

<https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-2-7>

УДК 330.43

JEL C53

Л. А. Серков  ^{а)}, М. Б. Петров ^{б)}^{а, б)} Институт экономики УрО РАН, г. Екатеринбург, Российская Федерация

ВЛИЯНИЕ ОБЪЕМА ПРОМЫШЛЕННОГО ПРОИЗВОДСТВА И ИНВЕСТИЦИЙ НА ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЕ В СВЕРДЛОВСКОЙ ОБЛАСТИ: ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С УЧЕТОМ СЕЗОННЫХ ФАКТОРОВ¹

Аннотация. Электроэнергетика играет ключевую роль в развитии производительных сил, пространственном развитии и интеграции регионов. Наибольший объем потребления электроэнергии приходится на реальный сектор экономики. В связи с этим, анализ взаимосвязей между электропотреблением, объемом промышленного производства и инвестициями на этапе перехода к росту производства приобретает высокую актуальность для развития электроэнергетики и всей экономики. В статье представлен анализ влияния объемов промышленного производства и инвестиций на электропотребление в Свердловской области. Для исследования использованы методы многомерного вейвлет-анализа (MWA), такие как множественная и частичная когерентность, частичная разность фаз и коэффициент частичного вейвлет-усиления применительно к временным рядам с циклической составляющей. В отличие от традиционного эконометрического анализа, результаты, полученные с помощью вейвлет-подхода, не только более детально описывают корреляционные взаимосвязи эндогенной переменной с комбинацией экзогенных, но и содержательно обогащают их выявлением причинно-следственных связей, характер которых различается в зависимости от временного интервала и горизонта планирования. В частности, модели показывают парциальную зависимость спроса на электроэнергию от объема инвестиций в основной капитал Свердловской области, выросшего на 25,7 % за 2023 г. по сравнению с 2022 г. При этом выявлена синфазность электропотребления с объемом инвестиций и лидирование переменной объема инвестиций. Полученные в статье результаты свидетельствуют и о том, что моделирование бизнес-циклов, а также государственная политика в отношении циклических процессов должны учитывать взаимосвязи цикличности представляющих изучаемые процессы переменных, и в этих целях могут быть использованы рассмотренные в статье методы и модели.

Ключевые слова: объем производства, инвестиции, электропотребление, сезонность временных рядов, коинтеграция, многомерный вейвлет-анализ, множественная и частичная когерентность, вейвлет-усиление, частичная разность фаз

Благодарность: Статья подготовлена в соответствии с Планом НИР Института экономики УрО РАН на 2025 г.

Для цитирования: Серков, Л. А., Петров, М. Б. (2025). Влияние объема промышленного производства и инвестиций на электропотребление в Свердловской области: вейвлет-анализ временных рядов с учетом сезонных факторов. *Экономика региона*, 21(2), 349-363. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-2-7>

¹ © Серков Л. А., Петров М. Б. Текст. 2025.

Leonid A. Serkov  ^{a)}, Mikhail B. Petrov  ^{b)}^{a, b)} Institute of Economics of the Ural Branch of RAS, Ekaterinburg, Russian Federation

The Impact of Industrial Output and Investment on Electricity Consumption in Sverdlovsk Oblast (Russia): Wavelet Analysis of Time Series Accounting for Seasonal Factors

Abstract. This article examines the influence of industrial production and investment on electricity consumption in Sverdlovsk Oblast using multivariate wavelet analysis (MWA) that accounts for seasonal factors. The novelty of the study lies in the application of MWA tools, such as multiple and partial coherence, partial phase difference, and partial wavelet gain coefficient, to identify time-varying causal relationships. The wavelet-based results confirm and extend findings gained through the application of traditional econometric approaches by revealing how these relationships differ across time horizons and frequencies. The multiple coherence analysis shows seasonal cointegration at a frequency corresponding to a four-quarter cycle and the absence of long-term (non-seasonal) cointegration. Partial coherence diagrams suggest that, after controlling for one variable, there is no cointegration between electricity consumption and either industrial output or investment across all frequencies. Partial phase difference analysis reveals the lead-lag structure and phase alignment among the variables, depending on the frequency and time period. Notably, data from 2022–2023, coinciding with the imposition of international sanctions on Russia, offer particularly valuable insights. The study shows that both business cycle theories and related government policies should place greater emphasis on seasonal dynamics. Companies can use the results of wavelet analysis to determine the optimal timing for launching new production capacities.

Keywords: production volume, investment, electricity consumption, time series seasonality, cointegration, multivariate wavelet analysis, multiple and partial coherence, wavelet gain, partial phase difference

Acknowledgments: This article has been prepared in accordance with the 2025 research plan of the Institute of Economics of the Ural Branch of RAS.

For citation: Serkov, L. A. & Petrov, M. B., (2025). The Impact of Industrial Output and Investment on Electricity Consumption in Sverdlovsk Oblast (Russia): Wavelet Analysis of Time Series Accounting for Seasonal Factors. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 21(2), 349-363. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-2-7>

Введение

Особой индустриальной сферой, играющей ключевую роль в формировании территориального устройства и интеграции регионов посредством крупных энергетических систем, является электроэнергетика. Важность этой отрасли ярко проявляется в том, что наибольший объем потребления электроэнергии приходится на реальный сектор экономики. В связи с этим анализ взаимосвязей между электропотреблением, объемом промышленного производства и инвестициями приобретает высокую актуальность и значимость для эффективного управления процессами, связанными с развитием электроэнергетики и экономическим ростом.

Одним из широко применяемых методов анализа взаимосвязей между указанными факторами является регрессионный анализ временных рядов. Однако данный метод обладает рядом ограничений, поскольку он предоставляет лишь статистически усредненное представление о зависимости между рассматриваемыми

переменными. При этом необходимо учитывать, что рассматриваемые причинно-следственные связи могут обладать временной зависимостью и цикличностью, что усложняет оценку их взаимного влияния.

В последнее время в экономическом анализе приобрел популярность метод вейвлет-анализа (WA) временных рядов, в том числе при исследовании взаимосвязей между различными переменными. Данный подход основан на эффективном разложении сигнала в частотно-временной области, что обеспечивает возможность комплексного анализа данных с учетом их временной динамики и спектральных особенностей. В рамках данного подхода используются непрерывное вейвлет-преобразование (CWT) и дискретное вейвлет-преобразование (DWT).

Дискретное вейвлет-преобразование широко применяется для фильтрации шумов и компрессии данных благодаря своей способности к точному восстановлению исходного сигнала после обработки. Непрерывное вейвлет-преобразование эффективно применя-

ется при выявлении скрытых паттернов и временных закономерностей в динамике временных рядов, которые не могут быть надежно обнаружены с помощью стандартных регрессионных подходов. Более того, CWT представляет собой мощный аналитический инструмент для изучения взаимосвязей между временными рядами нескольких переменных, потенциально связанных между собой. На основе результатов CWT-анализа становится возможным развитие и применение методов многомерного вейвлет-анализа (MWA), включая частичную вейвлет-когерентность и частичное вейвлет-усиление. Эти методы позволяют углубленно исследовать структуру причинно-следственных связей между переменными, оценивать характер их взаимодействия на различных частотных компонентах и анализировать эволюцию этих связей во времени. Таким образом, CWT служит основой для более тонкого и детализированного анализа сложных экономических процессов, в том числе в условиях изменяющейся внешней среды (Серков, 2025).

Объектом исследования в данной статье является Свердловская область, которая известна своими промышленными предприятиями, особенно в сфере металлургии и машиностроения. Регион был одним из ключевых центров развития промышленности СССР, и сегодня он продолжает играть важную роль в экономике России. В структуре установленной мощности¹ электростанций на территории Свердловской области доля АЭС составляет 14,1 %, доля ГЭС — 0,1 % и доля ТЭС — 85,8 %. К наиболее крупным электростанциям, расположенным на территории Свердловской области, относятся Рефтинская ГРЭС, Среднеуральская ГРЭС, Верхнетагильская ГРЭС, Серовская ГРЭС, Ново-Свердловская ТЭЦ, Нижнетуринская ГРЭС, Белоярская АЭС. Кроме того, промышленность Свердловской области представлена преимущественно обрабатывающим производством, на долю которого в 2018 г. пришлось около 87 % от объема промышленного производства на территории области. Учитывая высокую долю энергоемких отраслей в экономике региона, анализ состояния и перспектив развития электроэнергетики Свердловской области представляет собой важную и актуальную задачу.

Необходимость работы с MWA в данной статье обусловлена главным образом двумя причинами. Во-первых, в исследовании используются квартальные данные Свердловской обла-

сти по объему промышленного производства, инвестициям и потреблению электроэнергии, в которых присутствует сезонный фактор, и поэтому важно использовать методы, не требующие стационарности. Любое удаление сезонных факторов всегда приводит к искажению исходных временных рядов (Бессонов, Петров, 2013).

Выбор для анализа взаимосвязи между электропотреблением, объемом промышленного производства и уровнем инвестиций в Свердловской области обусловлен их ключевой ролью в формировании энергетической политики региона. Данные переменные представляют особый интерес с точки зрения принятия управленческих решений на краткосрочном, среднесрочном и долгосрочном горизонтах как в самой Свердловской области, так и в других регионах, сопоставимых по промышленному потенциалу.

Между тем, взаимосвязи между этими тремя переменными с учетом сезонного фактора практически не исследовались. Таким образом, цель данной работы заключается в исследовании временной и циклической взаимосвязи между показателями спроса на электроэнергию, объемом промышленного производства и инвестициями, учитывая влияние сезонного фактора. Гипотезой исследования является научное предположение о том, что вышеназванные взаимосвязи имеют особенности на различных временных горизонтах, характеризующие дисбалансы в структуре электропотребления Свердловской области, которые можно досконально выявить и количественно оценить с помощью многомерного вейвлет-анализа временных рядов.

Поскольку многомерный вейвлет-анализ дополняет и расширяет аналитические возможности традиционных эконометрических подходов, в данной работе взаимосвязь между указанными переменными исследуется также с использованием эконометрического метода, основанного на концепции сезонной коинтеграции временных рядов.

Обзор литературы

Анализ экономических показателей с использованием вейвлетов описан во многих работах (Мицель, Шемякина, 2013; Витязев, 2001; Connor & Rossiter, 2005; Crowley, 2007). Например, в статье (Мицель, Шемякина, 2013) с применением метода DWT осуществлена деконпозиция временного ряда, что позволило выявить его локальные особенности и скрытые закономерности. На основе полученной вейв-

¹ По состоянию на 1 марта 2019 г.

лет-фильтрации и с привлечением регрессионного анализа разработана модель прогнозирования ключевых экономических показателей. В работе (Connor & Rossiter, 2005) используется масштабный анализ для изучения гетерогенной торговли на товарных рынках. Представлены оценки корреляции цен в зависимости от масштаба и долгой памяти при волатильности цен на сырьевые товары. Вейвлет-дисперсия оценивается с помощью вейвлет-преобразований. В обзорной статье (Crowley, 2007) вейвлет-анализ представлен интуитивно понятным способом, а также рассмотрена и изучена существующая литература по экономике и финансам, в которой используются вейвлеты. Приводятся обширные примеры исследовательского вейвлет-анализа, в большинстве случаев с использованием данных промышленного производства Канады, США и Финляндии. Обсуждается потенциальное и возможное будущее применение вейвлет-анализа в экономике. Но все приведенные публикации относятся к использованию инструментов одномерного вейвлет-анализа временных рядов экономических показателей.

Техника многомерного вейвлет-анализа стала применяться только в последнее время. Изучая взаимосвязь между индексом арктических колебаний и максимальным показателем морского льда на Балтике, Grinsted et al. (2004) использовали метод MWA. Кроме того, Labat (2010) обнаружил корреляцию между расходом пресной воды и некоторыми климатическими индексами с помощью вейвлет-анализа.

В энергетических публикациях также есть исследования, касающиеся использования многомерного вейвлет-анализа. Avdakovic et al. (2013) использовали как линейную регрессию, так и метод MWA для изучения влияния температуры воздуха на энергопотребление в Великобритании. Кроме того, Senju et al. (2002), Zhang et al. (2010) успешно применили метод вейвлет-анализа в сочетании с нейронными сетями для прогнозирования потребления электроэнергии.

Авторы (Wu et al., 2022) исследовали частотно-временную связь между возобновляемыми источниками энергии, глобализацией, экономическим ростом, открытостью торговли, урбанизацией и выбросами CO₂ в Азии. Причинность, основанная на многомерном вейвлет-анализе, была использована для количественной оценки причинно-следственных связей в частотно-временном пространстве между временными рядами вышеназванных переменных. Этот метод удобен в качестве ин-

струмента масштабирования и с большой надежностью выявляет частотно-временную зависимость между переменными и учитывает сезонность, циклы или тенденции, извлеченные из изменения трансформации с течением времени.

Исследования (Magazzino & Giolli, 2021) показали противоположные результаты в отношении взаимосвязи экономического роста и инфраструктуры, что обусловлено различиями в масштабах, сроках и стадиях развития. В этой статье изучалась взаимосвязь между плотностью железнодорожных сетей и реальным ВВП с учетом потребления энергии за период 1861–1970 гг. в Италии. Эмпирическая стратегия в этой статье использовала как авторегрессионную модель распределенных лагов (ARDL), так и многомерный вейвлет-анализ (WA), который способен адаптироваться к изменению масштаба при изменении времени. Прикладные результаты показали, что два исследуемых временных ряда в целом положительно коррелируют (находятся в фазе), но также и то, что железнодорожные сети представляют собой определяющий фактор экономического роста в долгосрочной перспективе.

В работе (Aguiar-Conraria et al., 2018) была проведена оценка денежно-кредитной политики США во временном и в частотном диапазоне на основе правила Тейлора. В статье проведен анализ параметрического уравнения, связывающего процентную ставку с уровнем инфляции и разрывом выпуска. Авторы обнаружили, что нарушение принципа Тейлора до начала 1980-х годов было наиболее выражено на среднесрочных временных циклах.

В статье (Aguiar-Conraria et al., 2008) с помощью метода MWA доказывалось, что временная перспектива центральных банков и правительств различается в зависимости от поставленных целей: краткосрочные задачи могут отличаться от долгосрочных приоритетов. Экономические процессы часто представляют собой результат взаимодействия множества агентов, действующих в различных временных горизонтах. В результате макроэкономическая динамика формируется совокупностью компонентов, функционирующих на разных частотах.

Таким образом, из вышесказанного следует, что метод MWA является эффективным средством анализа временных рядов в экономическом анализе.

Методика исследования

Многомерный вейвлет-анализ основан на непрерывном вейвлет-преобразова-

нии и поэтому следует кратко рассмотреть его основы.

Вейвлет-преобразование, в отличие от преобразования Фурье, использует локализованную базисную функцию и заключается в разложении сигнала по базису посредством масштабирования и сдвигов (Астафьева, 1996). Базис — это и есть вейвлет, который представляет собой функцию с определенными свойствами. Под масштабом следует понимать колебательные процессы различной периодичности. При непрерывном вейвлет-преобразовании измеряется корреляция между анализируемым сигналом (временным рядом) и вейвлетом, масштабируемым на различных частотах. Вычисление CWT заключается в изменении масштаба (частоты) анализирующего окна, его сдвиге по временной оси, умножении на исследуемый сигнал и последующем интегрировании по всей временной области.

Вейвлет характеризуется двумя основными параметрами: частотой f и временной локализацией k . Параметр k определяет положение колебания вейвлета во времени. Изменяя масштаб вейвлета, можно выделять определённые частотные компоненты сигнала и локализовать их во времени. С увеличением масштаба вейвлет становится более растянутым, а с уменьшением — более компактным. Материнский вейвлет, служащий базисной функцией преобразования, выбирается таким образом, чтобы обеспечивать эффективное разложение и анализ сигнала. Данная функция имеет вид:

$$\Psi_{k,f}(t) = \frac{1}{\sqrt{f}} \Psi\left(\frac{t-k}{f}\right), \quad f \neq 0, \quad k, f \in \mathbb{R}. \quad (1)$$

Соответственно, непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $p(t)$ определяется следующим образом¹:

$$W_p(k, f) = \int_{-\infty}^{\infty} p(t) \frac{1}{\sqrt{f}} \bar{\Psi}\left(\frac{t-k}{f}\right) dt. \quad (2)$$

Если в качестве сигнала используется дискретный временной ряд, заданный выборкой значений $\{p_n\}$, то в качестве $p(t)$ выступает кусочно-постоянная функция, определенная следующим образом: $p(t) = p(n\Delta t) = p_n, \quad t \in [n\Delta t, (n+1)\Delta t]$. Параметр k пробегает при этом значения

с шагом Δt , соответствующие длине ряда $p(t)$. Значения частоты f также дискретны.

При многомерном вейвлет-анализе (MWA) измеряется корреляция, или когерентность, между вейвлетом на различных масштабах (частотах) и несколькими временными рядами. В работе (Aguiar-Congraria et al., 2018) представлены обобщающие формулы, справедливые для произвольного числа временных рядов, на основе которых могут быть выведены соотношения для расчёта множественной и частичной (парциальной) вейвлет-когерентности, частичной разности фаз, а также коэффициента частичного вейвлет-усиления.

Важную роль в интерпретации результатов многомерного вейвлет-анализа играет их визуализация. В представленном исследовании для отображения мощности вейвлета и анализа вейвлет-когерентности используются двумерные тепловые карты, именуемые далее диаграммами. Цветовая палитра данных визуализаций варьируется от синего, соответствующего низким значениям мощности или слабой когерентности, до красного, который указывает на высокие уровни мощности или выраженную когерентность между анализируемыми временными рядами. В процессе непрерывного вейвлет-преобразования (CWT) временных рядов ввиду их ограниченной длины возникают артефакты на границах сигнала, т. к. начальные и конечные значения вейвлет-преобразования требуют заполнения недостающих данных, что приводит к появлению краевых эффектов. Область, в которой результаты анализа могут быть искажены вследствие краевых эффектов, обозначается как конус влияния. Интерпретация данных, полученных внутри этой области, требует особой осторожности. Границы конуса влияния визуализируются на картах мощности вейвлета и вейвлет-когерентности в виде соответствующих контурных линий.

Для оценки статистической значимости спектра мощности вейвлета используются результаты исследования Торренса и соавторов (Torrence & Compo, 1998). Проверка значимости когерентности и частичной когерентности при методе MWA происходит при использовании метода Монте-Карло (Kirikkaleli et al., 2021; Kirikkaleli & Sowah, 2020). На диаграммах мощности и вейвлет-когерентности уровни значимости 5 % и 10 % обозначены черным и серым контуром соответственно.

Для разности фаз и коэффициентов вейвлет-усиления рассчитываются усреднённые значения, получаемые для определённых ди-

¹ Черта сверху над $\bar{\Psi}$ означает комплексное сопряжение в случае использования комплексного вейвлета (как в нашем исследовании). При этом комплексное вейвлет-преобразование можно выразить в полярной форме: $W_p(k, f) = |W_p(k, f)| e^{i\phi_p}$, $\phi_p \in (-\pi, \pi)$. Угол ϕ_p определяет вейвлет-фазу.

апазонов частот в каждом временном интервале. Учитывая угловую природу фаз, их средние значения определяются посредством кругового усреднения.

Для оценки среднего значения коэффициента вейвлет-усиления в заданном диапазоне частот применяется метод, основанный на вычислении модуля среднего значения соответствующих комплексных коэффициентов усиления. Следует отметить, что в случае анализа временных рядов, представленных в логарифмированном виде, коэффициент вейвлет-усиления интерпретируется как показатель эластичности каждой независимой переменной относительно зависимой переменной.

Результаты исследования и их обсуждение

В данном исследовании используется комплексный вейвлет, относящийся к семейству Морле (Астафьева, 1996; Rua, 2012; Rua, 2013):

$$\psi_{k,f}^{\omega_0}(t) = \pi^{-1/4} e^{i\omega_0 t} e^{-t^2/2}, \quad (3)$$

где угловая частота $\omega_0 = 6$. Этот вейвлет обладает более высокой разрешающей способностью по масштабам (частотам) по сравнению с другими типами вейвлетов, что отмечается в работе (Foufoula-Georgiou & Kumar, 1994).

В исследовании используются квартальные данные Свердловской области с 2014 по 2023 г. по объему промышленного производства, объему инвестиций в основной капитал и потреблению электроэнергии, в которых присутствует сезонный фактор. Анализируемые данные объемов промышленного производства и инвестиций рассчитывались в постоянных ценах 2014 г. и получены на официальном сайте Росстата¹. Квартальные данные по потреблению электроэнергии получены из официальных отчетов Единой энергетической системы². Выбор показателей объемов промышленного производства и инвестиций в основной капитал обусловлен тем, что потребление электроэнергии в подавляющей степени зависит от этих показателей. Анализируемые исходные показатели приведены в таблице 1.

При эконометрическом и вейвлет-анализе использовались логарифмированные значения показателей таблицы 1, обозначаемые как *lvpr*, *linv*, *lel*.

На рисунке 1 показаны графики исследуемых временных рядов с ярко выраженной се-

¹ Росстат России. https://rosstat.gov.ru/enterprise_industrial (дата обращения: 12.01.2025).

² Отчеты о функционировании ЕЭС России. <https://www.sops.ru/functioning/tech-disc/tech-disc-ups/> (дата обращения: 12.01.2025).

Таблица 1

Исходные показатели, используемые при визуализации многомерного вейвлет-преобразования временных рядов

Table 1.

Metrics for visualizing the multidimensional wavelet transform of time series

Переменная	Обозначение
Объем промышленного производства, млн руб.	<i>vpr</i>
Инвестиции в основной капитал, млн руб.	<i>inv</i>
Потребление электроэнергии, млн кВт-час	<i>el</i>

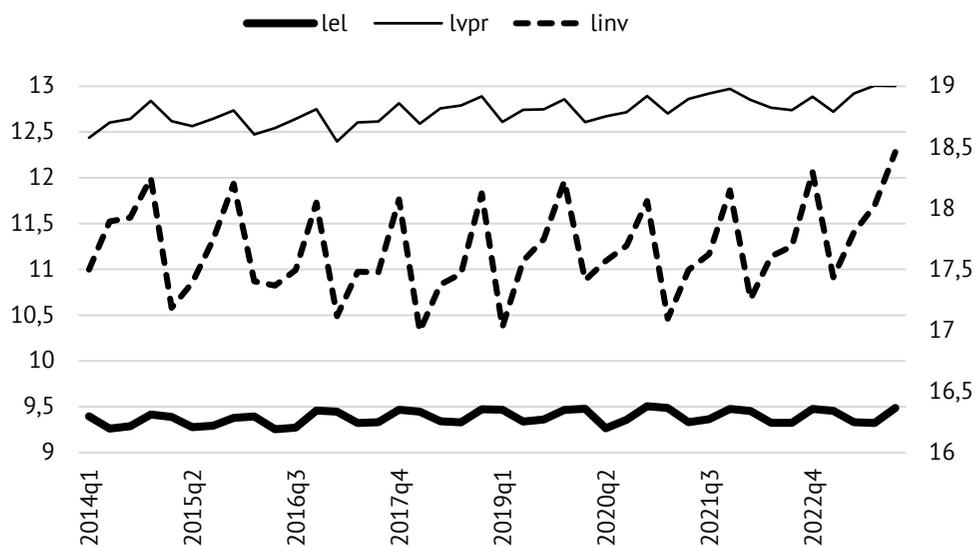
Источник: составлено авторами.

зонностью всех исследуемых переменных. Для всех рядов пики сезонного фактора приходятся на конец или начало года. Кроме того, временной ряд объема производства характеризуется и наличием несезонных циклов. Следует отметить, что по данным Росстата потребление электроэнергии в целом в Свердловской области за исследуемый период практически не увеличилось. При этом в обрабатывающей промышленности оно даже снизилось.

Для выявления долгосрочных и краткосрочных причинно-следственных связей между исследуемыми переменными необходимо в первую очередь протестировать ряды на наличие единичных корней для выявления их нестационарности и затем проверить наличие сезонной коинтеграции между ними (Серков, 2025).

Следует отметить, что при анализе сезонных временных рядов проблема нестационарности становится более сложной. Нестационарность может проявляться не только за счет наличия единичного корня на нулевой частоте, но также и вследствие единичных корней на сезонных частотах. Наиболее распространенным тестом на наличие сезонных единичных корней является тест Негу (Hylleberg et al., 1990)³. В первую очередь, необходимо проанализировать наличие сезонных единичных корней на нулевой частоте, соответствующей наличию несезонных единичных корней, и на частоте $\pi/2$, соответствующей периоду циклов протяженностью четыре квартала. Результаты теста Негу для исследуемых переменных приведены в таблице 2. На основе таблицы 2 можно сделать вывод, что нулевая гипотеза о наличии единичного корня при нуле-

³ Ввиду ограниченного формата публикации подробное описание теста не приводится. С ним можно ознакомиться в цитируемой статье.



Примечание: правая ось значений соответствует временному ряду инвестиций.

Рис. 1. Временные ряды квартальных данных логарифмов электропотребления (*lel*), объема промышленного производства (*lvpr*) и инвестиций в основной капитал (*linv*) Свердловской области. Правая ось значений соответствует временному ряду инвестиций. (источник: составлено авторами)

Fig. 1. Time series of quarterly logarithmic data on electricity consumption (*lel*), industrial production volume (*lvpr*), and investment in fixed assets (*linv*) in Sverdlovsk Oblast. The right-hand axis corresponds to the investment series.

Таблица 2

Результаты теста *Hegy* на сезонные единичные корни для исследуемых переменных

Table 2

Hegy's test results for seasonal unit roots in the variables

Frequencies	Test Statistic	1 % Critical Value	5 % Critical Value	10 % Critical Value
<i>lel</i>				
Z(t) – Fr 0	1.386	-3.660	-2.960	-2.620
Z(t) – Fr 1/2	-1.540	-2.680	-1.950	-1.600
<i>lvpr</i>				
Z(t) – Fr 0	0.266	-3.660	-2.960	-2.620
Z(t) – Fr 1/2	-0.529	-2.680	-1.950	-1.600
<i>linv</i>				
Z(t) – Fr 0	-0.539	-3.660	-2.960	-2.620
Z(t) – Fr 1/2	-0.336	-2.680	-1.950	-1.600

Источник: составлено авторами с использованием пакета Stata.

вой частоте и частоте $\pi/2$ не отвергается на всех уровнях значимости. Статистика $t[0]$ и $t[\pi/2]$ в таблице 2 является левосторонним тестом и в обоих случаях статистика менее отрицательна, чем критические значения, связанные с уровнями 1 %, 5 % и 10 %, т. е. наблюдаемые значения t -статистики находятся в области, где нулевая гипотеза о наличии единичного корня не отвергается. Таким образом, анализ результатов этого теста на основании t -статистики позволяет сделать вывод о наличии единичных корней на нулевой частоте и частоте $\pi/2$ для спроса на электроэнергию, объема промышленного производства и уровня инвестиций в основной

капитал. Это позволяет сделать предположение о возможности коинтеграции исследуемых рядов на анализируемых частотах.

Результаты теста на сезонную коинтеграцию временных рядов по двухшаговой процедуре Ингла – Грейнджера (Engle & Granger, 1993) приведены в таблице 3. Данное тестирование основано на том, что для коинтегрируемых переменных может быть построено уравнение, которое называется «модель коррекции ошибок». На основании этого уравнения делаются выводы о наличии долгосрочных и краткосрочных соотношений между переменными. Отметим, что в таблице указаны

Таблица 3
 Результаты оценки модели коррекции ошибок на сезонных данных Свердловской области.
 Период 2014q1–2023q4

Table 3
 Evaluation results of the error correction model using seasonal data for Sverdlovsk Oblast, 2014Q1–2023Q4

Dependent Variable (1-L ⁴)lel	Seasonal Error Correction
<i>Long run cointegration vector</i>	
Adjustment factor	0.10 (0.08)
Constant	-0.08 (0.06)
<i>lvpr</i>	0.87 (0.5)
<i>linv</i>	0.13*** (0.03)
<i>Quarterly cointegration vector1</i>	
Adjustment factor	-0.27*** (0.08)
Constant	0.11** (0.04)
<i>lvpr</i>	0.68** (0.31)
<i>linv</i>	0.14** (0.05)
<i>Quarterly cointegration vector2</i>	
Adjustment factor	-0.24** (0.10)
Constant	-0.14** (0.06)
<i>lvpr</i>	0.53** (0.28)
<i>linv</i>	0.11*** (0.03)

Примечание 1: в скобках указаны стандартные ошибки.

Примечание 2: указаны только оценки параметров долгосрочных соотношений.

*** означает уровень значимости 1 %, ** — 5 %, * — 10 %.

Источник: составлено авторами с использованием пакета Stata.

только оценки параметров долгосрочных соотношений между переменными, т. к. для сравнения результатов эконометрического и вейвлет-анализа представляет интерес только возможность сезонной и несезонной коинтеграции между исследуемыми временными рядами. Кроме того, при анализе таблицы 3 следует иметь в виду, что на частоте $\pi/2$ существует два комплексно-сопряженных квартальных единичных корня.

Результаты теста на сезонную коинтеграцию исследуемых временных рядов (табл. 3) свидетельствуют о наличии сезонной коинтеграции на частоте $\pi/2$ и отсутствии несезонной коинтеграции на нулевой частоте (на основании *t*-статистики). Аналогичные тесты на сезонную коинтеграцию для обнаружения долгосрочной связи между электропотреблением и объемом производства, а также между электропотреблением и инвестициями в Свердловской области показали отсутствие коинтеграции на нулевой частоте и ее наличие на частоте $\pi/2$. Ввиду ограниченного формата публикации результаты тестов не приводятся.

На следующем этапе исследования, в соответствии с методологией, изложенной в работе

(Серков, 2025), осуществляется анализ взаимосвязей между временными рядами исследуемых переменных в частотно-временной области с применением многомерных методов MWA: множественной и частичной (парциальной) вейвлет-когерентности, парциальной разности фаз и коэффициентов частичного вейвлет-усиления между объемом потребления электроэнергии и каждой из рассматриваемых макроэкономических переменных¹.

Множественная вейвлет-когерентность позволяет оценить совокупное влияние всех независимых переменных на зависимую переменную. Еще раз отметим, что на диаграммах вейвлет-когерентности уровни значимости 5 % и 10 % обозначены черным и серым контуром соответственно. При анализе разности фаз важно учитывать её значения (Серков, 2025). При разности фаз ϕ_{pq} , равной 0, временные ряды *p*(*t*) и *q*(*t*) изменяются синхронно на указанной временной частоте. Если разность фаз ϕ_{pq} находится в интервале (0; $\pi/2$), то колебания временного ряда *p*(*t*) опережают вариации ряда *q*(*t*) при синфазном характере их изменения. В случае $\phi_{pq} \in (-\pi/2; 0)$ ведущим является ряд *q*(*t*). Разность фаз ϕ_{pq} , равная π (или $-\pi$), указывает на противофазное соотношение. При $\phi_{pq} \in (\pi/2; \pi)$ ряд *q*(*t*) является ведущим, а при $\phi_{pq} \in (-\pi; -\pi/2)$ ведущим является временной ряд *p*(*t*). Среднее значение коэффициента вейвлет-усиления в заданном диапазоне частот рассчитывается как модуль среднего значения соответствующих комплексных коэффициентов усиления.

На рисунке 2 показана диаграмма множественной вейвлет-когерентности зависимости электропотребления от объемов промышленного производства и инвестиций в Свердловской области с учетом сезонного фактора. Из приведённой диаграммы отчётливо видно, в какие периоды времени и на каких частотах взаимосвязь между исследуемыми переменными является наиболее выраженной. В отношении множественной связи между переменными на диаграмме выделяется область статистически значимой когерентности (уровень значимости 10 %), характеризующаяся согласованным поведением переменных в высокочастотном диапазоне. Эта область соответствует циклам с продолжительностью периода около четырёх кварталов и проходит по всей временной выборке. Других обла-

¹ Результаты вейвлет-анализа получены с помощью пакета Matlab, в котором использовался оригинальный программный код, протестированный на результатах других работ.

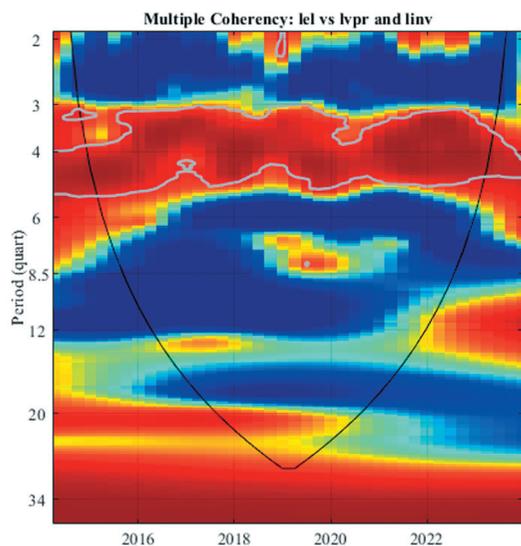


Рис. 2. Множественная вейвлет-когерентность зависимости электропотребления от объемов промышленного производства и инвестиций в Свердловской области с учетом сезонного фактора (источник: составлено авторами)

Fig. 2. Multiple wavelet coherence of electricity consumption in relation to industrial production and investment in Sverdlovsk Oblast, accounting for seasonal factors (source: compiled by the authors)

стей со статистически значимой когерентностью, в том числе на средних и низких частотах, на диаграмме не наблюдается. Отсутствие областей со статистически значимой когерентностью в области низких частот свидетельствует об отсутствии долгосрочной зависимости между электропотреблением и объемами промышленного производства и инвестиций в Свердловской области.

Таким образом, полученные результаты множественной вейвлет-когерентности зависимости электропотребления от объемов промышленного производства и инвестиций в Свердловской области с учетом сезонного фактора доказывают наличие сезонной коинтеграции на частоте $\pi/2$ и отсутствие данной коинтеграции на всех остальных частотах, в том числе и на нулевой частоте, соответствующей долгосрочной связи между исследуемыми переменными при отсутствии влияния сезонного фактора. Эти результаты совпадают с результатами, полученными в предыдущем разделе посредством эконометрического анализа.

Следующим шагом являлся анализ результатов парциальной вейвлет-когерентности, парциальных фазовых сдвигов и коэффициентов частичного вейвлет-усиления между исследуемыми переменными. Итоги анализа представлены на рисунке 3.

Диаграммы частичной вейвлет-когерентности расположены на рисунке 3 слева. Верхняя диаграмма (a1) демонстрирует частичную когерентность между электропотреблением и объемом промышленного производства при отсутствии влияния инвестиций. В нижней части рисунка представлена диаграмма (a2), отражающая частичную когерентность между электропотреблением и объемом инвестиций при отсутствии влияния объема промышленного производства.

Следует сразу отметить отсутствие сезонной коинтеграции на обеих диаграммах частичной вейвлет-когерентности для всех частот, в том числе и для нулевой частоты, характеризующей соответствующую долгосрочную связь между исследуемыми переменными при отсутствии влияния сезонного фактора, что подтверждает результаты эконометрических тестов на сезонную коинтеграцию¹. Различие между диаграммами частичной и множественной вейвлет-когерентности свидетельствует о необходимости учета инвестиций при анализе причинно-следственных связей между исследуемыми переменными.

Диаграмма частичной когерентности между электропотреблением и объемом промышленного производства (рис. 3, верхняя диаграмма (a1)) характеризуется наличием статистически значимой области согласованности (уровень значимости 5 %) для циклов продолжительностью от 4 до 6 кварталов, занимающих временной интервал от 2014 до 2018 г.

Диаграмма частичной вейвлет-когерентности между электропотреблением и объемом инвестиций (рис. 3, нижняя диаграмма (a2)) характеризуется наличием большого числа разрозненных статистически значимых областей согласованности (уровень значимости 5 %) для циклов продолжительностью от 3 до 8 кварталов, занимающих весь временной интервал от 2014 до 2024 г.

Для упрощенного визуального представления результатов о парциальных фазовых сдвигах и коэффициенте частичного вейвлет-усиления анализировались диаграммы для диапазонов частот от 2 до 8 кварталов и от 10 до 20 кварталов. Следует отметить, что на диаграммах (a1) и (a2) в среднесрочном и долгосрочном периодах в интервале для циклов от 10 до 20 кварталов области частичной когерентности практически отсутствуют (внутри конуса влияния (COI)). Данная

¹ Отсутствие несезонной коинтеграции между электропотреблением и объемом производства в Свердловской области доказано в статье (Петров, Серков, 2024).

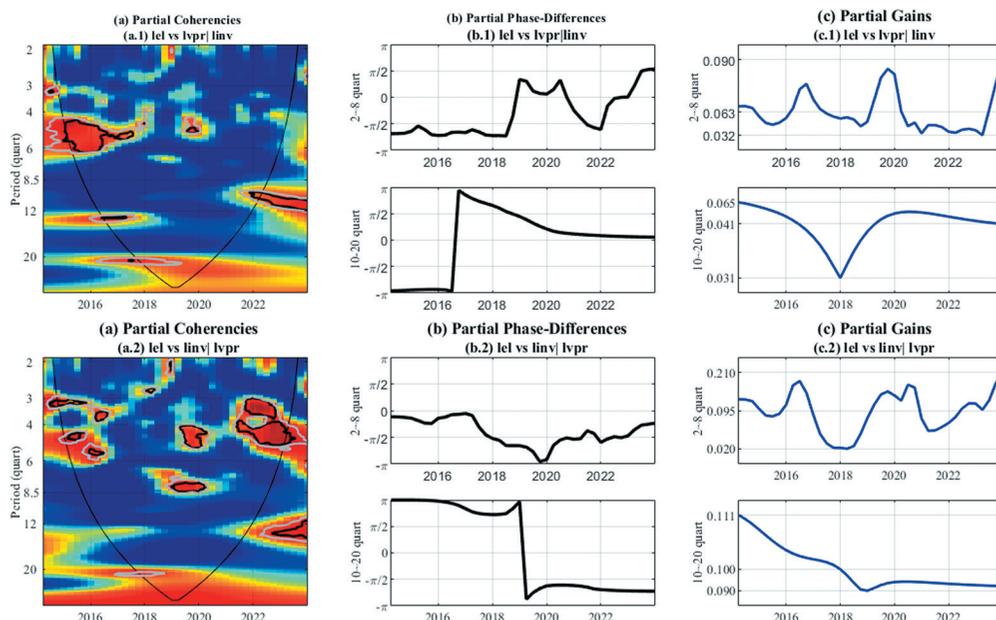


Рис. 3. Диаграммы частичной вейвлет-когерентности (a), частичной разности фаз (b) и коэффициента частичного вейвлет-усиления (c) между временными рядами электропотребления, объема промышленного производства и инвестиций в Свердловской области с учетом сезонного фактора (источник: составлено авторами)

Fig. 3. Diagrams of partial wavelet coherence (a), partial phase difference (b), and partial wavelet gain coefficient (c) between time series of electricity consumption, industrial production, and investment in Sverdlovsk Oblast, accounting for seasonal factors (source: compiled by the authors)

взаимосвязь присутствует лишь в краткосрочном периоде для циклов продолжительностью от 2 до 8 кварталов. Поэтому имеет смысл анализировать именно этот интервал циклов.

Диаграммы частичной разности фаз (диаграммы (b)) расположены посередине и свидетельствуют, что для высокочастотной области частичной сезонной когерентности между электропотреблением и объемом промышленного производства (верхняя диаграмма (b1)) при заданном значении уровня инвестиций (интервал для циклов от 2 до 8 кварталов) во временном интервале с 2014 до 2018 г. электропотребление и объем промышленного производства изменяются противофазно. При этом опережающей переменной является электропотребление.

Рост спроса на электроэнергию при спаде производства связан с дисбалансами в структуре электропотребления Свердловской области, вызванными санкциями, наложенными на экономику России в связи с присоединением Крыма¹. В этот же период сократилось

производство в энергоемкой металлургической промышленности за счет модернизации производств (например, проекты ЕВРАЗа, «Уралэлектромеди»). С 2019 до 2021 г. электропотребление и объем промышленного производства изменяются синфазно, при этом лидирующей переменной является также спрос на электроэнергию, а в 2021–2022 гг. опережающей переменной является объем промышленного производства.

Коэффициент частичного вейвлет-усиления в интервале для циклов от 2 до 8 кварталов (верхняя диаграмма (c1) на рис. 3 справа) на всем временном протяжении имеет осциллирующий вид, отражающий в том числе и сезонный фактор, который проявляется во взаимодействии сезонных циклов. При этом максимумы этого коэффициента приходятся на 2017, 2020 и 2023 гг. Снижение коэффициента частичного вейвлет-усиления в 2017 г. связано, как уже говорилось, с санкциями, а с 2020 до середины 2021 г. — с карантинными мерами, вызванными коронавирусной инфекцией.

Диаграмма частичной разности фаз между электропотреблением и объемом инвестиций при заданном значении объема промышленного производства (верхняя диаграмма (b2)) свидетельствует о том, что во временном интервале от 2014 до 2018 г. и с 2021 по 2023 г.

¹ В проекте «Основных направлений денежно-кредитной политики на 2016–2018 гг.», разработанном Центральным банком РФ в 2015 г., введенные против России санкции назывались в числе главных факторов, которые, по мнению авторов документа, должны были препятствовать росту российской экономики в период 2016–2018 гг.

спрос на электроэнергию и уровень инвестиций изменяются синфазно. Опережающей переменной при этом является объем инвестиций. С 2018 по 2020 г. динамика данных переменных характеризуется противофазностью с опережением электропотребления, что связано с карантинными мерами в этот период.

Коэффициент частичного вейвлет-усиления в интервале для циклов от 2 до 8 кварталов на диаграмме зависимости электропотребления от объема инвестиций при заданном значении объема промышленного производства (верхняя диаграмма (с2) на рис. 3 справа) на всем временном протяжении имеет осциллирующий вид, подобный поведению данного коэффициента на диаграмме (с1) для циклов в этом же интервале. Положение максимумов этого коэффициента также практически совпадает с положением максимумов коэффициента частичного вейвлет-усиления в интервале для циклов от 2 до 8 кварталов на диаграмме зависимости электропотребления от объема производства при заданном значении уровня инвестиций (верхняя диаграмма (с1) на рис. 3 справа).

Особенно актуальным является анализ динамики исследуемых переменных в период санкций, наложенных на экономику России со стороны недружественных стран в 2022–2023 гг. Результаты анализа свидетельствуют, что в данный период в интервале для циклов длительностью от 2 до 8 кварталов парциальная зависимость электропотребления от объема производства в Свердловской области характеризуется опережающим ростом объема производства до 2023 г. и лидирующим спросом на электроэнергию по сравнению с промышленным производством в 2023 г. (верхняя диаграмма (b1)). Коэффициент частичного вейвлет-усиления в этом интервале с 2023 г. растет (в период 2022–2023 гг. он не изменяется) и достигает максимума в 2023 г. (верхняя диаграмма (с1)). В этот же период парциальная зависимость электропотребления от объема инвестиций в Свердловской области характеризуется синфазностью между спросом на электроэнергию и капиталовложениями. Лидирующей переменной при этом является объем инвестиций (верхняя диаграмма (b2)). Коэффициент частичного вейвлет-усиления в этом интервале циклов с 2022 г. растет и достигает максимума в 2023 г. (верхняя диаграмма (с2)). Этот результат согласуется с тем, что объем инвестиций в основной капитал Свердловской области по итогам 2023 г. вырос на 25,7 % по сравнению с 2022 г., несмотря на беспрецедентное санкционное давление.

Наибольший вклад в общий объем инвестиций в основной капитал внесли транспортировка и хранение (141,5 млрд р.), обрабатывающие производства (110,4 млрд р.) и деятельность по операциям с недвижимым имуществом (60,3 млрд р.).

Таким образом, данные, полученные с использованием вейвлет-подхода, с одной стороны, подтверждают выводы, сделанные на первом этапе исследования посредством эконометрического метода, а с другой — дополняют их за счёт результатов анализа причинно-следственных связей, имеющих различные особенности для разных временных интервалов и горизонтов планирования. При этом вейвлет-анализ раскрывает новый результат: корреляция и связь между опережением и запаздыванием между исследуемыми в статье переменными могут различаться по частоте и времени.

Заключение

В данной работе проведен анализ влияния объемов промышленного производства и инвестиций на потребление электроэнергии в Свердловской области с учетом сезонного фактора с применением многомерного вейвлет-подхода. Результаты, полученные с использованием вейвлет-подхода, подтвердили выводы эконометрических методов и дополнили их новыми данными о причинно-следственных связях, проявляющихся в различных временных интервалах и при различных горизонтах планирования.

Диаграммы частичной вейвлет-когерентности показали отсутствие коинтеграционных отношений на всех частотах для зависимостей потребления электроэнергии от объема производства и от уровня инвестиций. Диаграммы частичной разности фаз позволили установить временные и частотные интервалы, в которых изменения исследуемых переменных происходят синхронно либо в противофазе, а также определить, какие из этих изменений являются ведущими относительно других при заданных условиях.

Анализ коэффициентов частичного вейвлет-усиления, проведенный для взаимосвязей между потреблением электроэнергии и объемом производства, а также между потреблением электроэнергии и инвестициями в диапазоне циклических колебаний от 2 до 18 кварталов, выявил их колебательный характер с наличием трех пиков.

Динамика исследуемых переменных в период 2022–2023 гг., т. е. в период санкций, наложенных на экономику России со стороны недружествен-

ных стран, характеризуется тем, что в данный период в интервале для циклов длительностью от 2 до 8 кварталов парциальная зависимость электропотребления от объема производства в Свердловской области характеризуется опережающим ростом объема производства до 2023 г. и лидирующим спросом на электроэнергию по сравнению с промышленным производством в 2023 г. В этот же период парциальная зависимость электропотребления от объема инвестиций в Свердловской области характеризуется синфазностью между спросом на электроэнергию и капиталовложениями. Лидирующей переменной при этом является объем инвестиций.

Результаты исследования указывают на необходимость учета сезонных колебаний в теориях бизнес-циклов и государственной политике регулирования экономических процессов. В практических целях вейвлет-анализ может использоваться в качестве опережающего индикатора при прогнозировании деловых циклов (Krüger, 2021; Bruzda, 2020; Bai & Ng, 2008). Например, результаты ретроспективного вейвлет-анализа могут быть интегрированы в алгоритмы прогнозирования нагрузки на энергосистемы и на основе учета сезонных компонент можно создать

адаптивные модели, которые учитывают влияние таких факторов, как производственные циклы или инвестиционные всплески.

Противофазность между объемом производства и инвестициями с одной стороны и электропотреблением с другой помогает органам регионального управления понять, на каких временных отрезках возникают дисбалансы в структуре электропотребления и с какой экономической политикой на данном временном интервале они связаны. Далее, после выявления таких паттернов, можно разработать индикаторы, которые будут отслеживать подобные противофазные движения в реальном времени.

Компании могут использовать результаты вейвлет-анализа для определения оптимальных сроков запуска новых производственных мощностей. Например, если увеличение инвестиций опережает рост электропотребления на 6–12 месяцев, это может служить сигналом для подготовки соответствующей инфраструктуры. Энергетические компании могут внедрить автоматизированные системы мониторинга, которые сигнализируют о потенциальных проблемах на основе вейвлет-анализа.

Список источников

- Астафьева, Н. М. (1996). Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения. *Успехи физических наук*, 166(11), 1145–1170. <https://doi.org/10.3367/UFNr.0166.199611a.1145>
- Бессонов, В. А., Петроневич, А. В. (2013). Сезонная корректировка как источник ложных сигналов. *Экономический журнал ВШЭ*, 17(4), 586–616.
- Витязев, В. В. (2001). *Вейвлет-анализ временных рядов*. Санкт-Петербург: Изд-во С.-Петерб. ун-та, 58.
- Мицель, А. А., Шемякина, А. Н. (2013). Анализ затрат предприятия с помощью вейвлет-преобразований. *Экономико-математическое моделирование*, (46(349)), 52–60.
- Петров, М., Серков, Л. (2024). Анализ долгосрочных и краткосрочных взаимосвязей между электропотреблением и экономическим ростом в промышленно развитых регионах России. *Journal of Applied Economic Research*, 23(1), 136–158. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2024.23.1.006>
- Серков, Л. А. (2025). Анализ взаимосвязей инфляции, обменного курса и расходов домохозяйств в экономике России с применением вейвлет-анализа. *Journal of Applied Economic Research*, 24(1), 59–90. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.1.003>
- Aguiar-Conraria, L. A., Martins, M. M., & Soares, M. J. (2018). *Estimating the Taylor rule in the time-frequency domain*.
- Aguiar-Conraria, L., Azevedo, N., & Soares, M. J. (2008). Using wavelets to decompose the time-frequency effects of monetary policy. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(12), 2863–2878. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.01.063>
- Avdakovic, S., Ademovic, A., & Nuhanovic, A. (2013). Correlation between air temperature and electricity demand by linear regression and wavelet coherence approach: UK, Slovakia and Bosnia and Herzegovina case study. *Archives of Electrical Engineering*, 62(4), 521–532. <http://dx.doi.org/10.2478/aee-2013-0042>
- Bai, J., & Ng, S. (2008). Forecasting economic time series using targeted predictors. *Journal of Econometrics*, 146(2), 304–317. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.08.010>
- Bruzda, J. (2020). The wavelet scaling approach to forecasting: Verification on a large set of noisy data. *Journal of Forecasting*, 39(3), 353–367. <https://doi.org/10.1002/for.2634>
- Connor, J., & Rossiter, R. (2005). Wavelet transforms and commodity prices, *Studies in Nonlinear Dynamics. Econometrics*, 9(1). <https://doi.org/10.2202/1558-3708.1170>
- Crowley, P. M. (2007). A guide to wavelets for economists. *Journal of Economic Surveys*, 21 (2), 207–267. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2006.00502.x>
- Engle, R. F., Granger, C. W. J., Hylleberg, S., & Lee, H. S. (1993). The Japanese consumption function. *Journal of Econometrics*, 55(1-2), 275–298. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(93\)90016-X](https://doi.org/10.1016/0304-4076(93)90016-X)

- Foufoula-Georgiou, E., & Kumar, P. (1994). *Wavelets in Geophysics in Wavelet Analysis and Its Applications*. Academic Press.
- Grinsted, A., Moore, J. C., & Jevrejeva, S. (2004). Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11(5/6), 561–566. <https://doi.org/10.5194/npg-11-561-2004>
- Hylleberg, S., Engle, R. F., Granger, C. W., & Yoo, B. S. (1990). Seasonal Integration and Cointegration. *Journal of Econometrics*, 44(1-2), 215–238.
- Kirikaleli, D., & Sowah, J. K. (2020). A wavelet coherence analysis: Nexus between urbanization and environmental sustainability. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(24), 30295–30305. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-09305-y>
- Kirikaleli, D., Adedoyin, F. F., & Bekun, F. V. (2021). Nuclear energy consumption and economic growth in the UK: Evidence from wavelet coherence approach. *Journal of Public Affairs*, 21(1), e2130. <https://doi.org/10.1002/pa.2130>
- Krüger, J. (2021). A Wavelet Evaluation of Some Leading Business Cycle Indicators for the German Economy. *Journal of Business Cycle Research*, 17, 293–319. <https://doi.org/10.1007/s41549-021-00060-8>
- Labat, D. (2010). Cross wavelet analyses of annual continental freshwater discharge and selected climate indices. *Journal of Hydrology*, 385(1-4), 269–278. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.02.029>
- Magazzino, C., & Giolli, L. (2021). The relationship among railway networks, energy consumption, and real added value in Italy. Evidence form ARDL and Wavelet analysis. *Research in Transportation Economics*, 90, 101126. <http://dx.doi.org/10.1016/j.retrec.2021.101126>
- Rua, A. (2012). Wavelets in Economics. *Economic Bulletin and Financial Stability Report Articles*, 8, 71–79.
- Rua, A. (2013). Worldwide synchronization since the nineteenth century: A wavelet-based view. *Applied Economics Letters*, 20(8), 773–776.
- Senjyu, T., Tamaki, Y., Takara, H., & Uezato, K. (2002). Next day load curve forecasting using wavelet analysis with neural network. *Electric Power Components and Systems*, 30(11), 1167–1178. <https://doi.org/10.1080/15325000290085398>
- Torrence, C., & Compo, G. P. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61–78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2)
- Wu, J., Abban, O. J., Boadi, A. D., Addae, E. A., Akhtar, M., Hongxing, Y., & Ofori, C. (2022). Time–frequency contained co-movement of renewable electricity production, globalization, and CO₂ emissions: A wavelet-based analysis in Asia. *Energy Reports*, 8, 15189–15205. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.11.054>
- Zhang, Q., & Liu, T. (2010). Research on mid-long term load forecasting base on wavelet neural network. In *2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications* (Vol. 2, pp. 217–220). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCEA.2010.195>

References

- Aguiar-Conraria, L. A., Martins, M. M., & Soares, M. J. (2018). *Estimating the Taylor rule in the time-frequency domain*.
- Aguiar-Conraria, L., Azevedo, N., & Soares, M. J. (2008). Using wavelets to decompose the time–frequency effects of monetary policy. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(12), 2863–2878. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.01.063>
- Astaf'eva, N. M. (1996). Wavelet analysis: basic theory and some applications. *Uspekhi fizicheskikh nauk [Physics-Uspekhi]*, 166(11), 1145–1170. <https://doi.org/10.1070/pu1996v039n11abeh000177> (In Russ.)
- Avdakovic, S., Ademovic, A., & Nuhanovic, A. (2013). Correlation between air temperature and electricity demand by linear regression and wavelet coherence approach: UK, Slovakia and Bosnia and Herzegovina case study. *Archives of Electrical Engineering*, 62(4), 521–532. <http://dx.doi.org/10.2478/aee-2013-0042>
- Bai, J., & Ng, S. (2008). Forecasting economic time series using targeted predictors. *Journal of Econometrics*, 146(2), 304–317. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.08.010>
- Bessonov, V., & Petronevich, A. (2013). Seasonal adjustment as a source of spurious signals. *Ehkonomicheskii zhurnal VSHEH [HSE Economic Journal]*, 17(4), 586–616. (In Russ.)
- Bruzda, J. (2020). The wavelet scaling approach to forecasting: Verification on a large set of noisy data. *Journal of Forecasting*, 39(3), 353–367. <https://doi.org/10.1002/for.2634>
- Connor, J., & Rossiter, R. (2005). Wavelet transforms and commodity prices, *Studies in Nonlinear Dynamics. Econometrics*, 9(1). <https://doi.org/10.2202/1558-3708.1170>
- Crowley, P. M. (2007). A guide to wavelets for economists. *Journal of Economic Surveys*, 21(2), 207–267. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2006.00502.x>
- Engle, R. F., Granger, C. W. J., Hylleberg, S., & Lee, H. S. (1993). The Japanese consumption function. *Journal of Econometrics*, 55(1-2), 275–298. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(93\)90016-X](https://doi.org/10.1016/0304-4076(93)90016-X)
- Foufoula-Georgiou, E., & Kumar, P. (1994). *Wavelets in Geophysics in Wavelet Analysis and Its Applications*. Academic Press.
- Grinsted, A., Moore, J. C., & Jevrejeva, S. (2004). Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11(5/6), 561–566. <https://doi.org/10.5194/npg-11-561-2004>
- Hylleberg, S., Engle, R. F., Granger, C. W., & Yoo, B. S. (1990). Seasonal Integration and Cointegration. *Journal of Econometrics*, 44(1-2), 215–238.

- Kirikkaleli, D., & Sowah, J. K. (2020). A wavelet coherence analysis: Nexus between urbanization and environmental sustainability. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(24), 30295–30305. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-09305-y>
- Kirikkaleli, D., Adedoyin, F. F., & Bekun, F. V. (2021). Nuclear energy consumption and economic growth in the UK: Evidence from wavelet coherence approach. *Journal of Public Affairs*, 21(1), e2130. <https://doi.org/10.1002/pa.2130>
- Krüger, J. (2021). A Wavelet Evaluation of Some Leading Business Cycle Indicators for the German Economy. *Journal of Business Cycle Research*, 17, 293–319. <https://doi.org/10.1007/s41549-021-00060-8>
- Labat, D. (2010). Cross wavelet analyses of annual continental freshwater discharge and selected climate indices. *Journal of Hydrology*, 385(1-4), 269–278. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.02.029>
- Magazzino, C., & Giolli, L. (2021). The relationship among railway networks, energy consumption, and real added value in Italy. Evidence form ARDL and Wavelet analysis. *Research in Transportation Economics*, 90, 101126. <http://dx.doi.org/10.1016/j.retrec.2021.101126>
- Mitsel', A. A., & Shemiakina, A. N. (2013). Analysis of costs of the enterprise using wavelet-transform. *Ekonomiko-matematicheskoe modelirovanie [Economic-Mathematical Modeling]*, (46(349)), 52–60. (In Russ.)
- Petrov, M. B., & Serkov, L. A. (2024). Analysis of Long-Term and Short-Term Relationships between Electricity Consumption and Economic Growth in Industrialized Regions of Russia. *Journal of Applied Economic Research*, 23(1), 136–158. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2024.23.1.006> (In Russ.)
- Rua, A. (2012). Wavelets in Economics. *Economic Bulletin and Financial Stability Report Articles*, 8, 71–79.
- Rua, A. (2013). Worldwide synchronization since the nineteenth century: A wavelet-based view. *Applied Economics Letters*, 20(8), 773–776.
- Senjyu, T., Tamaki, Y., Takara, H., & Uezato, K. (2002). Next day load curve forecasting using wavelet analysis with neural network. *Electric Power Components and Systems*, 30(11), 1167–1178. <https://doi.org/10.1080/15325000290085398>
- Serkov, L. A. (2025). Analysis of the Relationship between Inflation, Exchange Rate and Household Expenditures in the Russian Economy Using Wavelet Analysis. *Journal of Applied Economic Research*, 24(1), 59–90. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.1.003> (In Russ.)
- Torrence, C., & Compo, G. P. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61–78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079%3C0061:APGTWA%3E2.0.CO;2)
- Vityazev V. V. (2001). *Wejwlet-analis vremennykh rjadov [Wavelet analysis of time series]*, SPb: SPbGU, 58 P. (In Russ.)
- Wu, J., Abban, O. J., Boadi, A. D., Addae, E. A., Akhtar, M., Hongxing, Y., & Ofori, C. (2022). Time-frequency contained co-movement of renewable electricity production, globalization, and CO₂ emissions: A wavelet-based analysis in Asia. *Energy Reports*, 8, 15189–15205. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.11.054>
- Zhang, Q., & Liu, T. (2010). Research on mid-long term load forecasting base on wavelet neural network. In *2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications* (Vol. 2, pp. 217–220). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCEA.2010.195>

Информация об авторах

Серков Леонид Александрович — кандидат физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник Центра развития и размещения производительных сил, Институт экономики УрО РАН; Scopus Author ID: 57216791028; <http://orcid.org/0000-0002-3832-3978> (Российская Федерация, 620014, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29; e-mail: serkov.la@uiec.ru).

Петров Михаил Борисович — доктор технических наук, кандидат экономических наук, доцент, руководитель Центра развития и размещения производительных сил, Институт экономики УрО РАН; Scopus Author ID: 55970815800; <https://orcid.org/0000-0002-3043-6302> (Российская Федерация, 620014, г. Екатеринбург, ул. Московская, 29; e-mail: petrov.kb@uiec.ru).

About the authors

Leonid A. Serkov — Cand. Sci. (Phys.-Math.), Associate Professor, Senior Research Associate of the Center for Development and Location of Productive Forces, Institute of Economics of the Ural Branch of RAS; Scopus Author ID: 57216791028; <http://orcid.org/0000-0002-3832-3978> (29, Moskovskaya St., Ekaterinburg, 620014, Russian Federation; e-mail: serkov.la@uiec.ru).

Mikhail B. Petrov — Dr. Sci. (Eng.), Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Head of the Center for Development and Location of Productive Forces, Institute of Economics of the Ural Branch of RAS; Scopus Author ID: 55970815800; <https://orcid.org/0000-0002-3043-6302> (29, Moskovskaya St., Ekaterinburg, 620014, Russian Federation; e-mail: petrov.kb@uiec.ru).

Использование средств ИИ

Авторы заявляют о том, что при написании этой статьи не применялись средства генеративного искусственного интеллекта.

Use of AI tools declaration

All authors declare that they have not used Artificial Intelligence (AI) tools for the creation of this article.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interests

The authors declare no conflicts of interest.

Дата поступления рукописи: 17.01.2025.
Прошла рецензирование: 08.03.2024.
Принято решение о публикации: 26.03.2025.

Received: 17 Jan 2025.
Reviewed: 08 Mar 2024.
Accepted: 26 Mar 2025.