

УДК 551.510.52:519.6

<http://doi.org/10.18799/29495407/2026/2/123>

Шифр специальности ВАК: 1.2.2

Научная статья



Обработка и анализ метеорологических данных на основе вейвлет-преобразований

И.А. Ботыгин[✉], Е.А. Бобров, В.С. Шерстнев, А.И. Шерстнева

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,
Российская Федерация, г. Томск

[✉]bia@tpu.ru

Аннотация. Работа посвящена изучению возможностей применения методов вейвлет-анализа для обработки сложных динамических процессов, представляющих собой временные ряды различной природы. Проведен аналитический обзор методов анализа нестационарных сигналов. Показано, что вейвлет-анализ является наиболее эффективным методом для исследования нестационарных климатических рядов, так как позволяет одновременно анализировать сигнал во временной и частотной областях. Спроектировано и разработано программное обеспечение, реализующее алгоритмы загрузки метеорологических данных, предварительной обработки и восстановления (интерполяция, удаление выбросов, нормализация), ядра вейвлет-анализа (непрерывное вейвлет-преобразование, построение глобального спектра), кросс вейвлет-анализа (когерентность, фаза), визуализации (скалограмма, спектр) и экспорта. Все компоненты интегрированы в единый скрипт на Python. Выполнен анализ реальных климатических данных, который позволил визуализировать и интерпретировать характерные временные масштабы климатических процессов и их взаимосвязи.

Ключевые слова: вейвлет, непрерывное вейвлет-преобразование, вейвлет-спектр мощности, кросс-вейвлет-анализ, вейвлет-когерентность

Для цитирования: Ботыгин И.А., Бобров Е.А., Шерстнев В.С., Шерстнева А.И. Обработка и анализ метеорологических данных на основе вейвлет-преобразований. *Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика*, 2026, Т. 4, № 2, С. 10–21. <http://doi.org/10.18799/29495407/2026/2/123>

Вклад авторов: И.А. Ботыгин – формулирование идеи и цели исследования, написание первоначального текста статьи, научное руководство исследованием; Е.А. Бобров – создание программного обеспечения, проведение экспериментов; В.С. Шерстнев – проверка результатов, проведение экспериментов, редактирование и доработка текста; А.И. Шерстнева – статистический анализ данных и результатов, разработка методов и процедур.

Использование средств ИИ: авторы заявляют о том, что при написании данной статьи не применялись средства генеративного искусственного интеллекта

Конфликт интересов: отсутствует.

UDC 551.510.52:519.6

<http://doi.org/10.18799/29495407/2026/2/123>

Scientific paper

Processing and analysis of meteorological data using wavelet transforms

I.A. Botygin[✉], E.A. Bobrov, V.S. Sherstnev, A.I. Sherstneva

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

[✉]bia@tpu.ru

Abstract. The paper is devoted to the study of the possibilities of using methods of wavelet analysis for complex dynamic processes representing time series of various nature. The authors carried out an analytical review of methods for non-stationary signals analysis. It is shown that the wavelet analysis is the most effective method for studying non-stationary climatic series, as it allows simultaneous analysis of the signal in the time and frequency domains. The authors designed and developed software that implements algorithms for loading meteorological data, preprocessing and recovery (interpolation, outlier removal, normalization), wavelet analysis kernels (continuous wavelet transform, global spectrum construction), cross-wavelet analysis (coherence, phase), visualization (scalogram, spectrum) and export. All components are integrated into a single Python script. The authors performed the analysis of real climate data, which made it possible to visualize and interpret the characteristic time scales of climate processes and their interrelationships.

Keywords: wavelet, continuous wavelet transform, wavelet power spectrum, cross-wavelet analysis, wavelet coherence

For citation: Botygin I.A., Bobrov E.A., Sherstnev V.S., Sherstneva A.I. Processing and analysis of meteorological data using wavelet transforms. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Industrial Cybernetics*, 2026, vol. 4, no. 2, pp. 10–21. <http://doi.org/10.18799/29495407/2026/2/123>

Authors' contribution: I.A. Botygin – formulating the idea and purpose of the study, writing the original text of the article, scientific supervision of the study; E.A. Bobrov – creating software, conducting experiments; V.S. Sherstnev – verifying the results, conducting experiments, editing and refining the text; A.I. Sherstneva – statistical analysis of data and results, development of methods and procedures.

Use of AI: AI was not used.

Conflict of interest: none.

Введение

В настоящее время проблема изменения климата является одной из наиболее актуальных и широко обсуждаемых как в научном сообществе, так и на международном уровне (глобальном политическом уровне) [1–5]. Данные об изменении глобальной температуры, концентрации парниковых газов, климатических индексах представляют собой сложные динамические процессы или временные ряды, которые характеризуются нестационарностью, наличием трендов, шумов и скрытых периодичностей. Одним из методов обработки таких данных является спектральный анализ, который раскрывает их частотную структуру. В его основе лежит преобразование Фурье – математический аппарат, который связывает реальные данные, развёрнутые во времени, с их отображением на частотной шкале. То есть предоставляет возможность оценить спектральную плотность мощности исследуемых данных – как мощность распределена по частотам и какая мощность приходится на заданную узкую полосу

частот, что очень важно при анализе зашумленных временных рядов.

Несмотря на то, что преобразование Фурье остается фундаментальным инструментом анализа временных рядов, ему присущи определённые ограничения. Например, классическое преобразование Фурье предполагает, что свойства исследуемых данных не меняются со временем. Оно показывает, какие частоты есть, но не показывает, когда они появились, или чувствительность к аномалиям. Одинокные резкие выбросы во временном ряду размываются по всему частотному спектру, искажая общую картину. Преобразование Фурье эффективно для выявления периодичностей в стационарных сигналах, но климатические процессы, как правило, нестационарны и их частотный состав меняется во времени. Для обхода ограничений в современной обработке временных рядов используют модификации Фурье, например, вейвлет-преобразование. Вейвлет – это математическая функция, имеющая вид короткого, быстро затухающего волнового

всплеска с нулевым средним значением. В отличие от бесконечной синусоиды, в преобразовании Фурье вейвлет локализован во времени и амплитуда волны быстро уменьшается до нуля при удалении от центра всплеска.

Краткий библиографический обзор

Термин «вейвлет» был введен французскими учеными физиком и математиком Александром Гроссманом и геофизиком Жаном Морле [6]. Они описали математический аппарат, который идеально подошёл для анализа нестационарных сигналов и сейсмических данных. Вместе с тем необходимо упомянуть и венгерского математика Альфреда Хаара, который ещё в 1910 г. предложил математические функции, позволяющие выявить изменяющееся во времени спектральное содержание сигнала [7]. Преобразование Хаара является одним из самых ранних примеров того, что сейчас известно, как компактное диадическое ортонормированное вейвлет-преобразование [8].

Теоретический фундамент для современного понимания вейвлет-анализа был заложен в конце XX в. Классическим трудом, на который опираются исследователи по всему миру, является книга И. Добеши «Десять лекций по вейвлетам» [9]. В этой работе подробно излагаются математические основы, доказываются ключевые свойства вейвлетов и описывается их связь с другими разделами анализа сигналов.

Для практиков, особенно в области геофизики и климатологии, ключевой работой стало практическое руководство [10]. Эта статья стала настоящим «стандартом внедрения» метода. В ней авторы не только дают пошаговое описание процедуры непрерывного вейвлет-преобразования (Continuous Wavelet Transform, CWT), но и уделяют особое внимание критически важным для исследователей вопросам: как выбрать подходящую вейвлет-функцию, как интерпретировать краевые эффекты (конус влияния) и, что самое главное, как оценить статистическую значимость полученных спектров, используя модель «красного шума» (авторегрессионную модель первого порядка). В частности, примеры из этого исследования наглядно демонстрируют, насколько эффективнее вейвлет-анализ выявляет изменения дисперсии явления Эль-Ниньо во времени по сравнению с классическим частотным анализом.

Логичным развитием методов для анализа взаимосвязей стала работа [11]. Авторы представили и детально описали математический аппарат кросс-вейвлет-преобразования и вейвлет-когерентности. Эти инструменты позволяют исследовать парные связи между двумя временными рядами. Авторы показали, как с их помощью в пространстве «время–частота» можно не только выявить области высокой

общей мощности, но и проанализировать разность фаз между сигналами, что даёт возможность судить о причинно-следственных связях и механизмах взаимодействия процессов, например, между температурой океана и атмосферным давлением.

В работе [12], посвящённой изучению неоднородности явлений Эль-Ниньо, активно используется арсенал вейвлет-методов. В них с помощью кросс-вейвлет-анализа учёным удалось уточнить амплитудно-частотные характеристики разных типов этого глобального феномена. Параллельно развивается и направление по изучению влияния космической погоды. Работа [13] посвящена анализу того, как 11-летний цикл солнечной активности может транслироваться в квазипериодические колебания земных климатических индексов.

Из последних публикаций отметим работу [14], в которой авторы предлагают подход к визуализации и анализу взаимодействий элементов энергосистемы одновременно во временной и частотной областях, именно с использованием вейвлет-преобразования. В [15] изучаются временные тренды и периодические структуры осадков в бассейне реки Ньяндо (Кения) с десяти метеорологических станций за период от 36 до 100 лет. Авторы используют передовые методы для частотно-временного анализа, включая дискретное преобразование Фурье и непрерывное вейвлет-преобразование. В [16] исследователями в качестве объекта исследования используется пещера Могао в пещерном храмовом комплексе Цяньфодун (Китай). Для изучения корреляции между земно-воздушным потоком и изменением атмосферного давления в разных временных масштабах применяются непрерывное вейвлет-преобразование и анализ вейвлет-когерентности. Гибридная статистическая модель, сочетающая вейвлет-разложение с моделированием зависимостей на основе копул (моделирование взаимодействия нескольких переменных без строгих предположений, например, без многомерной нормальности) и используемая для количественной оценки совокупных рисков (синхронных и асинхронных), связанных со стоком и наносами в каскадных водохранилищах, представлена в [17]. Авторами утверждается перспективность представленной методологии для управления сложными гидрологическими угрозами и опасностями. В [18] предлагается инновационный интегрированный подход к мониторингу влажности почвы, основанный на пьезоэлектрическом эффекте (используются пьезоэлектрические датчики для сбора сигналов волновых напряжений от почвы при различных условиях влажности) и сочетающий в себе методы многомерного обучения и вейвлет-анализа. Взаимосвязь между ежедневным геополитическим риском и динамикой акций корейского оборонного сектора (доходность и волатильность) на различных временных горизонтах с

использованием вейвлет-когерентности приведена в [19]. Показано, что геополитические события демонстрируют более сильную и устойчивую когерентность, чем геополитические угрозы.

Общие математические модели вейвлет-преобразования

Вейвлет-анализ базируется на интегральном преобразовании, которое разлагает сигнал на набор функций, получаемых из одной исходной (материнского вейвлета) путём операций масштабирования и сдвига. В отличие от преобразования Фурье, использующего бесконечные синусоиды, вейвлеты ограничены во времени, что и даёт возможность анализировать сигнал локально.

CWT исследуемых данных $x(t)$ определяется следующей формулой:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

где $\psi(t)$ – материнский вейвлет: функция, обладающая нулевым средним значением и ограниченная во времени; a – масштаб или период (параметр, обратный частоте): чем больше a , тем более растянут вейвлет, что соответствует анализу низких частот (длинных периодов), и чем меньше a , тем сильнее сжатие и выше частота; b – сдвиг (параметр времени), определяющий положение вейвлета на оси времени; ψ^* – комплексно-сопряжённая функция (для комплексных вейвлетов).

Квадрат модуля коэффициентов $|W(a, b)|^2$ – вейвлет-спектр мощности или скалограмма. Он показывает распределение энергии исследуемых данных по масштабам (частотам) и времени. Яркие области на скалограмме соответствуют временным интервалам – где на данном масштабе колебания исследуемых данных особенно интенсивны.

В климатологических исследованиях наиболее широко применяется комплексный вейвлет Морле, который имеет вид:

$$\psi(t) = \pi^{-1/4} e^{i\omega_0 t} e^{-t^2/2},$$

где ω_0 – центральная частота (обычно берут $\omega_0=6$). Такой выбор обеспечивает хороший баланс между частотным и временным разрешением. Комплексность вейвлета позволяет вычислять не только мощность, но и фазу исследуемых данных, что важно для кросс-анализа.

Вейвлет-анализ позволяет разложить сигнал на частотно-временную плоскость. Если локальный (текущий) вейвлет-спектр показывает, как частотный состав сигнала меняется со временем, то глобальный вейвлет-спектр $\overline{W}^2(a)$ даёт общую усреднённую картину распределения энергии во всём исследуемом временном интервале (по параметру b):

$$\overline{W}^2(a) = \frac{1}{N} \sum_b |W(a, b)|^2,$$

где N – количество точек временного ряда. По своей сути, глобальный вейвлет-спектр является аналогом классического спектра Фурье, но обладает большей устойчивостью при анализе нестационарных сигналов, содержащих резкие скачки, шумы или прерывистые колебания, и может быть использован для проверки статистической значимости отдельных периодичностей.

При вейвлет-преобразовании сигнал на краях временного интервала обрабатывается с использованием нулевого дополнения (zero-padding), что приводит к искажению коэффициентов вблизи границ. Область, где эти искажения существенны, – это конус влияния (Cone of Influence, COI). Для большинства практических задач в метеорологии (анализа нестационарности и визуализации эволюции погодных явлений во времени и частоте) оптимальным выбором будет связка CWT с вейвлетом Морле, для которого граница COI определяется следующим образом:

$$\text{COI}(b) = \sqrt{2}a(b),$$

где $a(b)$ – масштаб вейвлета. Обычно на скалограмме область внутри конуса заштриховывают или затемняют, чтобы обратить внимание на необходимость осторожной интерпретации результатов в этой зоне.

Для анализа взаимосвязей между двумя временными рядами $x(t)$ и $y(t)$ используется кросс-вейвлет-преобразование. Пусть $W^X(a, b)$ и $W^Y(a, b)$ – их вейвлет-коэффициенты. Тогда кросс-вейвлет-спектр вычисляется как произведение вейвлет-коэффициентов одного временного ряда X на комплексно-сопряжённые вейвлет-коэффициенты второго ряда Y :

$$W^{XY}(a, b) = W^X(a, b) \overline{W^Y(a, b)},$$

где $\overline{W^Y(a, b)}$ – комплексно-сопряжённое вейвлет-преобразование ряда $y(t)$. Модуль $|W^{XY}(a, b)|$ показывает области, где оба ряда имеют высокую общую мощность связи – общую локальную энергию двух процессов на определенных масштабах и временах.

Однако для оценки степени линейной связи более удобна вейвлет-когерентность, позволяющая изучить, как два процесса влияют друг на друга без предположения о стационарности данных, что часто используется в климатологии. Определяется как:

$$R^2(a, b) = \frac{|\langle s^{-1} W^{XY}(a, b) \rangle|^2}{\langle s^{-1} |W^X(a, b)|^2 \rangle \langle s^{-1} |W^Y(a, b)|^2 \rangle},$$

где угловые скобки $\langle \cdot \rangle$ означают сглаживание по времени и масштабу. Без сглаживания когерентность во

всех точках будет строго равна единице; s – масштаб вейвлет-преобразования (обратно пропорционален частоте).

Вейвлет-когерентность принимает значения от 0 (нет линейной связи) до 1 (полная связь). Эта величина устойчива к амплитудным флуктуациям и хорошо выявляет области, где связь статистически значима.

Функциональная структура программного инструментария

Для апробации разработанного модуля использованы многолетние наблюдения с метеорологической станции г. Томска (код 29430). Данные представлены в виде текстовых файлов, полученных из архива метеостанции. Каждый файл содержит значения соответствующего метеопараметра: температура, давление, влажность, облачность, за период с 1966 по 2015 гг.

Для восстановления пропущенных значений применена сезонная интерполяция. Для каждого пропущенного месяца вычисляется медиана значений за тот же месяц в соседние годы (в пределах скользящего окна ± 5 лет). Такой подход сохраняет сезонный ход (зима лето) и является более

физичным, чем сезонная интерполяция, которая не учитывает внутригодовые колебания.

Для обнаружения аномальных выбросов применён z -критерий – значение считается выбросом, если модуль его z -оценки превышает 3:

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma},$$

где $\bar{x}$ – среднее ряда; σ – стандартное отклонение. После обнаружения выброс заменяется медианным значением в скользящем временном окне (по умолчанию окно $\pm 2,5$ года). Это позволяет сгладить аномалию, не искажая общий тренд.

Разработанное программное обеспечение представляет собой систему взаимосвязанных функций на языке Python, реализующих полный цикл вейвлет-анализа метеорологических рядов. Архитектура системы построена по принципу разделения ответственности и включает четыре основных компонента: *Загрузка данных*, *Предобработка*, *Ядро CWT и кросс-анализ* и *Визуализация* (рис. 1).

Загрузка данных. Функции `load_tomsk_monthly` и `load_daily_csv` предназначены для чтения текстовых файлов с метеоданными.

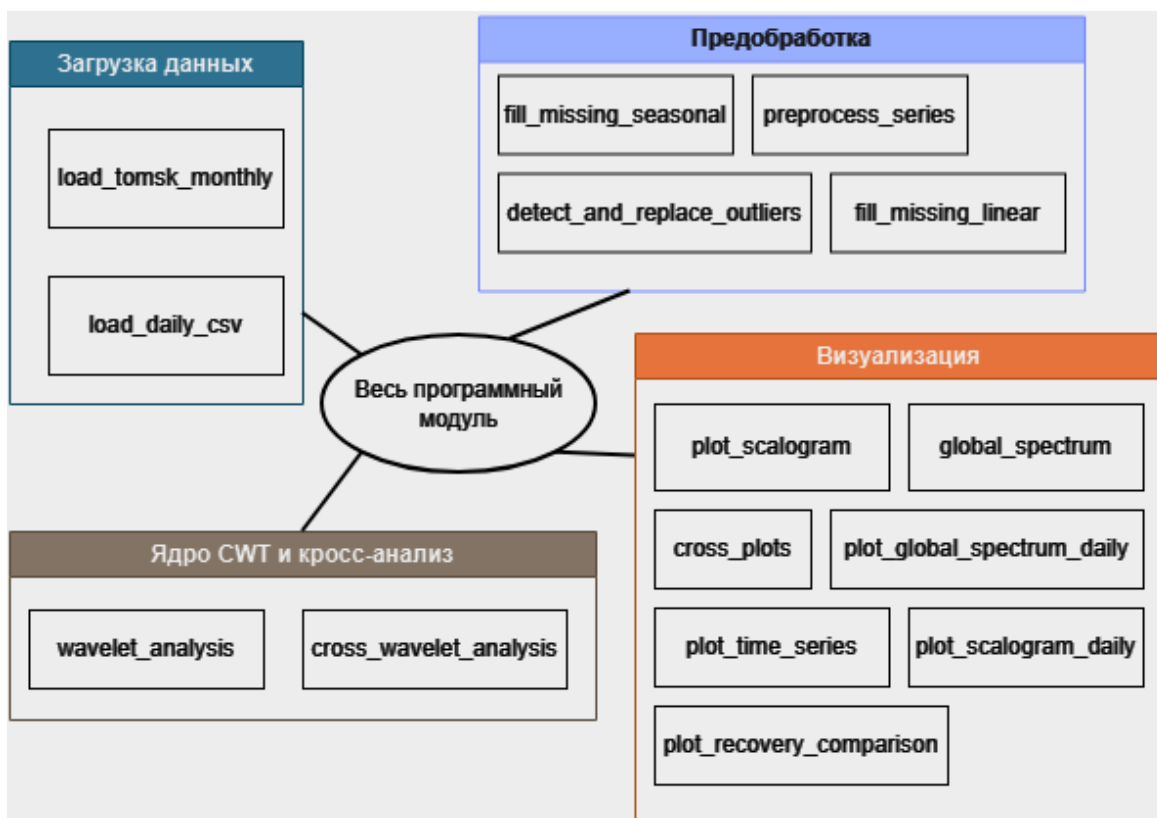


Рис. 1. Архитектура системы

Fig. 1. System architecture

Предобработка. Включает следующие функции: *fill_missing_seasonal* – сезонная интерполяция коротких пропусков (до 12 месяцев); *detect_and_replace_outliers* – выявление аномальных выбросов по z -критерию ($|z| > 3$) и их замена медианным значением в скользящем временном окне ($\pm 2,5$ года); *pre-process_series* – удаление линейного тренда и нормализация ряда (нулевое среднее, единичная дисперсия).

Ядро CWT и кросс-анализ. Включает следующие функции: *wavelet_analysis* – непрерывное вейвлет-преобразование с использованием вейвлета Морле; *cross_wavelet_analysis* – вычисление кросс-спектра, вейвлет-когерентности и разности фаз.

Визуализация. Включает следующие функции: *plot_time_series* – временной ряд после предобработки; *plot_scalogram* – скалограмма (вейвлет-спектр мощности) с логарифмической цветовой шкалой; *plot_scalogram_daily* – скалограмма для ежедневных данных с повышенной точностью обозначения периода; *plot_global_spectrum* – глобальный спектр (зависимость усреднённой мощности от периода); *plot_global_spectrum_daily* – глобальный спектр, но для ежедневных данных; *cross_plot* – кросс-спектр и когерентность; *plot_recovery_comparison* – сравнение исходного и восстановленного рядов для демонстрации качества восстановления.

Экспериментальные исследования

Экспериментальные исследования проводились с основными метеорологическими параметрами – температурой воздуха, давлением, влажностью, облачностью, и включали построение скалограмм, глобальных спектров, кросс-вейвлет-анализ. Параметры: $dt=1/12$ года, диапазон периодов 1–32 года.

Скалограмма температуры (рис. 2) показывает устойчивую мощную полосу на годовом периоде (1 год).

В нижней части графика проходит сплошная темно-красная полоса максимальной мощности (больше нуля). Этот цикл не изменяется на протяжении всех лет наблюдений, что соответствует ожидаемому сезонному циклу. Кроме того, наблюдаются фрагментированные области повышенной мощности (вертикальные разветвления) на периодах 2–4 года (1970–1980 гг.) и 5–7 лет (1987–2000 гг.), отражающие межгодовую изменчивость, связанную с крупномасштабными атмосферными процессами. Также заметны крупные изолированные области повышенной мощности на периодах 8–12 лет (1975, 1990 и 2005 гг.), что может свидетельствовать о модуляции температуры циклом солнечной активности.

Глобальный вейвлет-спектр температуры представлен на рис. 3.

Максимальная усреднённая мощность (около 3,5) сосредоточена на самых коротких рассматриваемых периодах в районе 1,2–1,3 года. Это говорит о том, что основной вклад в изменчивость температуры вносят сезонные или квазигодовые колебания. В диапазоне периодов от 1,5 до 16 лет график выходит на стабильное низкое плато (мощность менее 0,2). Это означает, что выраженные межгодовые циклические процессы (например, Эль-Ниньо с циклом 2–7 лет или 11-летний солнечный цикл) в данном ряду данных отсутствуют или крайне слабы. В районе 17 лет наблюдается изолированная точка с небольшим повышением мощности. Она едва заметна, что указывает на отсутствие статистически значимого долгопериодного цикла на этом масштабе.

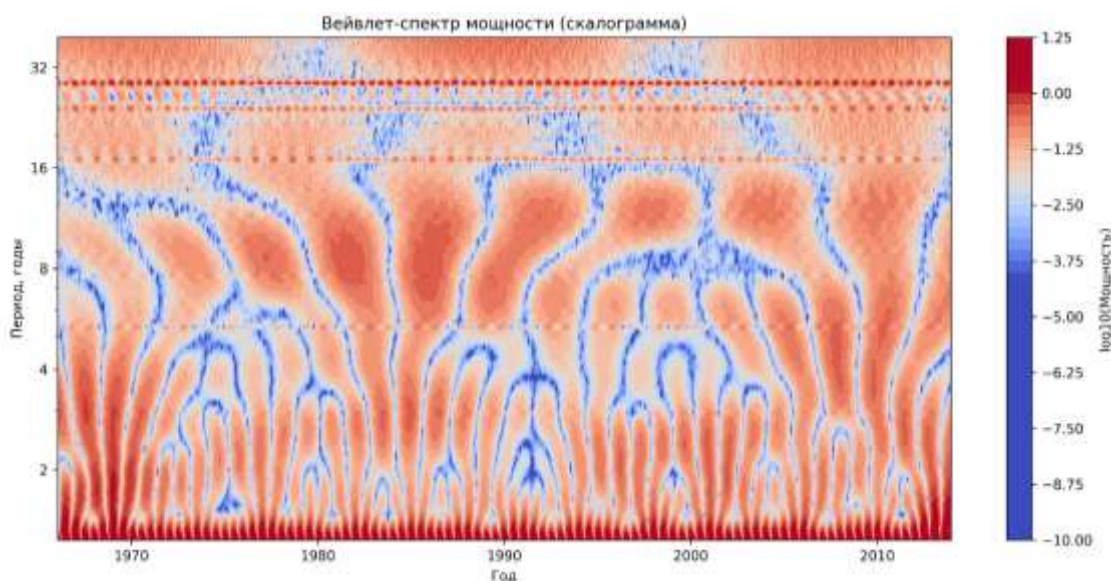


Рис. 2. Скалограмма температуры
Fig. 2. Temperature scalogram

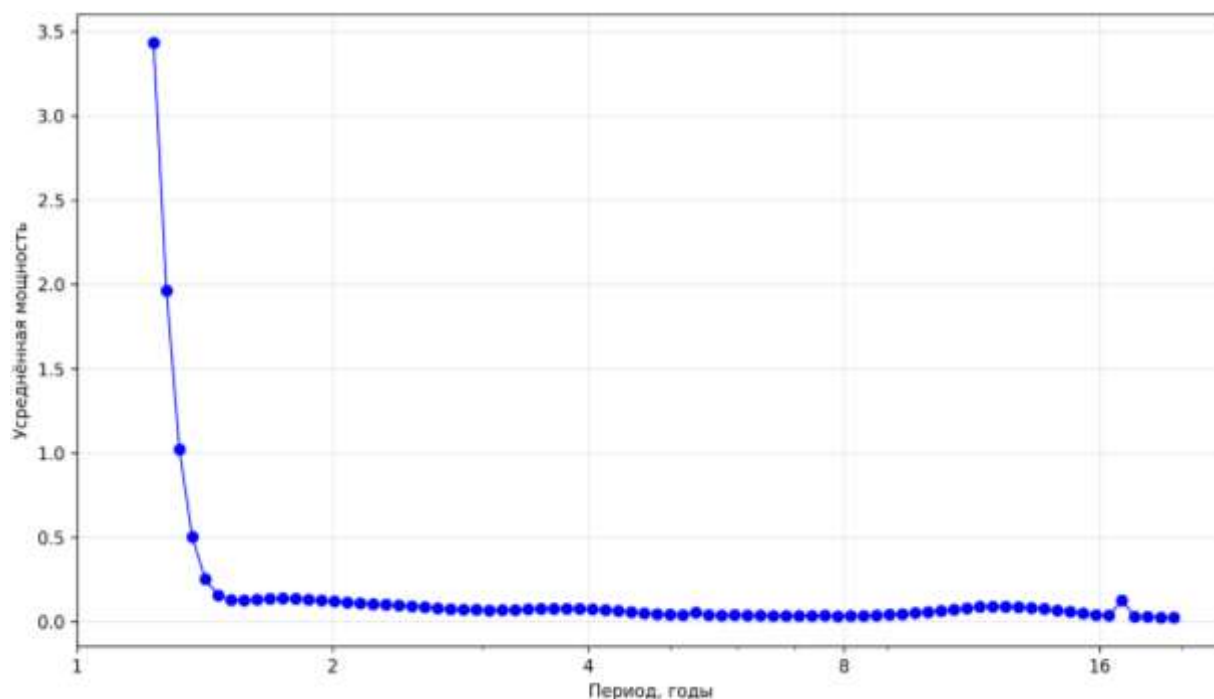


Рис. 3. Глобальный вейвлет-спектр температуры
Fig. 3. Global wavelet spectrum of temperature

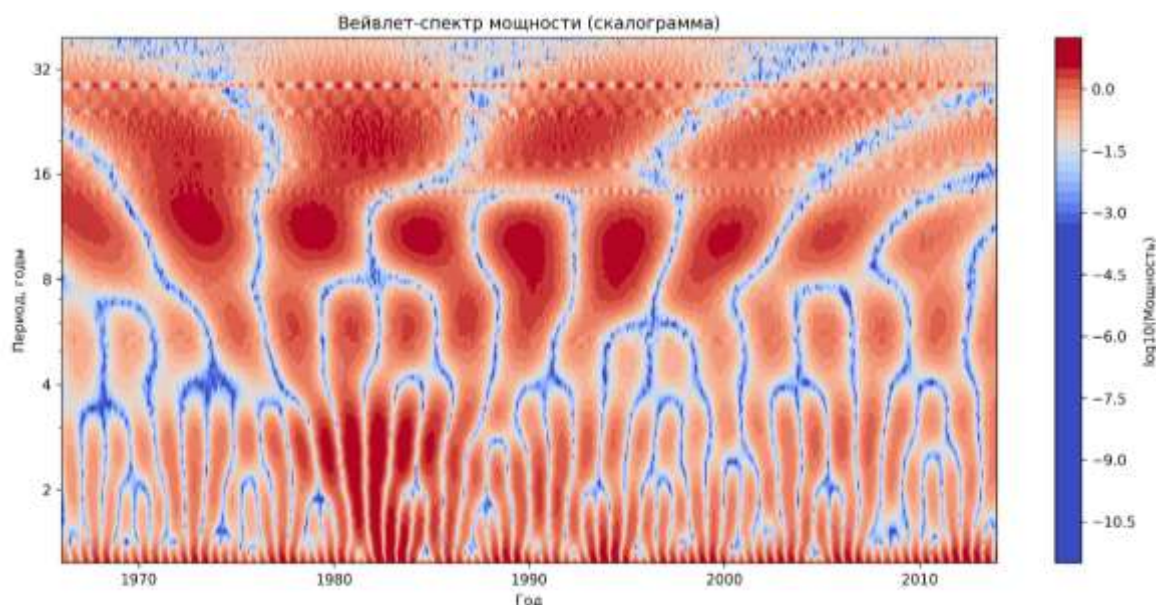


Рис. 4. Скалограмма относительной влажности
Fig. 4. Relative humidity scalogram

Скалограмма относительной влажности демонстрирует менее контрастную картину (рис. 4).

Годовой цикл хорошо выражен – полосы ярко-красного цвета. Но на периоде 2–4 лет проявляется эпизодически – наиболее сильно в 1980–1995 гг. и после 2010 г. На рубеже 1980–1985 гг. в нижнем частотном диапазоне (период 1–3 года) наблюдаются мощные сплошные ярко-красные полосы с высокой плотностью энергии. В этот короткий отрезок

времени (1980–1985 гг.) регион пережил серию экстремальных и резких межгодовых колебаний влажности. Теоретически это могла быть череда сильных засух или, наоборот, аномально влажных сезонов. В остальное время краткосрочные колебания носят стабильный, но менее интенсивный характер. На периоде 8–10 лет в центре графика четко выделяется серия изолированных куполообразных областей темно-красного цвета. Эти циклы выражены

неравномерно. Период «конец 1960-х – середина 1970-х» – мощный и широкий пик. Периоды «конец 1980-х – середина 1990-х» и «вторая половина 1990-х – начало 2000-х» – серия из трех четких ритмичных импульсов. Середина 1980-х и период после 2005 г. – заметное ослабление этого цикла (сине-голубые перемычки между областями). На уровне периода в 16 лет и выше красные области сливаются в одну протяженную извилистую ленту. Это мощный фоновый многолетний тренд влажности.

В целом режим влажности подчинен квазидесятилетнему циклу – очень хорошо выражен период в 11 лет, который доминирует на большей части скалограммы.

На графике глобального вейвлет-спектра влажности показано, какие именно циклические периоды вносят наибольший вклад в общую многолетнюю изменчивость влажности (рис. 5).

В левой части графика наблюдается резкий взлет линии, достигающий максимального значения мощности. Это отражает сезонный ход влажности, так как именно сезонные переходы (чередование сухого и влажного периодов года) являются главным фактором изменчивости влажности. После спада годового пика формируется отчетливый пологий максимум с вершиной в районе 2,6–2,8 года и мощностью около 0,85. Это означает, что у влажности присутствует выраженная короткопериодная межгодовая цикличность. На отметке 4 года график падает до абсолютного минимума мощности ($\sim 0,15$). Это

говорит о том, что строго четырехлетние циклы для влажности в данном регионе не характерны. В диапазоне от 5 до 7,5 лет наблюдается небольшое плоское плато (локальный горбик) с вершиной на отметке $\sim 6,5$ лет и мощностью около 0,58. Это промежуточный среднечастотный цикл. Он выражен слабо и, скорее всего, является следствием наложения более мощных соседних колебаний. В правой части графика формируется самый высокий и четкий изолированный максимум с вершиной на периоде $\sim 11,5$ лет и мощностью почти 2,0. Это ключевой результат анализа. Режим влажности подчинен мощнейшему квазидесятилетнему климатическому циклу. Данная периодичность с высокой долей вероятности указывает на сильное влияние 11-летнего цикла солнечной активности (цикла Швабе). После спада 11-летнего пика (на отметке 15 лет) кривая снова начинает уверенно идти вверх, достигая мощности 1,5 на самом краю графика. Это отражает долговременный тренд влажности – изменения на масштабах 20–30 лет и более. В целом глобальный спектр влажности показывает, что изменения влажности строго структурированы. Есть базовый годовой цикл (сезонность), 11-летний климатический цикл и короткий межгодовой цикл длины $\sim 2,7$ года.

В рамках кросс-вейвлет-анализа представлены результаты совместного частотно-временного анализа взаимосвязи между параметрами, имеющими физическую связь, в частности между температурой и влажностью воздуха с 1965 по 2015 гг. (рис. 6).

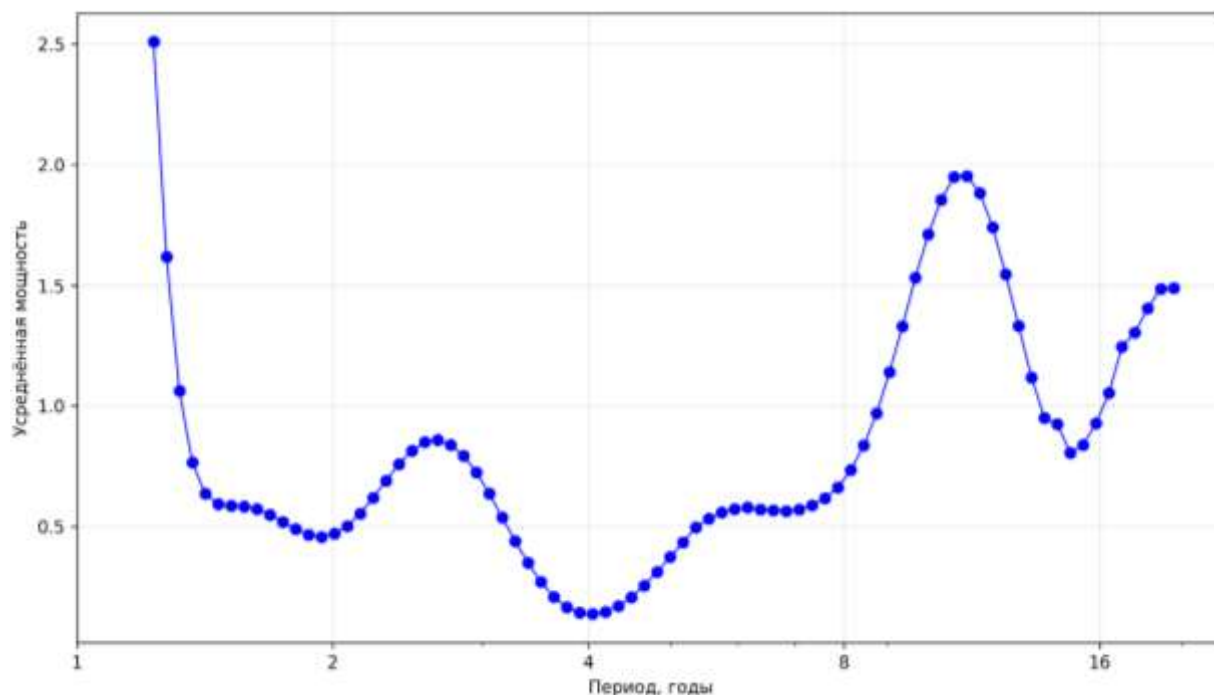


Рис. 5. Глобальный вейвлет-спектр влажности
Fig. 5. Global wavelet spectrum of humidity

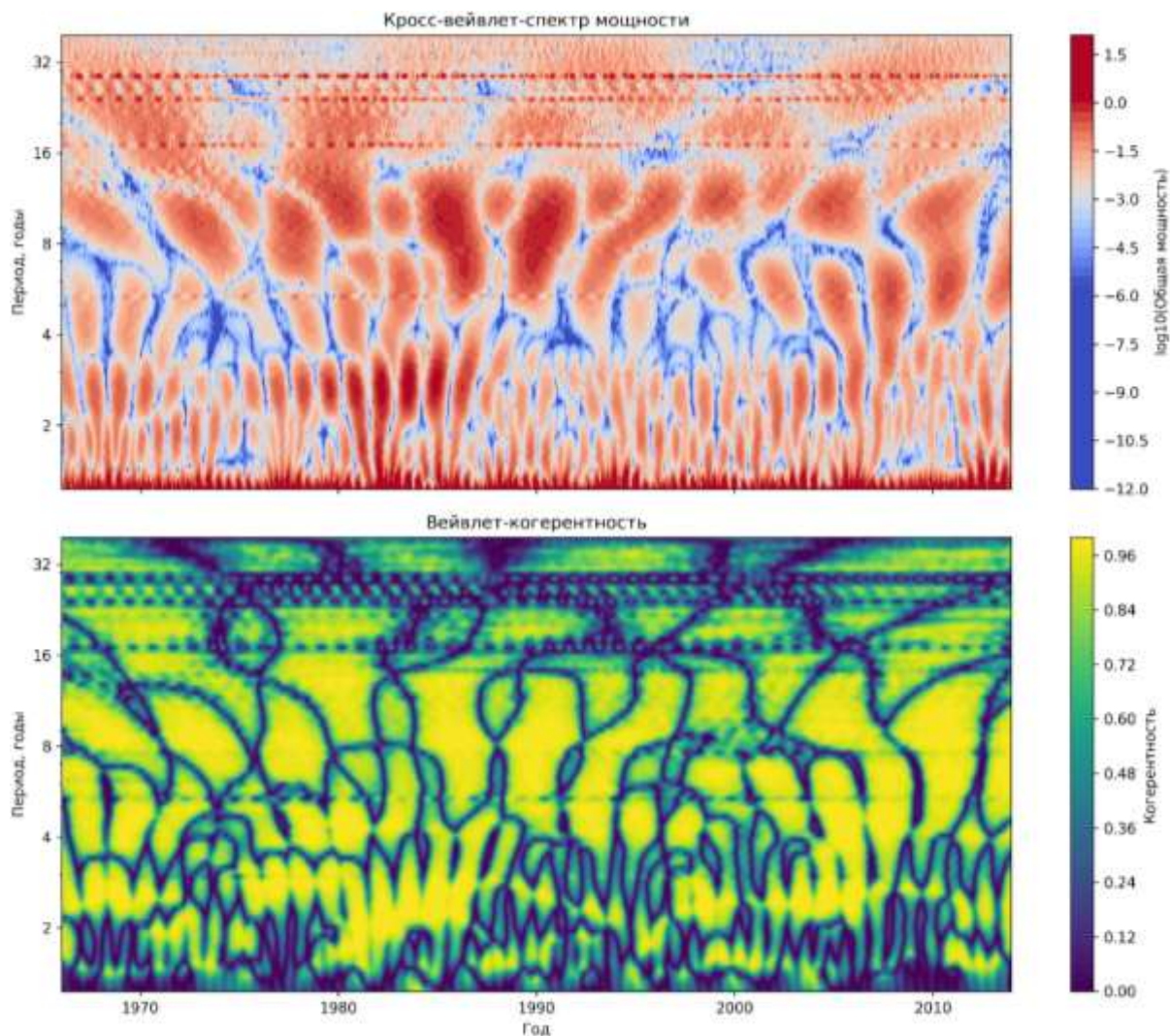


Рис. 6. Кросс-вейвлет-анализ параметров «температура–влажность»

Fig. 6. Cross-wavelet analysis of «temperature–humidity» parameters

Верхний график (рис. 6) – кросс-вейвлет-спектр мощности – показывает области, где температура и влажность одновременно имеют высокую общую энергию. На периоде 1–3 года видна сплошная красная гребенчатая область. Это означает, что годовые сезонные циклы температуры и влажности стабильно обладают высокой совместной энергией на всем интервале наблюдений. Отчетливо видны крупные красные изолированные области и на периоде 6–12 лет. В десятилетия 1975–1985 гг. и 1995–2010 гг. наблюдаются особенно мощные совместные колебания, то есть в эти десятилетия температурные аномалии жестко синхронизировались с аномалиями влажности. Тонкая прерывистая красная полоса на периоде больше 24 лет указывает на наличие слабого совместного долгосрочного тренда.

Нижний график (рис. 6) – вейвлет-когерентность – показывает, насколько согласованы фазы колебаний температуры и влажности, даже если их собственная амплитуда была небольшой. График,

практически, полностью «залит» желтым цветом. Это говорит о критически высокой и стабильной связи между температурой и влажностью на большинстве временных масштабов. Фиолетовые области и контуры – это границы изменения знака связи. В левой верхней части графика на периоде 16–24 года и временном отрезке 1975–1985 гг. выделяются замкнутые кольцеобразные фиолетовые контуры. Это аномальные зоны, когда долгосрочная взаимосвязь между температурой и влажностью временно разрушилась или кардинально изменила свой характер.

В целом температура и влажность воздуха демонстрируют сильную статистическую связность (когерентность близка к 0,8–0,9) на протяжении всех лет наблюдений. Их циклы полностью синхронизированы как на коротких периодах (1–3 года), так и на уровне десятилетних климатических колебаний (8–10 лет). Нарушения в этой системе взаимосвязей наблюдались только в 1975–1985 гг. на долгосрочном 20-летнем тренде.

Заключение

Улучшение качества метеорологических прогнозов с помощью вейвлет-анализа – это классическая задача прикладной математики и анализа данных. Применение вейвлет-анализа в метеорологии дает ряд практических преимуществ, которые напрямую влияют на качество прогнозов, эффективность анализа данных и понимание атмосферных процессов. В отличие от классического преобразования Фурье, которое хорошо работает только для стационарных сигналов, вейвлет-анализ позволяет изучать нестационарные процессы, где частота и амплитуда колебаний меняются со временем. Вейвлет-анализ позволяет: очистить данные от шума; сжать информацию, выделив самые важные признаки; локализовать во времени ключевые погодные явления; улучшить работу моделей машинного обучения за счет более качественных входных данных. Представленное в настоящей работе программное обеспечение для вейвлет-преобразования реализует полный цикл

обработки и вейвлет-анализа метеорологических рядов наблюдений.

Эксперименты на реальных данных г. Томска показали:

- предобработка (интерполяция пропусков, замена выбросов по z-критерию, удаление тренда, нормализация) обеспечивает корректное применение интегрального вейвлет-преобразования и не вносит ложных периодичностей;
- одномерный вейвлет-анализ температуры, давления, влажности и облачности выявил устойчивые природные циклы: годовой (1 год), межгодовой (2–8 лет), ~11 лет (солнечная активность) и 20–30 лет (долгосрочный тренд);
- кросс-вейвлет-анализ показал синфазную связь температуры и влажности на всех масштабах.

Разработанное программное обеспечение может служить как для научных исследований регионального климата, так и для образовательных целей при изучении методов частотно-временного анализа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Климатический центр Росгидромета. URL: <https://cc.voeikovmgo.ru/ru/> (дата обращения: 20.05.2026).
2. Климатическая продукция. Федеральная служба по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды (Росгидромет). URL: <https://www.meteorf.gov.ru/product/climat/> (дата обращения: 20.05.2026).
3. Климатический навигатор. *Climatenavigator.ruseu.ru*. URL: <https://climatenavigator.ruseu.ru/> (дата обращения: 20.05.2026).
4. News. Get the latest climate change news. *Unfccc.int*. URL: <https://unfccc.int/> (дата обращения: 20.05.2026).
5. *The Intergovernmental Panel on Climate Change*. 2026. URL: <https://www.ipcc.ch/> (дата обращения: 20.05.2026).
6. Grossman A., Morlet J. Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1984, Vol. 15, P. 723–736.
7. Haar A. On the theory of orthogonal function systems. *History-of-approximation-theory.com*. URL: <https://history-of-approximation-theory.com/fpapers/haar1910transl.pdf> (дата обращения: 20.05.2026).
8. Bhardwaj A., Ali R. Image compression using modified fast haar wavelet transform world. *Applied Science Journal*, 2009, Vol. 7, № 5, P. 647–653.
9. Добеши И. *Десять лекций по вейвлетам*. Ижевск, Регулярная и хаотическая динамика, 2001. 464 с.
10. Torrence C., Compo G.P. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1998, Vol. 79, № 1, P. 61–78. DOI: 10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2 EDN: LPIQSL
11. Grinsted A., Moore J.C., Jevrejeva S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2004, Vol. 11, P. 561–566.
12. Мохов И.И., Медведев Н.Н. Амплитудно-частотные особенности явлений Эль-Ниньо разного типа разного типа и их изменения в последние десятилетия. *Вестник Московского университета. Серия 3. Физика. Астрономия*, 2022, № 3, С. 51–57.
13. Мохов И.И., Тимажев А.В. Повторяемость летних атмосферных блокирований в Северном полушарии в разных фазах явлений Эль-Ниньо, тихоокеанской десятилетней и атлантической мультidesятилетней осцилляций. *Известия РАН. Физика атмосферы и океана*, 2022, Т. 58, № 3, С. 239–249.
14. Bisseling A., Lindner M., Oldehinkel N.P., Zajadatz M., Suriyah M., Leibfried T. Visualisation and analysis of super-synchronous interactions of grid assets using wavelet transform. *2025 IEEE Kiel PowerTech*. Kiel, Germany, 2025. P. 1–6. DOI: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180326
15. Saranga J.O., Ouma Y.O., Obiero C., Firoozi A.A., Mburu S. Multiscale analysis of rainfall variability and periodicity in the Nyando River Basin (Kenya) using continuous wavelet transforms: Methodological overview and case study results analysis. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2026, Vol. 144, Part 3, Art. 104614.
16. Li F., Li H., Wang S., Zhang Z., Wang X. Wavelet analysis of the correlation between earth-air flow and atmospheric pressure variation in Cave 61 of the Mogao Grottoes in China. *Measurement*, 2026, Vol. 268, art. 120699. DOI: 10.1016/j.measurement.2026.120699 EDN: NEXLQM
17. Li R., Li C., Zhou X., Yi Y., Zheng X., Li X., Wang X., Liu Q. A bivariate copula-wavelet analysis approach for quantifying compound runoff-sediment risks under cascade reservoirs. *Water Research*, 2026, Vol. 303, art. 126184. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2026.126184>
18. Li X., Yang J., Zeng L., Li M., Wang F., An Z., Chai M. A method of measuring soil moisture by piezoelectric sensors based on manifold learning and wavelet analysis. *Journal of Dynamic Disasters*, 2025, Vol. 1, Iss. 3, art. 100031. DOI: 10.1016/j.jdd.2025.100031 EDN: QCUKXW
19. Jahan F., Ryu D. Geopolitical risk and defense-sector stocks: a wavelet coherence analysis. *International Review of Economics & Finance*, 2026, Vol. 11, art. 105514. DOI: 10.1016/j.iref.2026.105514

Информация об авторах

Игорь Александрович Ботыгин, кандидат технических наук, доцент отделения информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Российская Федерация, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; bia@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0001-7720-734X>

Егор Александрович Бобров, студент отделения информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Российская Федерация, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; eab80@tpu.ru

Владислав Станиславович Шерстнев, кандидат технических наук, доцент отделения информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Российская Федерация, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; vss@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0001-7230-575X>

Анна Игоревна Шерстнева, кандидат физико-математических наук, доцент отделения математики и математической физики Инженерной школы ядерных технологий, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Российская Федерация, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; sherstneva@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0003-3326-825X>

Поступила в редакцию: 30.05.2026

Поступила после рецензирования: 24.06.2026

Принята к публикации: 30.06.2026

REFERENCES

1. *Roshydromet Climate Centre*. (In Russ.) Available at: <https://cc.voeikovmgo.ru/ru/> (accessed: 20 May 2026).
2. Climate data. *Federal Service for Hydrometeorology and Environmental Monitoring (Roshydromet)*. (In Russ.) Available at: <https://www.meteorf.gov.ru/product/climat/> (accessed: 20 May 2026).
3. Climate Navigator. *Climatenavigator.ruseu.ru*. (In Russ.) Available at: <https://climatenavigator.ruseu.ru/> (accessed: 20 May 2026).
4. News. Get the latest climate change news. *Unfccc.int*. Available at: <https://unfccc.int/> (accessed: 20 May 2026).
5. *The Intergovernmental Panel on Climate Change*. 2026. Available at: <https://www.ipcc.ch/> (accessed: 20 May 2026).
6. Grossman A., Morlet J. Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1984, vol. 15, pp. 723–736.
7. Haar A. On the theory of orthogonal function systems. *History-of-approximation-theory.com*. Available at: <https://history-of-approximation-theory.com/fpapers/haar1910transl.pdf> (accessed: 20 May 2026).
8. Bhardwaj A., Ali R. Image compression using modified fast haar wavelet transform world. *Applied Science Journal*, 2009, vol. 7, no. 5, pp. 647–653.
9. Daubechies I. *Ten lectures on wavelets*. Izhevsk, Regular and Chaotic Dynamics Publ., 2001. 464 p. (In Russ.)
10. Torrence C., Compo G.P. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1998, vol. 79, no. 1, pp. 61–78. DOI: 10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2 EDN: LPIQSL
11. Grinsted A., Moore J.C., Jevrejeva S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2004, vol. 11, pp. 561–566.
12. Mokhov I.I., Medvedev N.N. The Amplitude–frequency features of different El Niño types and their changes in recent decades. *Moscow University Physics Bulletin*, 2022, vol. 77, no. 3, pp. 542–548.
13. Mokhov I.I., Timazhev A.V. Frequency of summer atmospheric blockings in the northern hemisphere in different phases of El Niño, Pacific decadal and Atlantic multidecadal oscillations. *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2022, vol. 58, no. 3, pp. 239–249. (In Russ.)
14. Bisseling A., Lindner M., Oldehinkel N.P., Zajadatz M., Suriyah M., Leibfried T. Visualisation and analysis of super-synchronous interactions of grid assets using wavelet transform. *2025 IEEE Kiel PowerTech*. Kiel, Germany, 2025. pp. 1–6. DOI: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180326
15. Saranga J.O., Ouma Y.O., Obiero C., Firoozi A.A., Mburu S. Multiscale analysis of rainfall variability and periodicity in the Nyando River Basin (Kenya) using continuous wavelet transforms: Methodological overview and case study results analysis. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2026, vol. 144, part 3, art. 104614.
16. Li F., Li H., Wang S., Zhang Z., Wang X. Wavelet analysis of the correlation between earth-air flow and atmospheric pressure variation in Cave 61 of the Mogao Grottoes in China. *Measurement*, 2026, vol. 268, art. 120699. DOI: 10.1016/j.measurement.2026.120699 EDN: NEXLQM
17. Li R., Li C., Zhou X., Yi Y., Zheng X., Li X., Wang X., Liu Q. A bivariate copula-wavelet analysis approach for quantifying compound runoff-sediment risks under cascade reservoirs. *Water Research*, 2026, vol. 303, art. 126184. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2026.126184>
18. Li X., Yang J., Zeng L., Li M., Wang F., An Z., Chai M. A method of measuring soil moisture by piezoelectric sensors based on manifold learning and wavelet analysis. *Journal of Dynamic Disasters*, 2025, vol. 1, Iss. 3, art. 100031. DOI: 10.1016/j.jdd.2025.100031 EDN: QCUKXW
19. Jahan F., Ryu D. Geopolitical risk and defense-sector stocks: a wavelet coherence analysis. *International Review of Economics & Finance*, 2026, vol. 11, art. 105514. DOI: 10.1016/j.iref.2026.105514

Information about the authors

Igor A. Botygin, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; bia@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0001-7720-734X>

Egor A. Bobrov, Student, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; eab80@tpu.ru; <https://orcid.org/0009-0002-8101-4385>

Vladislav S. Sherstnev, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; vss@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0001-7230-575X>

Anna I. Sherstneva, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; sherstneva@tpu.ru; <https://orcid.org/0000-0003-3326-825X>

Received: 30.05.2026

Revised: 24.06.2026

Accepted: 30.06.2026