

УДК 004.42
DOI: 10.18799/29495407/2025/4/106
Шифр специальности ВАК: 1.2.2
Научная статья



Анализ почвенно-температурных серий методами энтропии

И.А. Ботыгин[✉], А.И. Шерстнева, С.В. Шерстнева

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, г. Томск

[✉]bia@tpu.ru

Аннотация. Представлены итоги изучения хаотичных характеристик температурных последовательностей почвенных измерений, выполненных с разным временным разрешением на протяжении трёх лет мониторинга. Для детального анализа особенностей временных рядов, оценки степени их хаоса и воспроизведения различных моделей хаотических процессов применялся специализированный инструментарий пакета языка статистики R. Рассчитаны показатели функций взаимной информации, отражающих степень зависимости между элементами ряда, построены диаграммы экспоненты Ляпунова. Проведен контроль наличия нелинейных эффектов с использованием теста нейронных сетей Terasvirta test. Проверка значимости дополнительных компонентов через статистику хи-квадрата и F-статистику подтвердила хаотичный характер изучаемых температурных рядов почвы.

Ключевые слова: нелинейность, нелинейная динамика, анализ временных рядов, энтропия

Для цитирования: Ботыгин И.А., Шерстнева А.И., Шерстнева С.В. Анализ почвенно-температурных серий методами энтропии // Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. – 2025. – Т. 3. – № 4. – С. 38–45. DOI: 10.18799/29495407/2025/4/106

UDC 004.42
DOI: 10.18799/29495407/2025/4/106
Scientific paper



Analysis of soil-temperature series by entropy methods

I.A. Botygin[✉], A.I. Sherstneva, S.V. Sherstneva

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

[✉]bia@tpu.ru

Abstract. The article presents the results of a study of the chaotic characteristics of soil temperature sequences measured with different time resolutions over three years of monitoring. Specialized tools from the R statistical language package were used to perform a detailed analysis of the time series characteristics, assess the degree of their chaos, and reproduce various models of chaotic processes. The authors have calculated mutual information function indices reflecting the degree of dependence between elements of the series and constructed Lyapunov exponent diagrams. The presence of nonlinear effects was tested using the Terasvirta neural network test. Testing the significance of additional components using the chi-square and F-statistics confirmed the chaotic nature of the studied soil temperature series.

Keywords: nonlinearity, nonlinear dynamics, time series analysis, entropy

For citation: Botygin I.A., Sherstneva A.I., Sherstneva S.V. Analysis of soil-temperature series by entropy methods. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Industrial Cybernetics*, 2025, vol. 3, no. 4, pp. 38–45. DOI: 10.18799/29495407/2025/4/106

Введение

Сегодня изучение нелинейных процессов стало неотъемлемой частью междисциплинарных исследований, охватывающих физику, биологию, экономику, информатику, психологию и многие другие сферы знаний. Нелинейность – это свойство систем, при котором изменение входных параметров не пропорционально изменению выходного результата. Нелинейность создаёт предпосылки для возникновения хаоса, который является проявлением нелинейности и ведёт к увеличению энтропии. И именно энтропия характеризует степень упорядоченности или неупорядоченности системы (мера степени беспорядка). Применительно к времененным рядам методы энтропии позволяют оценить степень случайности или неопределенности в этих рядах. Анализ временных рядов является важной задачей в современной науке и технике, особенно в условиях возрастающей доступности больших объемов данных. Поэтому одним из перспективных направлений анализа временных рядов являются методы, основанные на концепции энтропии. Эти методы позволяют количественно оценивать сложность, хаотичность и предсказуемость динамических процессов, представленных временными рядами.

Среди наиболее известных подходов выделяются такие меры, как энтропия Шеннона (оценивает среднюю неопределенность распределения вероятности событий временного ряда), апостериорная энтропия (отражает остаточную неопределенность после учета дополнительной информации), условная энтропия (определяет количество новой информации, содержащейся в последующих наблюдениях относительно предыдущих), относительная энтропия, или дивергенция Кульбака–Лейблера (оценивает различие между двумя распределениями вероятностей), выборочная энтропия (устойчивая к шуму и размерностям) и др.

На практике методы анализа нелинейности с использованием энтропийных показателей применяются в самых разнообразных отраслях. Они необходимы для улучшения качества прогнозов в экономике и финансах, где традиционные линейные модели часто оказываются недостаточно точными. В науке эти методы помогают лучше понимать сложные природные явления, такие как изменения климата или биологические взаимодействия.

Применение энтропийного подхода важно и для анализа временных рядов температуры почвы. Энтропийные показатели позволяют определить степень упорядоченности и структурированности данных. Чем ниже уровень энтропии, тем более регулярно и предсказуемо ведет себя временной ряд. Высокая энтропия свидетельствует о высокой степени случайности и хаотичности изменений температуры. Анализируя динамику энтропии, можно

обнаружить скрытые паттерны и повторяющиеся тенденции, которые трудно заметить традиционными статистическими методами. Это особенно полезно для выявления сезонных колебаний, цикличности и аномалий в температуре почвы. Изменения в уровне энтропии могут указывать на моменты перехода системы из одного режима функционирования в другой. Такие события важны для понимания климатических сдвигов, изменений экосистем и оценки устойчивости агроландшафта. Благодаря энтропийным оценкам можно сравнивать температуру почвы в различных регионах и анализировать климатическое влияние на сельскохозяйственное производство, водный баланс и биоразнообразие.

Энтропийные показатели используются в различных областях знаний. В [1] с целью получения пространственно-полной и точной температуры поверхности Земли над Тибетским нагорьем исследуется метод байесовского максимума энтропии для объединения данных, полученных с помощью спектрорадиометра и микроволнового сканирующего радиометра. Новое применение принципа максимальной энтропии, названное авторами эластичной сетью кластеризации на основе максимальной энтропии, представлено в [2]. Подход использован для изменения целевой функции при решении задач кластеризации. Вариант многомасштабной энтропии, основанный на концепции скорости энтропии, предложен в [3]. Рассматриваются два вектора с последовательными отсчетами изучаемого процесса. В рамках гауссовых предположений выводятся выражения соответствующих энтропий. Их разность соответствует скорости энтропии. В [4] вводятся понятия информационной и спектральной энтропии мощности для определения и анализа характеристик неисправности асинхронного двигателя. В [5] на базе байесовских контекстных деревьев для моделирования дискретных временных рядов как цепей Маркова с переменной памятью показано, что выборку значений можно производить непосредственно из индуцированной апостериорной вероятности скорости роста энтропии. Выборочная и вейвлет-энтропия используется для повышения точности субъективно-независимого распознавания эмоций на основе электроэнцефалограммы [6]. Применение тонко-сортированной дисперсионной энтропии для распознавания и классификации шума, излучаемого судном, описано в [7]. Уточненная составная обобщенная многомасштабная пузырьковая энтропия используется для определения типов шумовых помех и их подавления [8]. В [9] энтропийные критерии используются для оптимизации сенсорной сети, диагностирующей технологический процесс. Для этого проводится анализ и выявляются возможные неисправности и отказы, которые могут возникнуть в процессе. Рассматривается изменение

энтропии при возникновении неисправности или отказа для каждого из возможных датчиков. Выбираются те датчики, которые обеспечивают наибольшее снижение энтропии (прирост информации). Метод определения частотного диапазона информативной части акустических сигналов в системе управления беспилотными летательными аппаратами, основанный на оценке нормированного энергетического спектра и спектральной энтропии, предложен в [10]. В [11] описывается метод оценки дифференциальной энтропии основных параметров беспроводного канала (многолучевая задержка, амплитуда парциальных волн) с использованием подхода на основе гистограмм.

Инструменты и программное обеспечение для анализа нелинейности временных рядов

CRAN (Comprehensive R Archive Network) [12] представляет собой сеть серверов, на которых хранятся и распространяются пакеты, документация и дистрибутивы языка статистического программирования R. Это основной ресурс для пользователей R, позволяющий скачивать и устанавливать тысячи пакетов для расширения функциональности языка, делая его краеугольным камнем для специалистов в области статистики и анализа данных. Ниже представлены базовые пакеты для анализа нелинейности временных рядов.

Пакет fNonlinear [13] предназначен для проверки различных аспектов одномерных временных рядов методами нелинейной динамики. Этот пакет позволяет исследователям изучать динамические процессы, выявлять закономерности и проводить тестирование гипотез относительно нелинейных зависимостей. Кроме того, он позволяет исследовать поведение хаотичных временных рядов и генерировать разные типы карт хаотических временных серий. Пакет fNonlinear является мощным инструментом для анализа нелинейных временных рядов и хаотических процессов. Благодаря большому спектру доступных функций, он находит широкое применение в научных исследованиях и прикладных задачах. Однако для эффективного использования пакета требуется хорошее знание математических основ нелинейной динамики и статистического анализа временных рядов.

Одним из мощных инструментов для изучения нелинейных зависимостей и структур временной зависимости в данных является пакет tseriesEntropy [14]. Пакет реализует концепцию энтропийной зависимости, основанную на метрике расстояния Бхattachарья–Хеллингера–Матуситы, что позволяет оценивать сложные отношения между элементами временных рядов. Его функциональность охватывает

базовые расчеты, такие как оценка автокорреляции и кросс-корреляции и продвинутые задачи тестирования нелинейности. Интеграция с параллельными алгоритмами делает этот пакет мощным инструментом для исследователей и аналитиков, работающих с большими объемами данных временных рядов.

Пакет nlts [15] предлагает уникальный набор инструментов для анализа нелинейных временных рядов. Этот пакет позволяет выполнять комплексный анализ данных, обладающих сложной структурой и нелинейностью. Среди его ключевых особенностей выделяются функции для оценки порядка временного ряда, тестирования линейности и прогнозирования с использованием локальной полиномиальной регрессии. Несмотря на некоторые ограничения (низкая производительность при работе с большими данными и отсутствие встроенных средств визуализации), пакет nlts продолжает оставаться популярным среди исследователей благодаря своей функциональности.

Пакет nonlinearTseries [16] предоставляет широкий спектр функций для проведения нелинейного анализа временных рядов, начиная от базовых расчетов до продвинутых техник анализа и моделирования. Он включает инструменты для вычисления ключевых характеристик нелинейности: корреляционной размерности, информационной энтропии, наибольшего показателя Ляпунова, рекуррентного анализа. Пакет содержит встроенные модели известных нелинейных динамических систем: систему Лоренца, карту Хенона, модель Ресслера и другие. Эти модели можно использовать для изучения особенностей нелинейных процессов. Однако необходимо учитывать определенные ограничения, такие как чувствительность к шуму и начальным условиям, сложность интерпретации результатов и высокие требования к вычислительным ресурсам, особенно при работе с большими наборами данных или высокочастотными временными рядами. Это ограничивает применение пакета в ситуациях, когда требуется быстрая обработка больших объемов информации в реальном времени.

Все рассмотренные выше пакеты поддерживаются на основных вычислительных платформах, включая Windows, macOS и Linux.

Практическое применение методов анализа нелинейности временных рядов

При проведении программных экспериментов использовались базовые пакеты языка статистического моделирования R для анализа нелинейности временных рядов и 8-срочные наблюдения атмосферных явлений со станции 29430 (Томск) за 2017, 2018 и 2019 гг., полученные из ВНИИГМИ-МЦД [17].

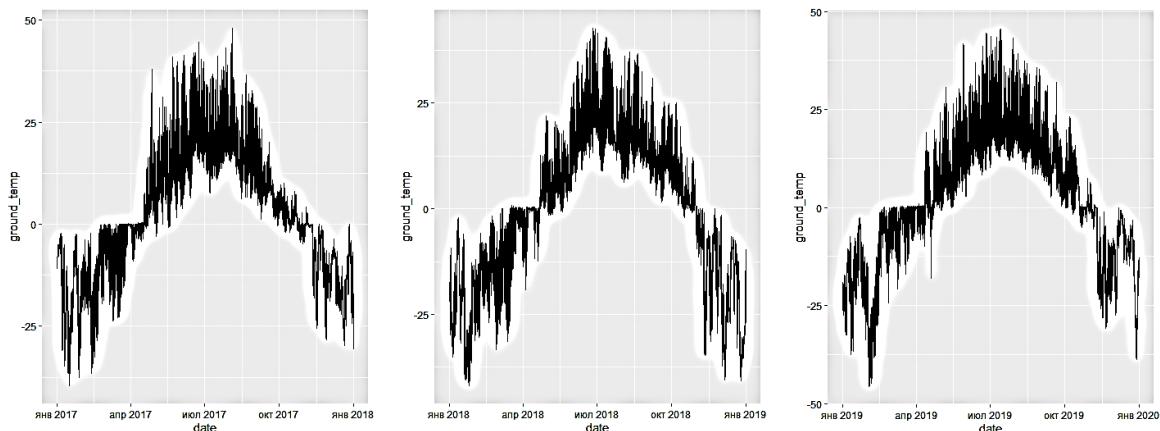


Рис. 1. Графики значений измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг.
Fig. 1. Graphs of soil surface temperature measurements for 2017, 2018 and 2019

Графики этих временных рядов представлены на рис. 1. Как можно видеть, в целом они имеют довольно схожий вид, но имеются и различия. При анализе исследовалось, оказывают ли какое-нибудь влияние эти различия на линейность/нелинейность данных рядов.

В последние годы интерес к применению графиков взаимной информации существенно возрос благодаря развитию технологий анализа данных и машинного обучения. Взаимная информация, представляющая собой меру зависимости между двумя случайными величинами, играет ключевую роль в понимании структурных взаимосвязей в сложных системах. Взаимная информация – фундаментальное понятие теории информации, которое описывает степень зависимости между двумя случайными величинами. Эта концепция позволяет оценить, насколько знание одной случайной величины уменьшает неопределенность относительно другой. Формально она выражается как разница между индивидуальной и условной энтропиями.

Графики взаимной информации показаны на рис. 2. Как можно видеть, они практически

идентичны, при этом можно наблюдать локальные минимумы и максимумы каждые 4 измерения, из чего можно сделать вывод, что в основе изменения температуры поверхности почвы имеет место некоторая одинаковая зависимость, которая повторяется каждый год и оказывает влияние в том числе на взаимосвязь измеряемых значений в пределах одного дня (8 измерений).

Одним из наиболее распространённых методов для определения минимальной необходимой размерности вложения является метод ложных ближайших соседей. Метод ложных соседей основывается на предположении, что, если размерность вложения недостаточна, близкие точки в фазовом пространстве окажутся близкими искусственно, т. е. станут ложными соседями. Когда размерность увеличивается, расстояние между такими точками должно возрастать, показывая, что ранее они были сближены ошибочно. Метод определяет минимальное значение размерности, при котором большинство ложных соседей перестаёт существовать.

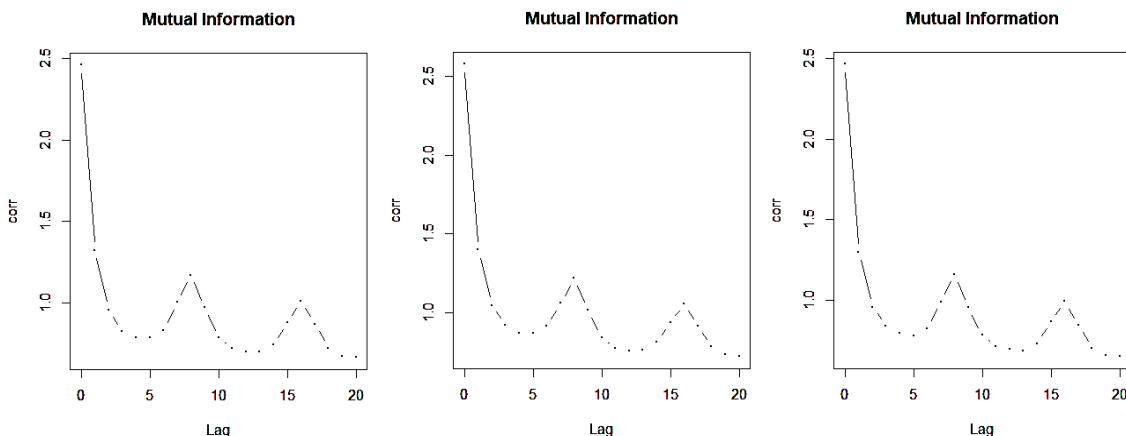


Рис. 2. Графики взаимной информации для временных рядов измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг.
Fig. 2. Mutual information graphs for time series of soil surface temperature measurements for 2017, 2018 and 2019

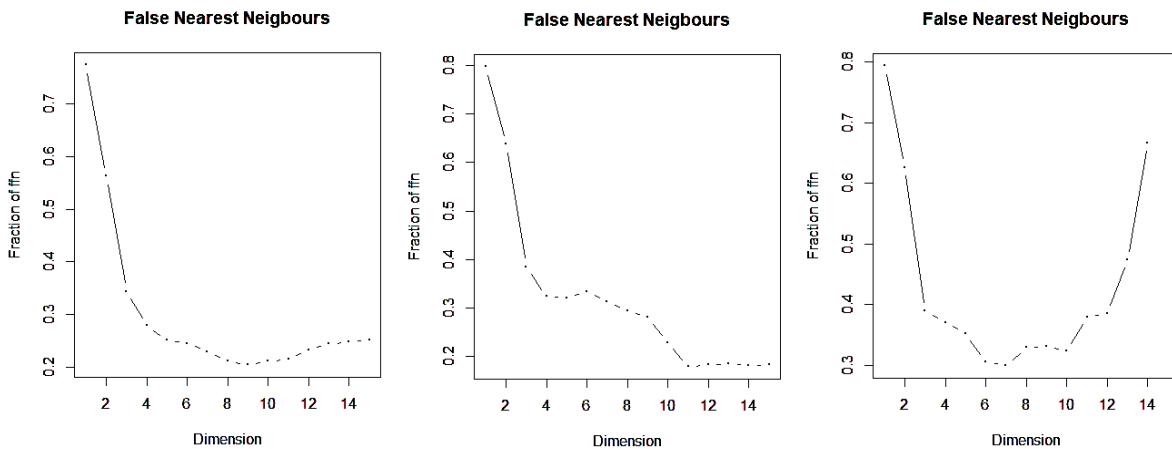


Рис. 3. Графики метода ложных соседей для временных рядов измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг.

Fig. 3. False neighbor graphs for time series of soil surface temperature measurements for 2017, 2018, and 2019

Полученные графики метода ложных соседей, в отличие от графиков взаимной информации, имеют различный вид (рис. 3). Соответственно, даже несмотря на, в целом, схожий характер самих изучаемых временных рядов, их различия привели к разному количеству обнаруживаемых ложных ближайших соседей. Так, для ряда за 2017 г. оптимальное количество измерений – 9, за 2018 год – 11, за 2019 год – 7.

Показатель Ляпунова (ляпуновская экспонента) для временного ряда используется при оценке степени его хаотичности. Чем выше показатель Ляпунова, тем быстрее траектории в фазовом пространстве расходятся друг от друга, что свидетельствует о большей непредсказуемости поведения системы.

Согласно полученным графикам показателя Ляпунова (рис. 4), все данные ряды являются хаотичными, так как этот показатель для них всегда положителен.

Хаотичность исследуемых температурных рядов почвы подтверждается и тестом Teraesvirta Neural

Network Test (рис. 5). Основной идеей Terasvirta test является проверка нулевой гипотезы о том, что модель линейна, против альтернативной гипотезы, предполагающей наличие нелинейных эффектов. Тест проверяет значимость дополнительных членов, введённых в модель, таких как квадратичные и кубические компоненты Тейлора, которые отражают возможные нелинейные зависимости. Если эти дополнительные члены значимы, то принимается решение отвергнуть гипотезу линейности модели.

Проверка значимости дополнительных компонентов через статистику χ^2 и F-статистику показала, что полученные значения хи-квадрата и критерия Фишера оказались довольно близки между собой. Значения критерия Фишера (F) и критерия хи-квадрат (Chi-squared) из раздела STATISTIC значительно превышают соответствующие критерии из раздела P VALUE. Нулевая гипотеза о линейности исследуемых рядов отвергается.

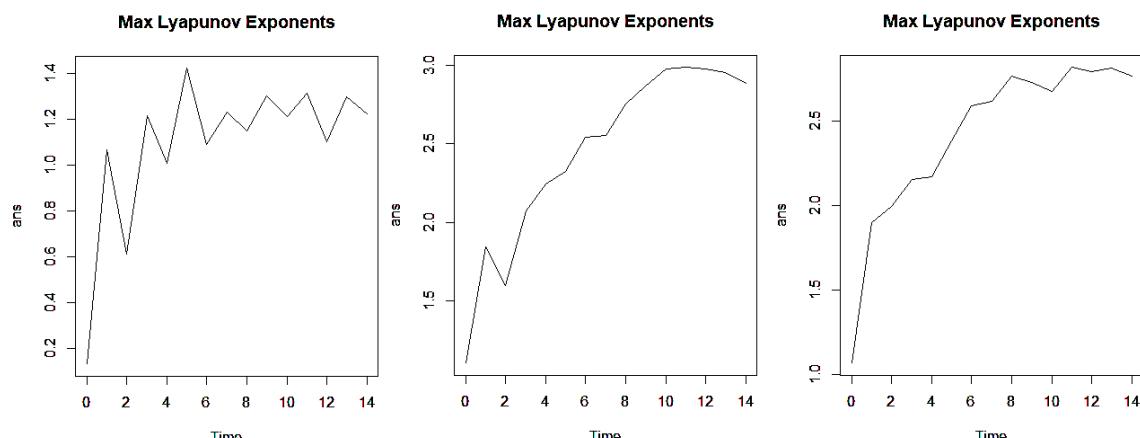


Рис. 4. Графики показателя Ляпунова для временных рядов измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг.

Fig. 4. Lyapunov exponent graphs for time series of soil surface temperature measurements for 2017, 2018, and 2019

Test Results:	Test Results:	Test Results:
PARAMETER:	PARAMETER:	PARAMETER:
lag: 1	lag: 1	lag: 1
m df: 2	m df: 2	m df: 2
t-lag-m df: 2917	t-lag-m df: 2917	t-lag-m df: 2917
STATISTIC:	STATISTIC:	STATISTIC:
Chi-squared: 153.716	Chi-squared: 96.4314	Chi-squared: 134.0117
F: 78.8359	F: 48.9703	F: 68.4968
P VALUE:	P VALUE:	P VALUE:
Chi-squared: < 2.2e-16	Chi-squared: < 2.2e-16	Chi-squared: < 2.2e-16
F: < 2.2e-16	F: < 2.2e-16	F: < 2.2e-16

Рис. 5. Результаты применения Teraesvirta test для временных рядов измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг.

Fig. 5. Results of applying Teraesvirta test to time series of soil surface temperature measurements for 2017, 2018 and 2019

Результаты анализа временных рядов измерений температуры поверхности почвы за 2017, 2018 и 2019 гг. показали, что эти ряды являются нелинейными. Гипотеза подтверждена результатами Teraesvirta test и положительными значениями показателя Ляпунова.

Заключение

Методы анализа временных рядов на основе энтропии предоставляют мощный инструментарий для изучения и моделирования сложных динамических

систем. Они помогают исследователям глубже понимать природу исследуемых явлений, обнаруживать скрытые закономерности и способствуют развитию междисциплинарных исследований в самых различных областях науки и техники. В частности, применение энтропийного подхода помогает глубже понять природу и механизмы формирования температуры почвы, выявить скрытые закономерности и адаптироваться к изменениям климата, обеспечивая устойчивость сельского хозяйства и экологии региона.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Xu S., Cheng J., Zhang Q. Reconstructing all-weather land surface temperature using the bayesian maximum entropy method over the Tibetan Plateau and Heihe River Basin // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. – 2019. – Vol. 12. – № 9. – P. 3307–3316. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2921924
2. Wu B., Yi J., Yong Q. Research on principle and application of maximum entropy // Chinese Control and Decision Conference (CCDC). – Hefei, China, 2020. – P. 2571–2576. DOI: 10.1109/CCDC49329.2020.9164431.
3. Grivel E., Legrand P., Berthelot B. Multiscale entropy rate: a variant of the multiscale entropy // 32nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO). – Lyon, France, 2024. – P. 2572–2576. DOI: 10.23919/EUSIPCO63174.2024.10715011
4. Analysis of characteristics in motor failure of power system based on power spectral entropy / W. Hsu, R. Chen, Z. Yang, C. Huang // 6th International Conference on Energy, Power and Grid (ICEPG). – Guangzhou, China, 2024. – P. 1399–1402. DOI:10.1109/ICEPG63230.2024.10775957
5. Papageorgiou I., Kontoyiannis I. Truly Bayesian entropy estimation // arXiv:2212.06705. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.06705>
6. Yang H., Rong P., Sun G. Subject-independent Emotion recognition based on Entropy of EEG Signals // 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). – Kunming, China, 2021. – P. 1513–1518. DOI: 10.1109/CCDC52312.2021.9602439
7. Sun M., Hao Q., Yang X. A novel ICEEMDAN-based denoising approach coupled with multi-scale entropy features for ship-radiated noise recognition // 7th International Conference on Information Science, Electrical and Automation Engineering (ISEAE). – Harbin, China, 2025. – P. 970–973. DOI: 10.1109/ISEAE64934.2025.11042007
8. Bearing fault diagnosis based on the refined composite generalized multi-scale bubble entropy / Z. Jinbao, Z. Tiangang, W. Min, C. Shidong // 4th International Conference on Electron Device and Mechanical Engineering (ICEDME). – Guangzhou, China, 2021. – P. 172–175. DOI: 10.1109/ICEDME52809.2021.00044
9. Куркина В.В., Сиринова М.С., Александров Д.А. Обеспечение диагностируемости технологического процесса минимальным числом датчиков на основе энтропийного критерия // Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах. – СПб.: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В.И. Ульянова (Ленина), 2021. – Т. 1. – С. 239–242. EDN IVXXJW
10. Using entropy estimation to detect moving objects / I.U. Kondratieva, H.V. Rudakova, O.V. Polyvoda, Y.O. Lebedenko, V.V. Polyvoda // 2019 IEEE 5th International Conference Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD). – Kiev, Ukraine, 2019. – P. 270–273. DOI: 10.1109/APUAVD47061.2019.8943839
11. Eponezhnikov A.V., Sulimov A.I. Histogram-based estimation of cir entropy for multipath propagation environments // International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech). – Saint Petersburg, Russian Federation, 2024. – P. 163–166.
12. The Comprehensive R Archive Network. URL: <https://cran.r-project.org/> (access date: 15.08.2025).
13. fNonlinear: Rmetrics – Nonlinear and Chaotic Time Series Modelling. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/fNonlinear/index.html> (access date: 15.08.2025).
14. tseriesEntropy: Entropy Based Analysis and Tests for Time Series. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/tseriesEntropy/index.html> (access date: 15.08.2025).
15. nlts: Nonlinear Time Series Analysis. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/nlts/index.html> (access date: 15.08.2025).

16. nonlinearTseries: Nonlinear Time Series Analysis. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/nonlinearTseries/index.html> (access date: 15.08.2025).
17. Всероссийский научно-исследовательский институт гидрометеорологической информации – Мировой центр данных. URL: <http://meteo.ru/data/> (дата обращения: 15.08.2025).

Информация об авторах

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

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

Светлана Владиславовна Шерстнева, студент Отделения информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; svs79@tpu.ru, <https://orcid.org/0009-0002-7327-7580>

Поступила в редакцию: 09.09.2025

Поступила после рецензирования: 20.11.2025

Принята к публикации: 27.12.2025

REFERENCES

1. Xu S., Cheng J., Zhang Q. Reconstructing all-weather land surface temperature using the bayesian maximum entropy method over the Tibetan Plateau and Heihe River Basin. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, vol. 12, no. 9, pp. 3307–3316. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2921924
2. Wu B., Yi J., Yong Q. Research on principle and application of maximum entropy. *Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. Hefei, China, 2020. pp. 2571–2576. DOI: 10.1109/CCDC49329.2020.9164431
3. Grivel E., Legrand P., Berthelot B. Multiscale entropy rate: a variant of the multiscale entropy. *32nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. Lyon, France, 2024. pp. 2572–2576. DOI: 10.23919/EUSIPCO63174.2024.10715011
4. Hsu W., Chen R., Yang Z., Huang C. Analysis of characteristics in motor failure of power system based on power spectral entropy. *6th International Conference on Energy, Power and Grid (ICEPG)*. Guangzhou, China, 2024. pp. 1399–1402. DOI: 10.1109/ICEPG63230.2024.10775957
5. Papageorgiou I., Kontoyiannis I. Truly Bayesian entropy estimation. *arXiv:2212.06705*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.06705>
6. Yang H., Rong P., Sun G. Subject-independent Emotion recognition based on Entropy of EEG Signals. *33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. Kunming, China, 2021. pp. 1513–1518. DOI: 10.1109/CCDC52312.2021.9602439
7. Sun M., Hao Q., Yang X. A Novel ICEEMDAN-based denoising approach coupled with multi-scale entropy features for ship-radiated noise recognition. *7th International Conference on Information Science, Electrical and Automation Engineering (ISEAE)*. Harbin, China, 2025. pp. 970–973. DOI: 10.1109/ISEAE64934.2025.11042007
8. Jinbao Z., Tiangang Z., Min W., Shidong C. Bearing fault diagnosis based on the refined composite generalized multi-scale bubble entropy. *4th International Conference on Electron Device and Mechanical Engineering (ICEDME)*. Guangzhou, China, 2021. pp. 172–175. DOI: 10.1109/ICEDME52809.2021.00044
9. Kurkina V.V., Sirinova M.S., Aleksandrov D.A. Ensuring diagnosability of the technological process with a minimum number of sensors based on the entropy criterion. *International Scientific Conference on Control Problems in Technical Systems*. St Petersburg, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" named after V.I. Ulyanov (Lenin) Publ., 2021. Vol. 1, pp. 239–242. (In Russ.) EDN: IVXXJW
10. Kondratieva I.U., Rudakova H.V., Polyvoda O.V., Lebedenko Y.O., Polyvoda V.V. Using entropy estimation to detect moving objects. *2019 IEEE 5th International Conference Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD)*. Kiev, Ukraine, 2019. pp. 270–273. DOI: 10.1109/APUAVD47061.2019.8943839
11. Eponeshnikov A.V., Sulimov A.I. Histogram-based estimation of cir entropy for multipath propagation environments. *International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech)*. Saint Petersburg, Russian Federation, 2024. pp. 163–166.
12. *The Comprehensive R Archive Network*. Available at: <https://cran.r-project.org/> (accessed: 15 August 2025).
13. *fNonlinear: Rmetrics – Nonlinear and Chaotic Time Series Modelling*. Available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/fNonlinear/index.html> (accessed: 15 August 2025).
14. *tseriesEntropy: Entropy Based Analysis and Tests for Time Series*. Available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/tseriesEntropy/index.html> (accessed: 15 August 2025).
15. *nlts: Nonlinear Time Series Analysis*. Available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/nlts/index.html> (accessed: 15 August 2025).
16. *nonlinearTseries: Nonlinear Time Series Analysis*. Available at: <https://cran.r-project.org/web/packages/nonlinearTseries/index.html> (accessed: 15 August 2025).
17. *All-Russian Research Institute of Hydrometeorological Information – World Data Center*. (In Russ.) Available at: <http://meteo.ru/data/> (accessed: 15 August 2025).

Information about the authors

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

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

Svetlana V. Sherstneva, Student, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; svs79@tpu.ru, <https://orcid.org/0009-0002-7327-7580>

Received: 09.09.2025

Revised: 20.11.2025

Accepted: 27.12.2025