

Математическое моделирование
Mathematical modeling

УДК 004:005.584.1:502/504
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-116-126>
EDN LAVZAN



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

О мониторинге и прогнозировании динамики развития структуры тропических циклонов на основе почти периодического анализа спутниковых изображений

А.А. Парамонов[®], А.В. Калач, Т.Е. Саратова

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия
[®] Автор для переписки, e-mail: paramonov_a_a99@mail.ru

• Поступила: 11.03.2025 • Доработана: 04.06.2025 • Принята к опубликованию: 06.10.2025

Резюме

Цели. Статья посвящена проблеме идентификации характеристик тропических циклонов с использованием почти периодического анализа изображений облачной динамики ураганов и прогнозирования структуры циклона на основе полученных значений почти периодов. Цель статьи заключается в применении почти периодического анализа с использованием модифицированного математического аппарата вычислений при обработке и анализе изображений структуры тропического циклона с возможностью осуществления прогнозных оценок.

Методы. Основным инструментом обработки и анализа изображений структуры тропического циклона является почти периодический анализ – анализ данных с упорядоченным аргументом по выявлению зависимостей, близких к периодическим. Использование аппарата почти периодического анализа позволяет проводить выявление критических рубежей изменения тенденций исследуемых данных вне зависимости от априорных предположений. В ходе проведения такого анализа определяется информационный параметр – почти период, соответствующий значениям, наиболее близким к периодам. Предложена модификация известного математического аппарата почти периодического анализа, позволяющая обрабатывать большие и многомерные данные.

Результаты. В ходе исследования на примере анализа кадров динамики тропического циклона Милтон, действующего с 5 по 10 октября 2024 г., выявлены характерные почти периодические значения структурных зон в момент начала формирования динамики развития циклона. На основе выявленных значений составлены прогнозны оценки развития структуры тропического циклона, точность которых составила 95%.

Выводы. Полученные результаты совместно с результатами исследований, опубликованными ранее, позволяют сделать вывод о возможности применения почти периодического анализа к выявлению характерных паттернов структур тропических циклонов и составлению качественных прогнозных оценок динамики развития чрезвычайных ситуаций, вызванных тропическими циклонами.

Ключевые слова: почти периодический анализ, обработка и анализ изображений, мониторинг тропических циклонов, прогнозирование тропических циклонов, техносферная безопасность, тайфуны

Для цитирования: Парамонов А.А., Калач А.В., Саратова Т.Е. О мониторинге и прогнозировании динамики развития структуры тропических циклонов на основе почти периодического анализа спутниковых изображений. *Russian Technological Journal*. 2025;13(6):116–126. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-116-126>, <https://www.elibrary.ru/LAVZAN>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

On monitoring and forecasting the dynamics of the development of the structure of tropical cyclones based on almost periodic analysis of satellite images

Alexander A. Paramonov[@], Andrew V. Kalach, Tatiana E. Saratova

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: paramonov_a_a99@mail.ru

• Submitted: 11.03.2025 • Revised: 04.06.2025 • Accepted: 06.10.2025

Abstract

Objectives. The article sets out to identify the characteristics of tropical cyclones using almost periodic analysis of images of cloud dynamics of hurricanes in order to forecast the cyclone structure. Almost periodic analysis is applied in the processing and analysis of tropical cyclone structure images based on the obtained almost period values using a modified mathematical computational apparatus.

Methods. The main tool for processing and analyzing images of the tropical cyclone structure is almost periodic analysis, i.e., analysis of data with an ordered argument to identify dependencies that are close to periodic. By this means critical boundaries of changes in the trends of the studied data can be identified regardless of *a priori* assumptions. In the course of analysis the almost period information parameter, corresponding to the values closest to the periods, is determined. A modification of the known mathematical apparatus of almost periodic analysis is proposed for processing large and multidimensional datasets.

Results. In the course of the study, the characteristic almost periodic values of the structural zones at the moment of the beginning of the formation of the dynamics of the cyclone development were revealed on the example of the analysis of the frames of the dynamics of tropical cyclone Milton, operating from October 5, 2024 to October 10, 2024. Based on the identified values, forecast estimates of the tropical cyclone structure development were made to an accuracy of 95%.

Conclusions. Together with the results of studies published earlier, the results of this study support the conclusion that it is possible to apply almost periodic analysis to the identification of characteristic patterns of tropical cyclone structures and carry out qualitative forecast estimates of the dynamics of emergency situations caused by tropical cyclones.

Keywords: almost periodic analysis, image processing and analysis, tropical cyclone monitoring, tropical cyclone forecasting, technosphere safety, typhoons

For citation: Paramonov A.A., Kalach A.V., Saratova T.E. On monitoring and forecasting the dynamics of the development of the structure of tropical cyclones based on almost periodic analysis of satellite images. *Russian Technological Journal*. 2025;13(6):116–126. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-116-126>, <https://www.elibrary.ru/LAVZAN>

Financial disclosure: The authors have no financial or proprietary interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование погодных явлений имеет важное значение для обеспечения безопасности и устойчивого развития общества. Изменения климатических условий сопровождаются возникающими экстремальными погодными явлениями. Одним из опасных природных явлений являются тропические циклоны, представляющие собой мощные атмосферные вихри, возникающие в тропических и субтропических широтах над теплыми водами океанов. Согласно статистике МЧС России, ежегодно происходит более ста природных опасных явлений, общий материальный ущерб от которых превышает 50 млрд руб.¹.

Нарастающий ритм жизни и колоссальные объемы информационного обмена требуют принятия оперативных, взвешенных, верных и обоснованных решений, базирующихся на соответствующих прогнозных оценках. В связи с этим, актуальным является повышение оперативности принятия эффективных решений в условиях чрезвычайных ситуаций путем получения улучшенных прогнозов динамики развития опасных природных явлений, что, в свою очередь, способствует заблаговременному принятию мер по обеспечению безопасности людей, а также подготовке мер противодействия чрезвычайным ситуациям.

Традиционные численные модели погоды основаны на решении систем дифференциальных уравнений, описывающих физику атмосферы. Однако эти модели имеют ограничения в точности и требуют значительных вычислительных ресурсов. Применение технологий искусственного интеллекта, машинного обучения позволит существенно повысить оперативность и точность прогнозирования возникновения опасных погодных явлений и динамики развития чрезвычайных ситуаций.

Актуальным представляется развитие подхода к прогнозированию динамики развития тропических циклонов на основе почти периодического анализа изображений структуры циклонов. Изображения являются одной из категорий данных с упорядоченным аргументом. Данные с упорядоченным аргументом – это набор измерений некоторой экспериментальной величины, которая зависит от аргумента, представляющего собой упорядоченный вектор значений.

В качестве примеров аргумента может служить время или пространство. В настоящее время анализ и обработка таких данных проводится

с использованием специальных языков программирования и встроенных в них библиотек [1, 2]. Наиболее распространенным подходом к анализу является применение методов машинного обучения [3–9]. Исследование и выявление скрытых закономерностей в данных с упорядоченным аргументом активно используются в сферах медицины, экономики и иных отраслях [10–16].

Необходимо отметить, что использование пространственно-временных данных дистанционного зондирования позволяет отслеживать динамику природных явлений, особенно таких как тропические циклоны [17–19].

Данное исследование посвящено модифицированному анализу и прогнозированию динамики развития тропических циклонов на основе спутниковых изображений методом почти периодического анализа данных. Описанный модифицированный метод почти периодического анализа направлен на совершенствование существующих инструментов анализа данных с упорядоченным аргументом.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Почти периодический анализ – анализ данных с упорядоченным аргументом по выявлению зависимостей, близких к периодическим. Использование аппарата почти периодического анализа позволяет проводить выявление критических рубежей изменения тенденций исследуемых данных вне зависимости от априорных предположений. В ходе проведения такого анализа определяется информационный параметр – почти период – значения, наиболее близкие к периодам. В общем виде почти периодической функцией $f(t)$ называется функция, удовлетворяющая условию: $|f(t + \tau) - f(t)| < \varepsilon$, где $\varepsilon > 0$ – смещение, τ – почти период этой функции [20].

В настоящее время большая часть исследований с применением почти периодического анализа дискретных данных с упорядоченным аргументом основывается на формулах, вычисление значений которых определяется последовательными итерационными алгоритмами.

Алгоритм почти периодического анализа дискретного набора данных концептуально состоит из двух этапов:

- 1) исключение тренда из вектора обрабатываемых данных;
- 2) обработка полученных колебаний обобщенной сдвиговой функцией для выявления почти периодов.

На первом этапе из обрабатываемых данных необходимо исключить трендовую составляющую для того, чтобы дальше качественно анализировать почти периодические составляющие колебаний ряда.

¹ Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий. <https://mchs.gov.ru/> (in Russ.). Дата обращения 10.08.2025. / Accessed August 10, 2025.

Поскольку на начальном этапе обработки данных нет информации об уравнении тренда, то для его изъятия из данных применяется подход, независимый от каких-либо априорных предположений о поведении тренда в данных. Такой подход исключения тренда из данных основывается на преобразовании, основой которого является теория пропорций.

Исключение тренда на основе теории пропорций основывается на предположении, что характеристики тренда кодируются через опорные точки. В качестве примера реализации рассмотрим простейшую зависимость значений дискретного набора данных из трех точек $y_t, y_{t-\Delta t}, y_{t+\Delta t}$, которым кодируется весь исследуемый ряд [21]. Если за основу взять отношение, например, геометрической прогрессии, то преобразование для исключения тренда и получения колебаний относительно упорядоченного аргумента t для данных y будут выглядеть следующим образом:

$$\ln\left(\frac{y_{t-\Delta t}y_{t+\Delta t}}{y_t^2}\right) \sim t, \quad (1)$$

где y_t – текущее значение ряда y с упорядоченным аргументом t ; $y_{t-\Delta t}$ – предыдущее значение исходного ряда на расстоянии Δt по аргументу от текущего значения y_t ; $y_{t+\Delta t}$ – следующее значение исходного ряда на расстоянии Δt по аргументу от текущего значения y_t .

В результате подобных преобразований получаем ряд колебаний, соответствующий параметру сдвига Δt . Для комплексного анализа всех видов колебаний исходных данных необходимо получить колебания для каждого параметра сдвига по аргументу Δt . Диапазон значений Δt находится в пределах от 1 до $N/2$, где N – длина исходного ряда данных.

Вторым шагом почти периодического анализа дискретного ряда данных с упорядоченным аргументом является обработка полученных наборов векторов колебаний с целью исключения тренда сдвиговой функцией вида:

$$a(\tau) = \frac{1}{n-\tau} \sum_{t=1}^{n-\tau} |\hat{y}_{\Delta t}(t+\tau) - \hat{y}_{\Delta t}(t)|, \quad (2)$$

где n – общее число отсчетов колебаний $\hat{y}_{\Delta t}(t)$, полученных при сдвиге по аргументу Δt .

Каждый вектор колебаний обрабатывается функцией (2). В результате вычислений получаем вектор значений сдвиговой функции, соответствующей ряду колебаний исходных данных при сдвиге по аргументу Δt .

Для получения значений почти периодов τ результат сдвиговой функции исследуется на наличие ярко выраженных минимумов. Чем ближе минимум к нулю, тем более значимым и близким к чистому периоду оказывается выявленное значение почти периода.

Результатом обработки сдвиговой функцией (2) всех наборов векторов колебаний, полученных в результате исключения тренда преобразованием типа (1), будет являться матрица векторов сдвиговых функций. Для последовательного вычисления и учета зависимости сдвиговой функции от значения Δt определяется обобщенная сдвиговая функция. Пример ее реализации с учетом геометрического исключения тренда представлен следующей формулой²:

$$a(\tau, \Delta t) = \frac{1}{n-\tau-2\Delta t} \times \sum_{t=1}^{n-\tau-2\Delta t} \left| \ln\left(\frac{y_{t-\Delta t+\tau}y_{t+\Delta t-\tau}}{y_{t+\tau}^2}\right) - \ln\left(\frac{y_{t-\Delta t}y_{t+\Delta t}}{y_t^2}\right) \right|. \quad (3)$$

Применимость данных формул в почти периодическом анализе опубликована исследователями [21]. Однако такой подход последовательного итерационного вычисления значений дискретного ряда с упорядоченным аргументом плохо реализуется для больших объемов данных, в т.ч. для обработки изображений [22].

Для обработки и анализа больших дискретных рядов и матриц с упорядоченным аргументом авторами была реализована модификация математического аппарата почти периодического анализа.

Первой предложенной модификацией стал алгоритм исключения тренда из данных. Операции по исключению тренда стало возможным проводить, вычисляя сразу целый вектор колебаний для фиксированного значения сдвига Δt :

$$\vec{P}_{\Delta t} = \ln\left(\frac{\vec{y}_{t-\Delta t} \cdot \vec{y}_{t+\Delta t}}{\vec{y}_t^2}\right), \quad (4)$$

где $\vec{P}_{\Delta t}$ – вектор значений колебаний, полученный по результатам исключения тренда на основе теории пропорций, размерностью $N - 2\Delta t$; \vec{y}_t^2 – вектор

² Кузьмин В.И., Гадзаов А.Ф. *Методы построения моделей по эмпирическим данным*: учебное пособие. М.: Московский государственный институт радиотехники, электроники и автоматики (технический университет), 2012. 94 с. [Kuzmin V.I., Gadzaov A.F. *Methods for building models based on empirical data*: tutorial. Moscow: Moscow State Institute of Radio Engineering, Electronics and Automation (Technical University), 2012. 94 p. (in Russ.).]

квадрата значений y_i ; $\vec{y}_{t-\Delta t}$ – вектор значений $y_{t-\Delta t}$; $\vec{y}_{t+\Delta t}$ – вектор значений $y_{t+\Delta t}$.

Тогда расчет сдвиговой функции (2) для фиксированного значения Δt также можно представить в векторном виде (5).

$$\vec{a}(\tau)_{\Delta t} = \frac{1}{N - \tau - 2\Delta t} \left| \vec{P}_{\Delta t + \tau} - \vec{P}_{\Delta t} \right|, \quad (5)$$

где $\vec{a}(\tau)_{\Delta t}$ – вектор сдвиговой функции для вектора колебаний со сдвигом по аргументу Δt ; $\vec{P}_{\Delta t + \tau}$ – вектор исключенного тренда при значении Δt , смещенный на τ ; $\vec{P}_{\Delta t}$ – вектор исключенного тренда при значении Δt .

В (5) операция модуля является перегруженной, т.е. результат модуля разности векторов $\vec{P}_{\Delta t + \tau}$ и $\vec{P}_{\Delta t}$ представляет собой вектор абсолютных величин.

В результате таких преобразований, получаем, что набор векторов $\vec{a}(\tau)_{\Delta t}$ при расчете всех значений сдвига по аргументу Δt есть результат обобщенной сдвиговой функции (3). Представленные алгоритмы были реализованы в виде программы для определения почти периодов в эмпирических данных с упорядоченным аргументом, способной работать с крупными объемами данных с использованием параллельных вычислений [23].

Для задачи мониторинга и прогнозирования динамики развития чрезвычайных ситуаций, вызванных тропическими циклонами, на основе почти периодического анализа спутниковых изображений разработаны методики, позволяющие анализировать кадры тропических циклонов и на основе результатов анализа формировать прогнозные оценки динамики развития структуры тропических циклонов.

Так, например, методика обработки и анализа спутниковых кадров тропических циклонов для выявления почти периодических характеристик включает следующие этапы. На первом этапе происходит кадрирование исследуемого видеоряда в случае, если исходные данные представлены в данном формате. Следующим шагом является обработка и перевод кадра в черно-белый формат. Полученные изображения представляют собой матрицу пикселей, которые принимают значения от 0 до 255. Размер преобразованного изображения составляет 500×500 пикселей.

На следующем этапе происходит определение центра тропического циклона на изображении и дальнейшее преобразование кадра в полярные координаты. Данное преобразование выбрано в качестве первого приближения развертки центрической структуры тропических циклонов для возможности применения почти периодического анализа к полученным

значениям модулей радиус-векторов при фиксированных значениях полярных углов для выявления критических радиусов зон структуры циклонов.

Последующая поочередная обработка векторов значений при фиксированных полярных углах дает набор матриц результатов обобщенных сдвиговых функций для каждого среза изображения. Анализируя полученные минимумы каждой обобщенной сдвиговой функции, сопоставляются найденные значения почти периодов каждого среза изображения в полярных координатах, и совпадающие значения принимаются за характерные почти периоды всей структуры изучаемого тропического циклона.

Методика прогнозирования динамики развития тропических циклонов на основе почти периодического анализа спутниковых изображений позволяет осуществлять прогнозную оценку динамики развития структуры тропических циклонов на основе выявленных почти периодов и классифицированных зон опасностей на ранних этапах развития тропических циклонов.

На основе выявленных в результате анализа почти периодов исходное изображение размечается окружностями с радиусами, кратными выявленным почти периодам. Центральная зона кадра тропического циклона, занимающая, как правило, области первой-второй зональных окружностей, классифицируется особо опасной зоной. Зоны следующих двух-трех окружностей, зависящие от значения почти периода, на основе которого они строятся, занимают большую часть кадра структуры тропического циклона и классифицируются как опасные зоны. Оставшиеся зоны на кадре структуры тропического циклона являются зонами повышенного наблюдения.

Проиллюстрируем описанные методики обработки и анализа результатами оценок прогноза развития структуры тропического циклона на примере урагана Милтон, который проходил с 5 по 10 октября 2024 г. В качестве данных для анализа рассматривались фото- и видеоснимки тропического циклона, взятые из открытого интернет-источника – официального сайта Национального управления океанических и атмосферных исследований США³.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

На рис. 1 представлен в декартовых координатах преобразованный в черно-белый формат кадр тропического циклона в инфракрасном диапазоне с размеченным центром циклона, относительно которого произведена развертка структуры циклона в полярные координаты (рис. 2).

³ National Oceanic and Atmospheric Administration. U.S. Department of Commerce. <https://www.noaa.gov/>. Дата обращения 08.02.2025. / Accessed February 08, 2025.

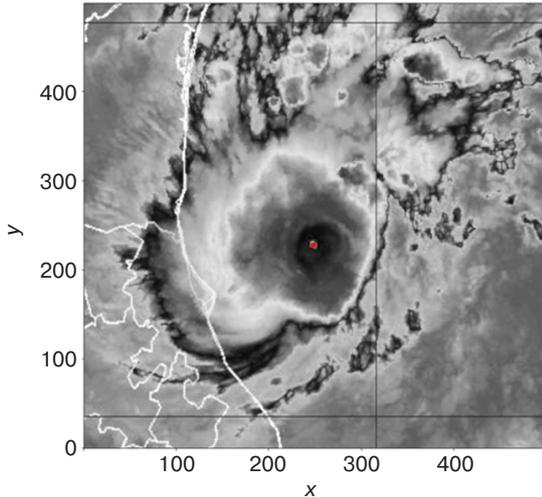


Рис. 1. Кадр начала развития тропического циклона Милтон на момент 5 октября 2024 г. в 15:00 по времени UTC⁴ с размеченным центром циклона размерностью 500 × 500 пикселей

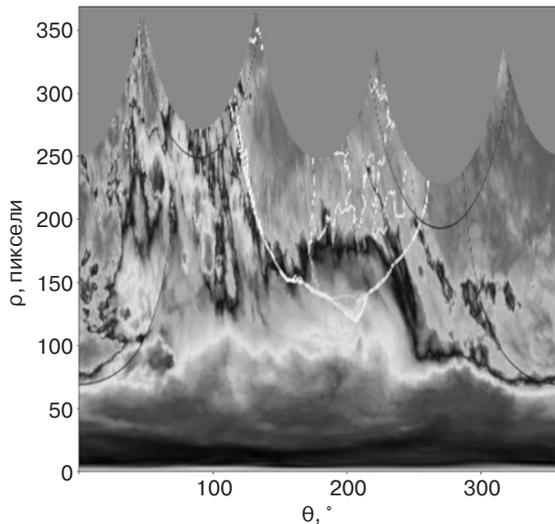


Рис. 2. Преобразованный в полярные координаты кадр начала развития тропического циклона Милтон размерностью 360 × 360 пикселей, где ρ – значения модулей радиус-векторов, θ – значения полярных углов

Вертикальные срезы полученного изображения (рис. 2) по полярным углам обрабатывались функциями (4) и (5), в результате получен набор значений обобщенных сдвиговых функций для модулей радиус-векторов. На рис. 3 представлен пример среза обобщенной сдвиговой функции с выявленными значениями, похожими на почти периоды, для преобразованного кадра циклона по углу 50°.

Полученные результаты почти периодических значений радиус-векторов (рис. 3) отображаются на исходных данных. Результаты представлены

кадрами видеоряда в виде окружностей с радиусами, кратными выявленному почти периоду. Центры кратных окружностей располагаются в выявленном центре структуры тропического циклона (рис. 1), в качестве опорного радиуса первой окружности от центра выступают выявленные почти периодические значения.

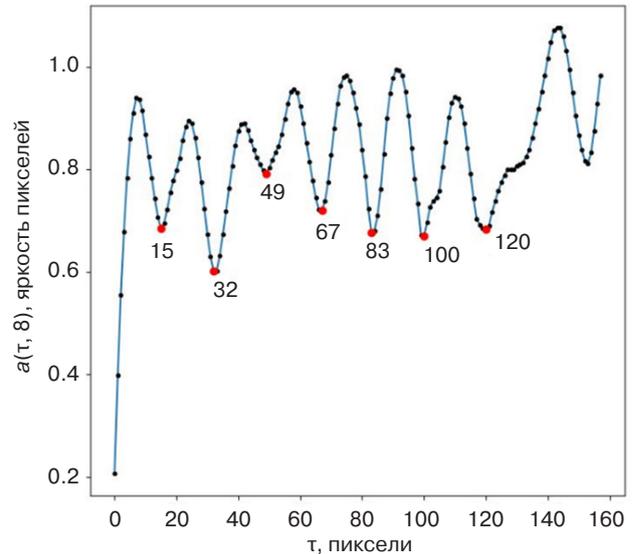


Рис. 3. Пример обобщенной сдвиговой функции при $\Delta t = 8$ для вектора значений при фиксированном угле 50°

Так, на рис. 4 представлен пример определения центральных зон, кратных выявленному почти периоду в 83 пикселя. Применение данной разметки даст возможность определить характерные почти периодические составляющие структуры исследуемого тропического циклона, что позволит применить методику прогнозирования динамики развития тропических циклонов на основе почти периодического анализа спутниковых изображений.

Необходимо обратить внимание на штриховку выделенных областей на рис. 4. Наклонной штриховкой обозначены особо опасные зоны воздействия тропического циклона, штриховкой точками обозначены опасные зоны воздействия тропического циклона, и штриховка сеткой обозначает зоны повышенного наблюдения.

В результате проведенных исследований [24–26] установлено, что получаемые почти периодические значения структуры тропических циклонов на изображениях ранних этапов динамики их развития проявлены на более поздних этапах динамики развития урагана с погрешностью не более 12%, что является допустимым в задачах прогнозирования динамических систем технического анализа [27].

⁴ Coordinated universal time – всемирное координированное время.

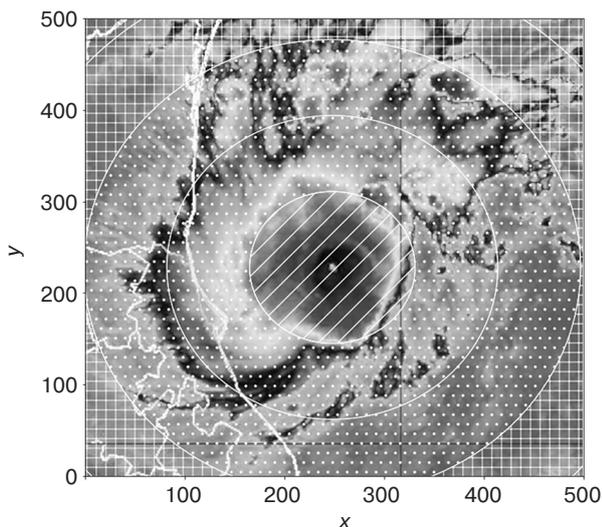


Рис. 4. Кадр начала развития тропического циклона Милтон на момент 5 октября 2024 г. в 15:00 по времени UTC с размеченными зонами опасности

В качестве проверки прогнозных оценок на основе выявленного почти периода в 83 пикселя был взят кадр тропического циклона Милтон в момент его достижения пикового состояния динамики на момент 8 октября 2024 г. в 21:35, и размечены зоны, кратные почти периоду 83 пикселя (рис. 5). Важно отметить, что полученные результаты разметки описывают структуру тропического циклона с достаточным уровнем точности.

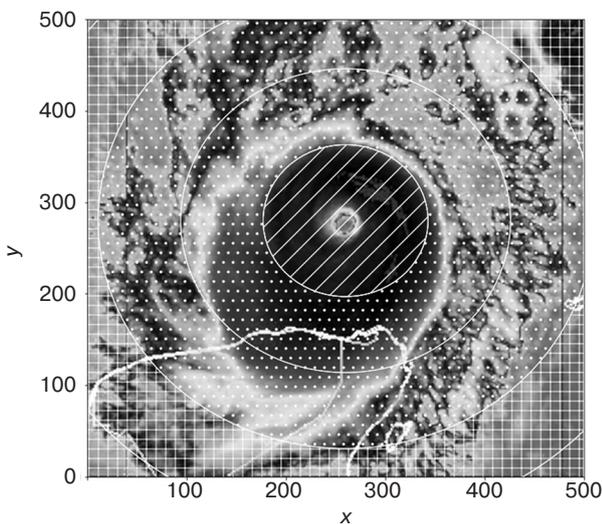


Рис. 5. Кадр пиковой стадии развития тропического циклона Милтон на момент 8 октября 2024 г. в 21:35 по времени UTC с размеченными зонами опасности

Для получения численных оценок применим методику обработки и анализа спутниковых кадров тропических циклонов для выявления почти периодических характеристик для данных (рис. 5).

Результаты срезов обобщенной сдвиговой функции выдают близкие почти периоды к полученным значениям на раннем этапе (рис. 6).

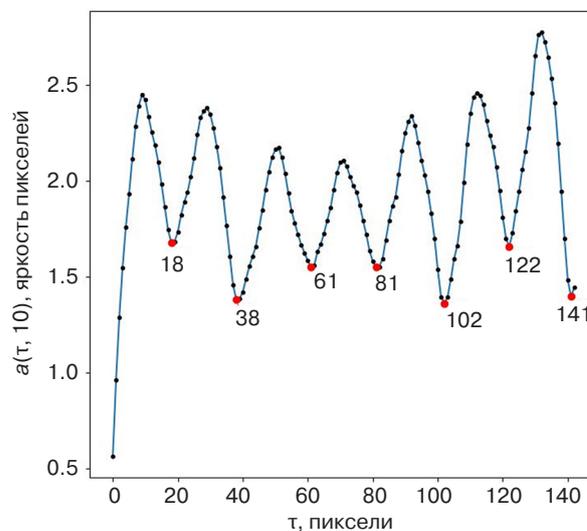


Рис. 6. Обобщенная сдвиговая функция при $\Delta t = 10$ для вектора значений при фиксированном угле 45° для изображения на рис. 5

Точность прогнозных значений с полученными почти периодами возможно оценить по формуле:

$$\sigma = \frac{|\tau_{\text{прогноз}} - \tau_{\text{факт}}|}{\tau_{\text{факт}}}, \quad (6)$$

где $\tau_{\text{прогноз}}$ – значение прогнозного почти периода, $\tau_{\text{факт}}$ – значение рассчитанного фактического почти периода.

Таким образом, прогнозные оценки с выявленными фактическими значениями почти периодов для структуры тропического циклона на рис. 6 имеют погрешность, не превышающую 5%, что подтверждает полученные ранее результаты по оценкам прогнозирования динамики структуры тропических циклонов на основе почти периодического анализа. Полученные результаты погрешностей получаемых прогнозных значений сопоставимы со сложными моделями, учитывающими связи физических величин циклонов [28].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен модифицированный метод почти периодического анализа данных с упорядоченным аргументом, позволяющий анализировать как одномерные данные больших размерностей, так и массивы данных, в качестве примера которых были представлены кадры тропического циклона.

Применение методики обработки и анализа спутниковых кадров тропических циклонов для выявления почти периодических характеристик на примере циклона Милтон позволило установить на начальном этапе формирования характерные почти периоды структуры тропического циклона. В отличие от имеющихся подходов, применяемых при построении прогнозов, где используются физические параметры тропических циклонов, предлагаемый подход предоставляет одновременную возможность мониторинга и прогнозирования динамики развития структуры тропических циклонов на основе спутниковых снимков с использованием выявления независимого от физических величин параметра – почти периода. На примере одного из характерных почти периодов реализована разметка опасных зон структуры тропического циклона на основе окружностей с радиусами, кратными выявленному почти периоду в 83 пикселя.

Разработанная методика на основе модифицированного метода почти периодического анализа апробирована на примере прогнозирования динамики

развития тропических циклонов. Точность полученных прогнозных оценок в ходе проведенного исследования составила около 95%.

Разработанный подход позволил выявить характерные структурные изменения на снимках тропических циклонов и с достаточной точностью спрогнозировать динамику тропического циклона на примере урагана Милтон. Полученные результаты имеют практическое значение для оценки рисков и разработки стратегий управления чрезвычайными ситуациями, вызванных тропическими циклонами.

Вклад авторов

А.А. Парамонов – обработка исходных данных, расчет параметров, анализ результатов.

А.В. Калач – постановка задачи, анализ результатов.

Т.Е. Саратова – разработка этапов исследования, анализ результатов.

Authors' contributions

A.A. Paramonov – processing the initial data, calculating parameters, and analysis of results.

A.V. Kalach – problem formulation, analysis of results.

T.E. Saratova – designing the research stages, analysis of results.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Donatelli R.E., Park J.A., Matthews S.M., Lee S.D. Time series analysis. *Am. J. Orthod. Dentofacial Orthop.* 2022;161(4): 605–608. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2021.07.013>
2. Seibert J., Gross Y., Schrott C. A systematic review of packages for time series analysis. *Eng. Proc.* 2021;5(1):22. <https://doi.org/10.3390/engproc2021005022>
3. Choi K., Yi J., Park K., Yoon S. Deep learning for anomaly detection in time series data: A review, analysis, and guidelines. *IEEE Access.* 2021;9:120043–120065. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3107975>
4. Kumar R., Kumar P., Kumar Y. Multi-step time series analysis and forecasting strategy using ARIMA and evolutionary algorithms. *Int. J. Inf. Technol.* 2022;14(1):359–373. <https://doi.org/10.1007/s41870-021-00741-8>
5. Dubey A.K., Kumar A., Garcia-Diaz V., Sharma A.K., Kanhaiya K. Study and analysis SARIMA and LSTM in forecasting time series data. *Sustainable Energy Technologies and Assessments.* 2021;47:101474. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101474>
6. Пашшоев Б., Петрусевич Д.А. Анализ нейросетевых моделей для прогнозирования временных рядов. *Russ. Technol. J.* 2024;12(4):106–116. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-4-106-116>
7. Мохнаткина У.С., Парфенов Д.В., Петрусевич Д.А. Анализ подходов к определению тренда в структуре временных рядов. *Russ. Technol. J.* 2024;12(3):93–103. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-3-93-103>
8. Перова Ю.П., Леско С.А., Иванов А.А. Анализ и прогнозирование динамики настроений пользователей интернет-ресурсов на основе уравнения Фоккера – Планка. *Russ. Technol. J.* 2024;12(3):78–92. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-3-78-92>
9. Грамович Ю.В., Мусатов Д.Ю., Петрусевич Д.А. Применение бэггинга в прогнозировании временных рядов. *Russ. Technol. J.* 2024;12(1):101–110. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-1-101-110>
10. Kracalik I., Mowla S., Katz L., Cumming M., Sapiano M.R., Basavaraju S.V. Impact of the early coronavirus disease 2019 pandemic on blood utilization in the United States: A time series analysis of data submitted to the National Healthcare Safety Network Hemovigilance Module. *Transfusion.* 2021;61(Suppl. 2):S36–S43. <https://doi.org/10.1111/trf.16451>
11. Kumar R., Jain A., Tripathi A.K., Tyagi S. COVID-19 outbreak: An epidemic analysis using time series prediction model. In: *11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*. 2021. IEEE. P. 1090–1094. <https://doi.org/10.1109/Confluence51648.2021.9377075>
12. Balli S. Data analysis of COVID-19 pandemic and short-term cumulative case forecasting using machine learning time series methods. *Chaos Solitons Fractals.* 2021;142:110512. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110512>
13. Chen X., Wang X., Zhang K., Fung K.M., Thai T.C., Moore K., Mannel R.S., Liu H., Zheng B., Qiu Y. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis. *Med. Image Anal.* 2022;79:102444. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102444>

14. Suganyadevi S., Sithalakshmi V., Balasami K. A review on deep learning in medical image analysis. *Int. J. Multimed. Info. Retr.* 2022;11(1):19–38. <https://doi.org/10.1007/s13735-021-00218-1>
15. Van der Velden B.H., Kuijff H.J., Gilhuis K.G., Virgeever M.A. Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis. *Med. Image Anal.* 2022;79:102470. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102470>
16. Meyer-Hein L., Reinke A., Godau P., et al. Metrics reloaded: Pitfalls and recommendations for image analysis validation. *arXiv.* 2022 Jul 7; arXiv:2206.01653. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.01653>
17. Fu Y., Zhu Z., Liu L., Zhan W., He T., Shen H., Zhao J., Liu Y., Zhang H., Liu Z., Xue Y. Remote sensing time series analysis: A review of data and applications. *J. Remote Sens.* 2024;4:0285. <https://doi.org/10.34133/remotesensing.0285>
18. Richards J.A. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Berlin/Heidelberg, Germany: Springer; 2022. 567 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-82327-6>
19. Крынецкий Б.А. Анализ моделей периодических структур пространственно-временных процессов. В сб.: *Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики: Труды Международной научной конференции*. Воронеж; 2024. С. 497–501. <https://elibrary.ru/vbsjnl>
20. Кузьмин В.И., Гадзаов А.Ф. Математические методы анализа периодических компонент нелинейных процессов и прогнозирование на их основе динамики ограниченного роста. *Вестник МГТУ МИРЭА*. 2015;4-2(9):94–104. <https://elibrary.ru/vhiyoz>
21. Кузьмин В.И., Самохин А.Б. Почти периодические функции с трендом. *Вестник МГТУ МИРЭА*. 2015;4-2(9):105–110. <https://elibrary.ru/vhiypj>
22. Парамонов А.А., Крынецкий Б.А. Асимптотический анализ алгоритма поиска почти-периодов в данных с упорядоченным аргументом. *Защита информации. Инсайт*. 2023;4(112):53–57.
23. Калач А.В., Парамонов А.А., Толстова И.С., Данилова В.А. *Программа почти периодической обработки данных с возможностью выбора параллельных вычислений: Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024688438 РФ. Заявка № 2024686766; Заявл. 08.11.2024; опубл. 27.11.2024. Бюл. № 12.*
24. Парамонов А.А. Выявление почти-периодических характеристик спутниковых изображений тайфунов в аспекте решения проблем техносферной безопасности. *Техносферная безопасность*. 2024;44(3):71–76.
25. Парамонов А.А., Калач А.В. Моделирование чрезвычайных ситуаций с использованием почти-периодического анализа изображений структуры тайфунов. *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Математика. Механика. Физика*. 2024;16(4):67–74. <https://doi.org/10.14529/mmph240408>
26. Калач А.В., Парамонов А.А. О возможностях применения метода почти-периодического анализа для обработки изображений. *Моделирование систем и процессов*. 2024;17(3):44–52. <https://doi.org/10.12737/2219-0767-2024-42-50>
27. Фридзон М.Б., Евтушенко О.А. О требованиях к точности метеорологической информации. *Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации (Научный Вестник МГТУ ГА)*. 2014;210:142–144. <https://elibrary.ru/tbubqh>
28. Wang X., Chen K., Liu L., Han T., Li B., Bai L. Global tropical cyclone intensity forecasting with multi-modal multi-scale causal autoregressive model. In: *ICASSP 2025-2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE; 2025. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICASSP49660.2025.10888556>

REFERENCES

1. Donatelli R.E., Park J.A., Matthews S.M., Lee S.D. Time series analysis. *Am. J. Orthod. Dentofacial Orthop.* 2022;161(4):605–608. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2021.07.013>
2. Seibert J., Gross Y., Schrott C. A systematic review of packages for time series analysis. *Eng. Proc.* 2021;5(1):22. <https://doi.org/10.3390/engproc2021005022>
3. Choi K., Yi J., Park K., Yoon S. Deep learning for anomaly detection in time series data: A review, analysis, and guidelines. *IEEE Access.* 2021;9:120043–120065. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3107975>
4. Kumar R., Kumar P., Kumar Y. Multi-step time series analysis and forecasting strategy using ARIMA and evolutionary algorithms. *Int. J. Inf. Technol.* 2022;14(1):359–373. <https://doi.org/10.1007/s41870-021-00741-8>
5. Dubey A.K., Kumar A., Garcia-Diaz V., Sharma A.K., Kanhaiya K. Study and analysis SARIMA and LSTM in forecasting time series data. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*. 2021;47:101474. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101474>
6. Pashshoev B., Petrusevich D.A. Neural network analysis in time series forecasting. *Russ. Technol. J.* 2024;12(4):106–116. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-4-106-116>
7. Mokhnatkina U.S., Parfenov D.V., Petrusevich D.A. Analysis of approaches to identification of trend in the structure of the time series. *Russ. Technol. J.* 2024;12(3):93–103. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-3-93-103>
8. Perova J.P., Lesko S.A., Ivanov A.A. Analyzing and forecasting the dynamics of Internet resource user sentiments based on the Fokker–Planck equation. *Russ. Technol. J.* 2024;12(3):78–92. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-3-78-92>
9. Gramovich I.V., Musatov D.Yu., Petrusevich D.A. Implementation of bagging in time series forecasting. *Russ. Technol. J.* 2024;12(1):101–110. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2024-12-1-101-110>
10. Kracalik I., Mowla S., Katz L., Cumming M., Sapiano M.R., Basavaraju S.V. Impact of the early coronavirus disease 2019 pandemic on blood utilization in the United States: A time series analysis of data submitted to the National Healthcare Safety Network Hemovigilance Module. *Transfusion*. 2021;61(Suppl. 2):S36–S43. <https://doi.org/10.1111/trf.16451>

11. Kumar R., Jain A., Tripathi A.K., Tyagi S. COVID-19 outbreak: An epidemic analysis using time series prediction model. In: *11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*. 2021. IEEE. P. 1090–1094. <https://doi.org/10.1109/Confluence51648.2021.9377075>
12. Balli S. Data analysis of COVID-19 pandemic and short-term cumulative case forecasting using machine learning time series methods. *Chaos Solitons Fractals*. 2021;142:110512. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110512>
13. Chen X., Wang X., Zhang K., Fung K.M., Thai T.C., Moore K., Mannel R.S., Liu H., Zheng B., Qiu Y. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis. *Med. Image Anal.* 2022;79:102444. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102444>
14. Suganyadevi S., Sithalakshmi V., Balasami K. A review on deep learning in medical image analysis. *Int. J. Multimed. Info. Retr.* 2022;11(1):19–38. <https://doi.org/10.1007/s13735-021-00218-1>
15. Van der Velden B.H., Kuijf H.J., Gilhuis K.G., Virgeever M.A. Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis. *Med. Image Anal.* 2022;79:102470. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102470>
16. Meyer-Hein L., Reinke A., Godau P., et al. Metrics reloaded: Pitfalls and recommendations for image analysis validation. *arXiv*. 2022 Jul 7; arXiv:2206.01653. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.01653>
17. Fu Y., Zhu Z., Liu L., Zhan W., He T., Shen H., Zhao J., Liu Y., Zhang H., Liu Z., Xue Y. Remote sensing time series analysis: A review of data and applications. *J. Remote Sens.* 2024;4:0285. <https://doi.org/10.34133/remotesensing.0285>
18. Richards J.A. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Berlin/Heidelberg, Germany: Springer; 2022. 567 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-82327-6>
19. Krynetskiy B.A. Analysis of models of periodic structures of spatiotemporal processes. In: *Actual Problems of Applied Mathematics, Informatics, and Mechanics: Proceedings of the International Scientific Conference*. Voronezh; 2024. P. 497–501 (in Russ.). <https://elibrary.ru/vbsjnl>
20. Kuzmin V.I., Gadzaov A.F. Mathematical methods of analysis of periodic components of nonlinear processes and predict the dynamics of the limited growth based on them. *Vestnik MGTU MIREA = Herald of MSTU MIREA (Russ. Technol. J.)*. 2015;4-2(9):94–104 (in Russ.). <https://elibrary.ru/vhiyoz>
21. Kuzmin V.I., Samokhin A.B. Almost periodic functions with trend. *Vestnik MGTU MIREA = Herald of MSTU MIREA (Russ. Technol. J.)*. 2015;4-2(9):105–110 (in Russ.). <https://elibrary.ru/vhiypj>
22. Paramonov A.A., Krynetskiy B.A. Asymptotic analysis of an algorithm for searching for almost-periods in data with an ordered argument. *Zashchita informatsii. Insait*. 2023;4(112):53–57 (in Russ.).
23. Kalach A.V., Paramonov A.A., Tolstova I.S., Danilova V.A. *Program for Almost-Periodic Data Processing with Parallel Computing Option*: Computer Program RU2024688438 RF. Publ. 13.02.2025 (in Russ.).
24. Paramonov A.A. Identification of almost-periodic characteristics of satellite images of typhoons in the aspect of solving problems of technosphere safety. *Tekhnosferная bezopasnost' = Technosphere Safety*. 2024;44(3):71–76 (in Russ.).
25. Paramonov A.A., Kalach A.V. Simulation of emergencies using almost periodic analysis of images of typhoon structure. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Matematika. Mekhanika. Fizika = Bulletin of the South Ural State University. Series: Mathematics. Mechanics. Physics*. 2024;16(4):67–74 (in Russ.). <http://doi.org/10.14529/10.14529/mmph240408>
26. Kalach A.V., Paramonov A.A. On the possibilities of using the method of near-periodic analysis method for image processing. *Modelirovanie sistem i protsessov = Modeling of Systems and Processes*. 2024;17(3):44–52 (in Russ.). <http://doi.org/10.12737/2219-0767-2024-42-50>
27. Fridzon M.B., Evtushenko O.A. About requirements for exactness of meteo information. *Nauchnyi vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta grazhdanskoi aviatsii (Nauchnyi Vestnik MGTU GA) = Civil Aviation High Technologies*. 2014;210:142–144 (in Russ.). <https://elibrary.ru/tbubqh>
28. Wang X., Chen K., Liu L., Han T., Li B., Bai L. Global tropical cyclone intensity forecasting with multi-modal multi-scale causal autoregressive model. In: *ICASSP 2025–2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE; 2025. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICASSP49660.2025.10888556>

Об авторах

Парамонов Александр Александрович, аспирант, старший преподаватель, кафедра прикладной математики, Институт информационных технологий, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: paramonov_a_a99@mail.ru. SPIN-код РИНЦ 7885-7510, <https://orcid.org/0000-0002-8504-2108>

Калач Андрей Владимирович, д.х.н., профессор, кафедра прикладной математики, Институт информационных технологий, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: a_kalach@mail.ru. Scopus Author ID 57201667604, SPIN-код РИНЦ 2584-7456

Саратова Татьяна Евгеньевна, д.т.н., заведующий кафедрой прикладной математики, Институт информационных технологий, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: smolenceva@mirea.ru. Scopus Author ID 57201668525, SPIN-код РИНЦ 2383-6811, <https://orcid.org/0000-0003-4810-8734>

About the Authors

Alexander A. Paramonov, Postgraduate Student, Senior Lecturer, Department of Applied Mathematics, Institute of Information Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: paramonov_a_a99@mail.ru. RSCI SPIN-code 7885-7510, <https://orcid.org/0000-0002-8504-2108>

Andrew V. Kalach, Dr. Sci. (Chem.), Professor, Department of Applied Mathematics, Institute of Information Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: a_kalach@mail.ru. Scopus Author ID 57201667604, RSCI SPIN-code 2584-7456

Tatiana E. Saratova, Dr. Sci. (Eng.), Head of the Department of Applied Mathematics, Institute of Information Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: smolenceva@mirea.ru. Scopus Author ID 57201668525, RSCI SPIN-code 2383-6811, <https://orcid.org/0000-0003-4810-8734>