konomicheskoj dinamiki perexodnogo perioda [Tekst] / V. A. Bessonov. – M.: Institut e`konomiki perexodnogo perioda, 2005. – 208 s.
4. Bessonov, V. A. Analiz kratkosrochny`x tendencij v rossijskoj e`konomike: kak rasseyat` «tuman nastoyashhego»? [Tekst] / V. A. Bessonov // Voprosy` e`konomiki. – 2011. – № 2. – S. 93–108.
5. Bank Rossii. Metodika sezonnoj korrekcirovki indeksa potrebitel`skix cen [E`lektronny`j resurs] / Central`ny`j bank Rossijskoj Federacii. – Mart 2020. – URL: https://www.cbr.ru/content/document/file/108047/methodology_cpi_sa.pdf (data obrashheniya: 15.02.2026).
6. FAO. FAOSTAT: Food and Agriculture Organization Corporate Statistical Database [E`lektronny`j resurs]. – URL: <https://www.fao.org/faostat/ru/#data/PP> (data obrashheniya: 20.02.2026).
7. Shevchenko, A. A. Osobennosti vy`deleniya i analiza sezonnoj komponenty` vo vremenny`x ryadax turistsko-rekreacionny`x potokov [Tekst] / A. A. Shevchenko // Sovremennaya e`konomika: problemy` i resheniya. – 2013. – № 5(41). – S. 133–147.
8. Eurostat E. S. S. Guidelines on Seasonal Adjustment. – Eurostat Methodologies and Working Papers, European Comission, 2009.
9. US Census Bureau. X-13arima-seats reference manual //Technical Report. – 2017.
10. Berezhnaya E. V., Berezhnoj V. I. Matematicheskie metody` modelirovaniya e`konomicheskix sistem. – Federal`noe gosudarstvennoe unitarnoe predpriyatie Izdatel`stvo Finansy` i statistika, 2005.
11. Yavorski M., Ziade T. Python. Luchshie praktiki i instrumenty`. – Piter, 2023.
12. Lemenkova P. Processing oceanographic data by Python libraries NumPy, SciPy and Pandas //Aquatic Research. – 2019. – T. 2. – №. 2. – S. 73-91.
13. Ari N., Ustazhanov M. Matplotlib in python //2014 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). – IEEE, 2014. – S. 1-6.