

О. Б. Бутусов, В. В. Дикусар

НОВЫЙ МЕТОД АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ И ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОТЕНЦИАЛЬНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

О. Б. Butusov, V. V. Dikusar

A NEW METHOD FOR ANALYZING IMAGES AND TIME SERIES USING A POTENTIAL TRANSFORMATION

Аннотация. Предложен новый метод преобразования временных рядов и изображений, аналогичный методу анализа изображений с помощью дистанционных преобразований. Метод отличается тем, что для трансформации используются не расстояния между бинарными точками, а их нелинейные комбинации по формулам, которые аналогичны по структуре формулам расчета различных видов потенциальной энергии. Суть метода состоит в следующем. На первом шаге используется бинаризация исходного черно-белого изображения или временного ряда. Далее двоичные пиксели (точки бинарного изображения) рассматриваются как взаимодействующие псевдочастицы. Преобразование выполняется с помощью скользящего окна. Для каждого положения скользящего окна вычисляется псевдопотенциал, который записывается в центральную точку окна. Рассмотрены два вида псевдопотенциалов: потенциал спин-спинового взаимодействия Изинга и кулоновский потенциал. Для временных рядов расчеты проводились при разных значениях ширины скользящего окна. Соединение полученных результатов было представлено в виде двумерного изображения. Результаты данного 1D в 2D преобразования показали, что потенциальная трансформация дает более подробную информацию о скрытых паттернах по сравнению с непрерывным вейвлет-преобразованием.

Ключевые слова: временные ряды, изображения, непрерывное вейвлет-преобразование, потенциал Изинга, кулоновский потенциал, бинаризация, нормализация, очистка временных рядов от выбросов.

Abstract. A new method of time series and image transformation similar to the method of image analysis using remote transformations is proposed. The method is characterized by the fact that the transformation is not used distances between binary points, and their nonlinear combinations of formulas, which are similar in structure to the calculation formulas of different types of potential energy. The essence of the method is as follows. The first step uses binarization of the original black-and-white image or time series. Further binary pixels (binary image points) are considered as interacting pseudo-particles. The conversion is performed using a sliding window. For each position of the sliding window, a pseudopotential is calculated, which is written to the center point of the window. Two types of pseudopotentials are considered: the potential of the spin-spin Ising interaction and the Coulomb potential. For time series, calculations were performed at different values of the sliding window width. The combination of the results was presented as a two-dimensional image. The results of this 1-D to 2-D transformation showed that the potential transformation gives more detailed information about the hidden patterns compared to the continuous wavelet transform.

Keywords: time series, images, continuous wavelet transform, Ising potential, Coulomb potential, binarization, normalization, time series purification from emissions.

Введение

Одномерные числовые временные ряды (ВР) – это дискретные эквидистантные последовательности чисел. Двумерные черно-белые изображения – это двумерные паттерны чисел. Как правило, это однобайтовые целые числа. С классической точки зрения ВР обычно рассматривается как сложение некоторого регулярного сигнала и шумовой составляющей [1]. При таком подходе основная проблема заключается в выделении регулярного сигнала, т.е. в разделении регулярного полезного сигнала и шума. Для решения данной задачи используют алгоритмы сглаживания [2] и фильтры.

Также хорошие результаты могут быть получены с помощью дискретного вейвлет-преобразования (ДВР) [3–5]. ДВР разделяет ВР на несколько составляющих: аппроксимацию и детализации [3–5]. Данный подход является достаточно эффективным при условии, что шум содержит полезную информацию. Также эффективным средством анализа ВР является непрерывное вейвлет-преобразование (НВП), которое позволяет перейти от одномерного представления информации к двумерному и, таким образом, значительно расширяет горизонты ВР-анализа.

При анализе изображений важную роль имеет выделение паттернов, которые представляют собой мозаику байтовых чисел на изображении. После бинаризации изображение представляет собой множество бинарных точек (БТ). При этом паттерны образуют пространственную мозаику, для описания которой могут быть использованы расстояния между БТ. Различные методы вычисления расстояний приводят к различным вариантам дистанционного преобразования (ДП) бинарных изображений (БИ). В задачах анализа изображений ДП широко используется как эффективный инструмент изучения паттернов [6]. Существует множество различных методов и мер расстояния, которые используются в расчетах ДП. Евклидово расстояние (ЕР) является одной из наиболее часто используемых мер расстояния [7]. Недостатком алгоритмов расчета ЕР является то, что эти алгоритмы требуют вычисления квадратного корня и поэтому являются достаточно медленными. Данная проблема изучалась в задачах описания разреженных объектов в дискретной геометрии [8] с использованием ДП. Также алгоритм ДП был успешно использован в [9] для автоматического распознавания образов.

Сложность алгоритма ДП была проанализирована в работе [10], в которой были рассмотрены несколько эффективных алгоритмов: алгоритм преобразования Лежандра с линейным временем (ЛЛВ), алгоритм параболической огибающей (ПО) и алгоритм быстрого локального преобразования (БЛП). В работе [10] показано, что эти алгоритмы имеют линейную сложность и могут эффективно использоваться в расчетах ДП. В настоящее время для вычисления ДП широко используются высокоскоростные параллельные вычисления и графические процессоры [11]. Следует отметить, что ДП оказывается весьма полезным во многих практических приложениях. Например, в медицинской диагностике ДП является одним из лучших средств для обнаружения сходства между паттернами с помощью последовательной серии изображений [12]. Решение данной задачи имеет важное значение для анализа внутренних органов. Хорошие результаты по сегментации клеток крови на изображениях были получены при совместном использовании градиентных алгоритмов и ДП [13]. В градиентных алгоритмах используются черно-белые изображения. С этой целью в работе [13] ДП было использовано для преобразования бинарного изображения в черно-белое. В расчетах использовались четыре различные меры расстояния: ЕР, расстояние городских кварталов (РГК), расстояние шахматной доски (РШД) и квазиевклидово расстояние (КЕР). Было показано, что при решении задач сегментации изображений РШД приводит к наилучшим результатам.

В данной работе мы использовали ДП для расчета так называемых псевдопотенциалов. Суть метода состоит в следующем. Предположим, что предварительно нормализованный ВР был бинаризован, например, на уровне 0,5. Назовем точки, для которых $f(x_i) > 0,5$ как «белые» точки, в противном случае – как «черные» точки. Иногда «белые» точки называют точками, принадлежащими объектам, а «черные» точки называют фоновыми. На бинарном изображении «белые» точки могут рассматриваться как псевдочастицы. Эти частицы создают поле псевдопотенциала, значение которого может быть вычислено и помещено в центральный пиксель скользящего окна (СО). За один проход СО по временному ряду мы получаем одну потенциальную кривую, соответствующую выбранной ширине СО. Соединив эти кривые при различных значениях ширины СО, получаем 2D изображение. Таким образом, данная операция осуществляет 1D в 2D преобразование ВР. Это преобразование подобно НВП, но имеет отличную от НВП природу. НВП зависит только от одного параметра, в то время как потенциальное преобразование (ПП) зависит от конфигурации всех точек ВР или БИ. В данной работе рассмотрены два вида псевдопотенциалов: потенциал спин-спинового взаимодействия Изинга [14] и кулоновский потенциал. Другие виды потенциалов также могут быть использованы для ПП, например, потенциалы: Леннарда – Джонса [15, 16], Терзофа [17] или Морзе [15, 16].

Потенциальные преобразования ВР и БИ

Потенциальное преобразование ВР и БИ включает следующие шаги.

1. Предварительные преобразования.

1.1. Первым шагом предварительной обработки ВР является удаление тренда. Функцию тренда можно получить как с помощью локального, так и глобального сглаживания или аппроксимации.

В данной работе использована локальная сплайн-регрессия. Далее по формуле $v_i = a_i - f(a_i)$ рассчитывается ВР с удаленным трендом, где a_i – исходный ВР, $f(a_i)$ – тренд.

1.2. Второй шаг – удаление выбросов. Важно удалить из ВР выбросы, так как они в большинстве случаев являются аномалиями и не связаны с паттернами. Чтобы удалить выбросы, использован следующий алгоритм: а) расчет глобального среднего и глобального стандартного отклонения; б) удаление из ВР точек с величиной большей, чем два стандартных отклонения: $k = \arg(|v_i| > 2\sigma)$, $v_k = []$, где оператор $[]$ – означает «удалить», σ – стандартное отклонение; в) новый расчет глобального среднего и стандартного отклонения; г) нормализация полученного ВР по формуле $u_k = \frac{v_k + 3\sigma_1}{6\sigma_1}$, где σ_1 – новое стандартное отклонение (нормализация преобразует ВР-интервал $[-3\sigma, 3\sigma] \rightarrow [0, 1]$); д) дополнительная нормализация по следующей формуле:

$$x_k = \frac{u_k - u_{\min}}{u_{\max} - u_{\min}}.$$

2. Бинаризация.

Бинаризация – это преобразование ВР в бинарные точки

$$b_k = \begin{cases} 1, & x_k > L, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (1)$$

где L – уровень бинаризации.

Назовем точки, для которых $b_k = 1$ являются «белыми» точками, а в противоположном случае – «черными» точками.

3. Потенциальное преобразование.

Потенциальное преобразование выполняется с использованием так называемого скользящего окна. СО перемещается по точкам ВР от одной точки к другой. Потенциалы рассчитываются только для «белых» бинарных точек, расположенных внутри СО. В данной работе использованы два вида потенциала: потенциал, зависящий от расстояния между БТ (кулоновский потенциал) и независящий от расстояния потенциал спин-спинового взаимодействия Изинга [14].

3.1. Потенциал спин-спинового взаимодействия Изинга (ПИ).

В модели Изинга спин-спиновое взаимодействие рассматривается только между ближайшими спинами [14]. Предположим, что «белые» точки имеют спин $S_i = 1$, а «черные» точки имеют спин $S_i = -1$. Общий потенциал Изинга равен суммированию всех двухчастичных взаимодействий:

$$U_{\text{Ising}}(c) = \begin{cases} J \sum_{(t,q \in MW)} S_t S_q = J \sum_{(t,q \in MW)} b_t b_q, & r_{tq} \leq R, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (2)$$

где MW – область скользящего окна; c – центральная точка скользящего окна; t, q – координаты «белых» точек внутри движущегося окна; r_{tq} – расстояние между точками t и q ; R – предельное расстояние для взаимодействия Изинга; J – параметр модели (в расчетах принято: $J = 1$).

Для каждого положения СО общий потенциал спин-спинового взаимодействия между частицами присваивается центральной точке СО. Данное преобразование ВР было названо преобразованием Изинга (ПИ).

В случае когда предельное расстояние для взаимодействия Изинга равно размеру СО, ПИ может быть рассчитан по следующей упрощенной формуле $U_{\text{Ising}}(c) = \frac{1}{2} n_{tq} (n_{tq} - 1)$, где n_{tq} – количество «белых» точек внутри СО.

3.2. Кулоновский потенциал.

Алгоритм вычисляет суммарный кулоновский потенциал взаимодействия между «белыми» БТ, $U(p) = \sum_{i < j} V(r_{ij}) = \sum_{i < j} \frac{1}{r_{ij}}$, где r_{ij} – расстояние между двумя БТ. Суммарное взаимодействие между «белыми» БТ вычисляется следующим образом:

$$U(c) = \sum_{i,j \in G} \frac{1}{|i-j|}, \quad (3)$$

где $G = \{i \neq j \neq c; i, j, c \in MW\}$, MW – область скользящего окна, c – центральная точка СО.

Для потенциального преобразования могут использоваться и другие виды потенциалов, например, потенциал Леннарда – Джонса [15,16]:

$$u(r_{ij}) = \begin{cases} 4\epsilon \left(\left(\frac{\sigma}{r_{ij}} \right)^{12} - \left(\frac{\sigma}{r_{ij}} \right)^6 \right), & r_{ij} < r_c, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$

где r_{ij} – расстояние между БТ, ϵ , σ – параметры потенциала, r_c – предельное расстояние для потенциала Леннарда – Джонса. Параметр ϵ определяет силу взаимодействия, а σ – масштаб длины. На коротком расстоянии между БТ взаимодействие отталкивает частицы. При увеличении расстояния БТ начинают притягиваться друг к другу. На некотором предельном расстоянии r_c взаимодействие прекращается.

Полагая $\epsilon = 1$, $\sigma = r_c = w$ и обозначив d как половину ширины СО, получаем следующее расчетное уравнение для потенциала Леннарда – Джонса:

$$U(c) = 4 \sum_{r_{ij} < w} \left(\left(\frac{w}{|i-j|} \right)^{12} - \left(\frac{w}{|i-j|} \right)^6 \right), \quad (5)$$

где w – ширина СО.

Используя различные псевдопотенциалы взаимодействия БТ, например, потенциал Морза или потенциал Терзофа [15–17], можно получить другие паттерны.

Для каждого размера СО вектор, полученный в результате движения СО по ВР, получил название потенциальная кривая или потенциальный вектор (ПВ). С помощью ПВ были рассчитаны следующие нормированные статистические показатели, характеризующие пространственную структуру ВР [18–19].

Нормализованное среднее арифметическое

$$\bar{p} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i}{\max_i (|p_i|)}, \quad (6)$$

где p – потенциальный вектор, n – количество точек ВР.

Нормализованное стандартное отклонение

$$\sigma = \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2}{\max_i ((p_i - \bar{p})^2)}. \quad (7)$$

Нормализованный коэффициент асимметрии

$$Sk = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^3}{\max_i (|p_i - \bar{p}|)^3}. \quad (8)$$

Нормализованный коэффициент эксцесса

$$Ku = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^4}{\max_i ((p_i - \bar{p})^4)}. \quad (9)$$

Полученные результаты

В качестве примера расчета ПП рассмотрим ВР ежедневных котировок (USD) стоимости платины на Лондонской бирже металлов «London Metal Exchange» (LME). Ежедневные котировки получены с веб-сайта <https://www.quandl.com/data/LME> для периода с 2 апреля 1990 г. по 27 апреля 2018 г. На рис. 1 представлен исходный ВР и его сплайн-аппроксимация. На рис. 1 вблизи 4500 дня наблюдается несколько выбросов.

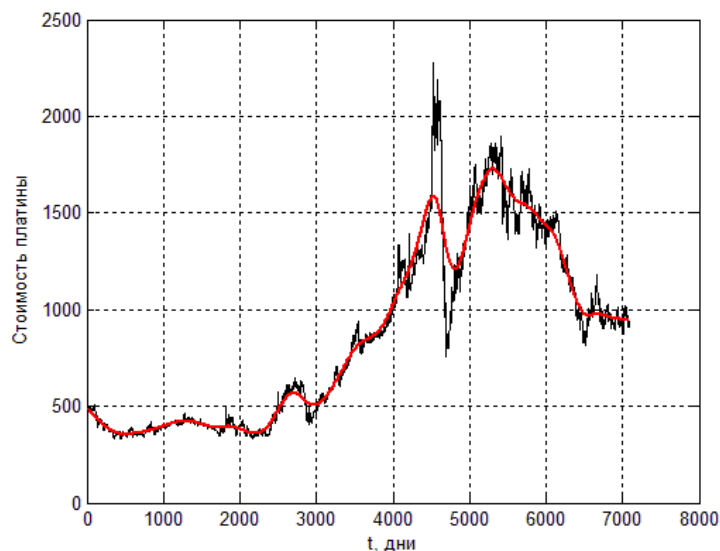


Рис. 1. Исходный ВР ежедневных котировок (USD) стоимости платины на Лондонской бирже металлов со 2 апреля 1990 г. по 27 апреля 2018 г. — черная линия и сплайн-аппроксимация ВР — красная

На рис. 2 представлен исходный ВР, из которого удален тренд. На рис. 2 также наблюдаются выбросы. Нормализация и очистка ВР от выбросов выполнена с помощью методики, описанной в разделе 1.2. Полученный в результате временной ряд и его гистограмма представлены на рис. 3.

Рассмотрим результаты потенциального преобразования, выполненные над нормализованным и очищенным вариантом ВР. ПП рассчитывалось с помощью скользящих окон, полуширина которых, выраженная в количестве точек ВР, изменялась с шагом пять в интервале от 5 до 200. На каждом шаге цикла по полуширине СО вычислялась кривая ПП. Например, одна из кривых ПП для потенциала Изинга и одна из кривых для кулоновского потенциала показаны на рис. 4.

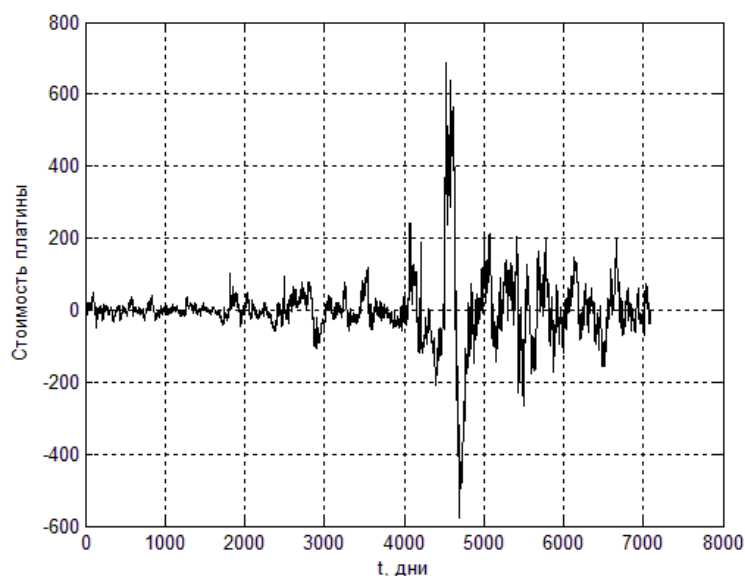


Рис. 2. Исходный ВР с удаленным трендом

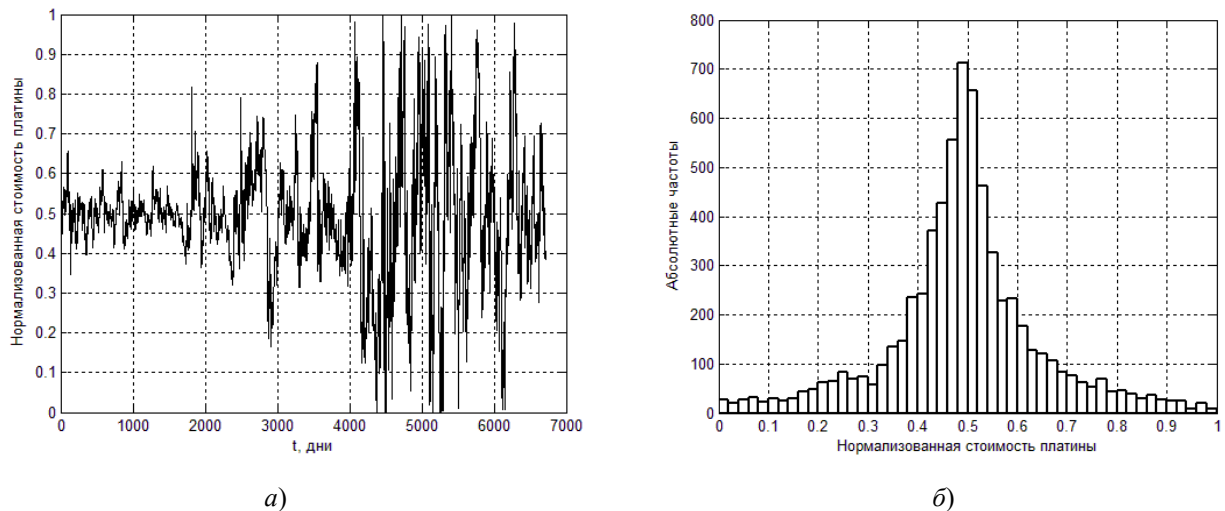


Рис. 3. Нормализованный и очищенный от выбросов ВР:
а – ВР; б – гистограмма ВР

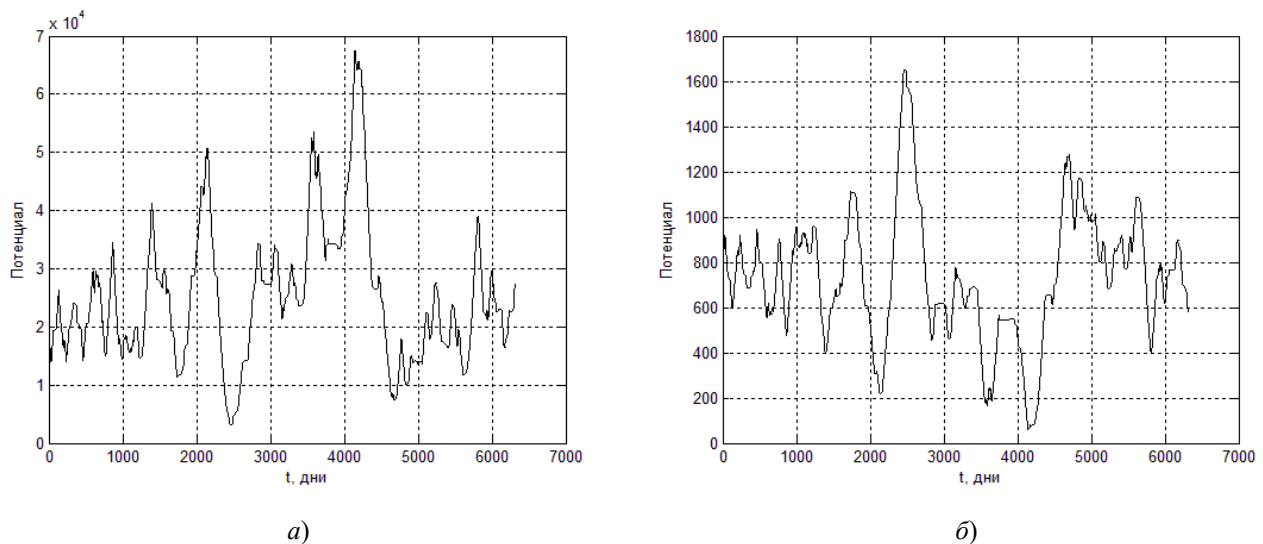


Рис. 4. Кривые ПП для размера СО $d = 200$:
а – потенциал Изинга; б – кулоновский потенциал

Как следует из рис. 4, кривые для рассмотренных потенциалов имеют похожие элементы структуры. При этом величина потенциалов существенно различается, так как для расчета потенциалов использовались различные формулы. Наличие общих структурных элементов указывает на возможность использования этих элементов для описания структурных особенностей ВР.

В результате соединения потенциальных кривых как отдельных строк получаются двумерные изображения, которые аналогичны двумерным разверткам непрерывного вейвлет-преобразования. В НВП в качестве параметра развертки используется размер вейвлета, в ПП – полуширина СО. На рис. 5 представлена 1D $\rightarrow$ 2D развертка рассмотренного ВР, полученная с помощью ПП Изинга. Для сравнения на рис. 6 представлена 2D развертка, полученная с помощью НВП (вейвлет Добеши).

Из сравнения рис. 5 и 6 следует, что структурные особенности ВР проявлены на рис. 5 более отчетливо. Наиболее характерные особенности приходятся на следующие дни: 1500, 2100, 3600 и 4100. Для НВП наиболее характерные особенности приходятся на дни: 4100, 4500, 4800 и 5200. Результаты НВП хорошо подтверждаются поведением ВР в районе указанных дней. На рис. 3,а хорошо видно, что ВР в районе этих дней изобилует скачками большой амплитуды. Однако и вблизи особенностей, обнаруженных на развертке ПП также наблюдаются скачки, но меньшей амплитуды. Данный результат указывает на то, что потенциальное преобразование можно рассматривать как эффективный дополнительный к НВП инструмент для анализа ВР. Таким образом,

рассмотренный метод ПП может быть предложен для дополнительного поиска особенностей ВР, не обнаруженных с помощью НВП.

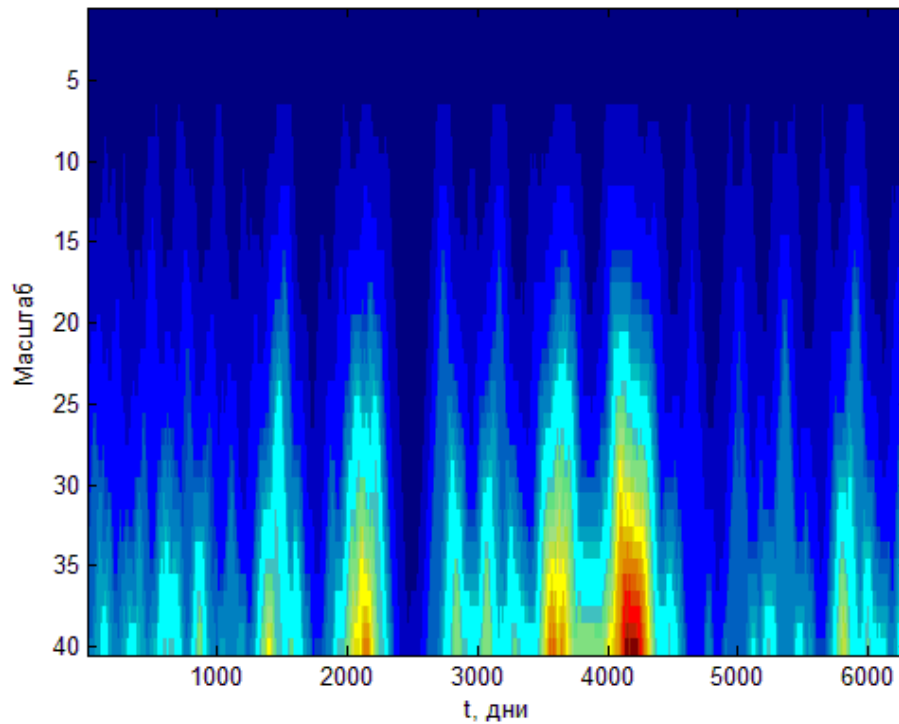


Рис. 5. Потенциальное преобразование ВР с помощью ПП Изинга

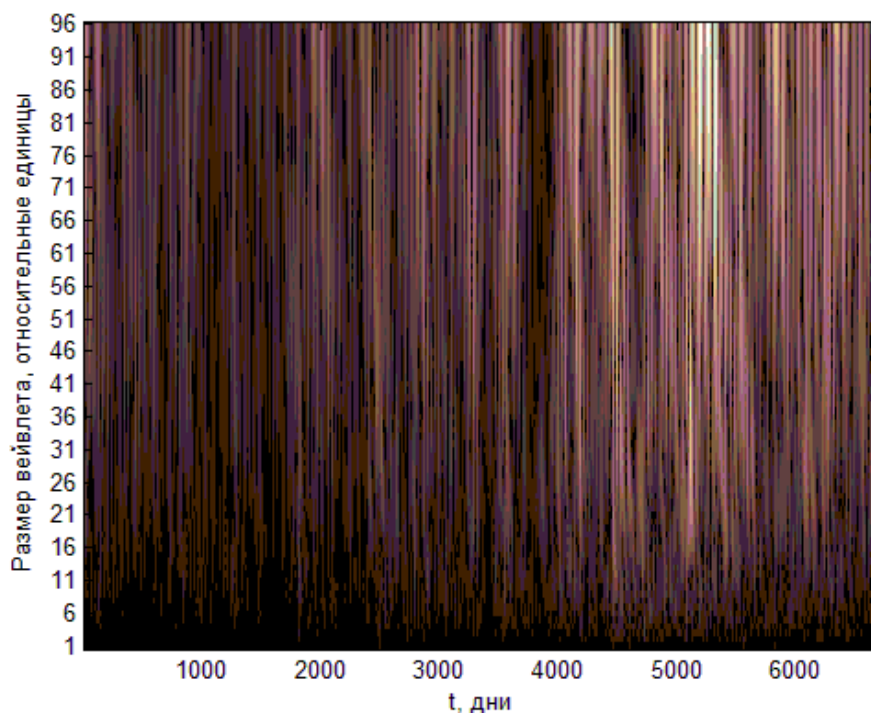


Рис. 6. Непрерывное вейвлет-преобразование ВР (вейвлет Добеши)

Заключение

Предложен новый метод анализа временных рядов. Метод использует различные виды потенциального преобразования. Суть потенциального преобразования состоит в выполнении следующих шагов. Шаг 1 – бинаризация временных рядов. В результате точки делятся на два класса. Точки

каждого класса рассматривались как взаимодействующие псевдочастицы. Шаг 2 – вычисляются псевдопотенциалы псевдовзаимодействий между точками одного или различных классов. В данной работе псевдопотенциалы были рассчитаны по формулам взаимодействий двух видов: спин-спинового взаимодействия Изинга и кулоновского взаимодействия. Потенциальное преобразование вычислялось с помощью скользящего окна. Для каждого положения скользящего окна вычисленное значение потенциала записывалось в центральную точку окна. В результате вычислялась кривая ПП. Полученные при разных значениях полуширины окна кривые соединялись вместе, в результате чего создавалось изображение. Это изображение представляет собой один из вариантов 2D развертки, аналогичной 2D развертке, создаваемой с помощью НВП.

Результаты проведенного исследования показывают:

1. Потенциальное преобразование является 2D преобразованием, которое наглядно представляет структурные особенности ВР в виде двухмерных изображений.

2. ПП и НВП хорошо дополняют друг друга и проявляют как общие особые точки ВР, так и индивидуальные.

3. ПП можно рекомендовать в качестве дополнительного инструмента анализа ВР.

Библиографический список

1. *Shumway, R. H.* Time Series Analysis and Its Applications with R Examples / R. H. Shumway, D. S. Stoffer. – New York : Springer Science Business Media, LLC, 2006. – 202 p.
2. *Pollock, D. S. G.* A Handbook of Time-Series Analysis, Signal Processing and Dynamics / D. S. G. Pollock. – New York : Academic press, 1999. – 808 p.
3. *Addison, P. S.* The Illustrated Wavelet Transform Handbook. Introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance / P. S. Addison. – London : Institute of physics publishing, 2002. – 368 p.
4. *Daubechies, I.* Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF conference series in applied mathematics / I. Daubechies. – London : SIAM Ed, 1992. – 380 p.
5. *Mallat, S.* A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE / S. Mallat // Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1989. – Vol. 11, № 7. – P. 674–693.
6. *Borgefors, G.* Distance transform in digital image / G. Borgefors // Computer Vision, Graphics and Image Processing. – 1986. – Vol. 34. – P. 344–371.
7. *Danielsson, P. E.* Euclidean distance mapping / P. E. Danielsson // Computer Graphics and Image Processing. – 1980. – Vol. 14. – P. 227–248.
8. *Strand, R.* Sparse object representations by digital distance functions / R. Strand // Discrete Geometry for Computer Imagery, 6607 in Lecture Notes in Computer Science. – Berlin ; Heidelberg : Springer, 2011. – P. 211–222.
9. *Ghafoor, A.* Image matching using distance transform / A. Ghafoor, R. N. Iqbal, S. Khan // Image Analysis : proceedings of 13th Scandinavian Conference, SCIA Halmstad (Sweden, June 29 – July 2, 2003). – Berlin ; Heidelberg : Springer-Verlag, 2003. – P. 654–660.
10. *Lucet, Y.* New sequential exact Euclidean distance transform algorithms based on convex analysis / Y. Lucet // Image and Vision Computing. – 2009. – Vol. 27. – P. 37–44.
11. *Cuntz, N.* Fast hierarchical 3D distance transforms on the GPU / N. Cuntz, A. Kolb // Eurographics. – 2007. – P. 93–96.
12. *Selvi, E.* Performance analysis of distance transform based inter-slice similarity information on segmentation of medical image series / E. Selvi, M. Özdemir, M. Alper Selver // Mathematical and Computational Applications. – 2013. – Vol. 18, № 3. – P. 511–520.
13. *Nooka Raju, C. H.* Studies on watershed segmentation for blood cell images using different distance transforms / C. H. Nooka Raju, G. S. N. Raju, V. K. Varma Gottumukkala // IOSR Journal of VLSI and Signal Processing (IOSR-JVSP). – 2016. – Vol. 6, № 2. – P. 79–85.
14. *Binder, K.* Monte Carlo Simulation in Statistical Physics / K. Binder, D. Heermann. – 5th ed. – Berlin : Springer, 2010. – 180 p.
15. *Molecular Dynamics – Theoretical Developments and Applications in Nanotechnology and Energy* / ed. by Lichang Wang. – Croatia : InTech, 2012. – 436 p. – URL: www.intechopen.com
16. *Rapaport, D. C.* The art of molecular dynamics simulation / D. C. Rapaport. – Cambridge ; New York : Cambridge University Press, 2004. – 564 p.
17. *Tersoff, J.* Modeling solid-state chemistry: Interatomic potentials for multicomponent systems / J. Tersoff // Physical Review B. – 1989. – Vol. 39. – P. 5566–5568.
18. *Models of Printed Circuit Boards Conductive Pattern Defects* / E. Danilova, I. Kochegarov, N. Yurkov, M. Miheev, N. Kante // Applied computer systems. – Vol. 23, № 2. – P. 128–134. – DOI 10.2478/acss-2018-0016.
19. *Discrete Models in Research of Wave Processes in Rod Structures of Radio-Electronic Means* / A. Lysenko, N. Yurkov, V. Trusov, T. Zhashkova, J. Lavendels // Applied computer systems. – Vol. 23, № 2. – P. 135–140. – DOI 10.2478/acss-2018-0017.

References

1. Shumway R. H., Stoffer D. S. *Time Series Analysis and Its Applications with R Examples*. New York: Springer Science Business Media, LLC, 2006, 202 p.
2. Pollock D. S. G. *A Handbook of Time-Series Analysis, Signal Processing and Dynamics*. New York: Academic press, 1999, 808 p.
3. Addison P. S. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook. Introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance*. London: Institute of physics publishing, 2002, 368 p.
4. Daubechies I. *Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF conference series in applied mathematics*. London: SIAM Ed, 1992, 380 p.
5. Mallat S. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1989, vol. 11, no. 7, pp. 674–693.
6. Borgefors G. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*. 1986, vol. 34, pp. 344–371.
7. Danielsson P. E. *Computer Graphics and Image Processing*. 1980, vol. 14, pp. 227–248.
8. Strand R. *Discrete Geometry for Computer Imagery, 6607 in Lecture Notes in Computer Science*. Berlin; Heidelberg: Springer, 2011, pp. 211–222.
9. Ghafoor A., Iqbal R. N., Khan S. *Image Analysis: proceedings of 13th Scandinavian Conference, SCIA Halmstad (Sweden, June 29 – July 2, 2003)*. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 2003, pp. 654–660.
10. Lucet Y. *Image and Vision Computing*. 2009, vol. 27, pp. 37–44.
11. Cuntz N., Kolb A. *Eurographics*. 2007, pp. 93–96.
12. Selvi E., Özdemir M., Alper Selver M. *Mathematical and Computational Applications*. 2013, vol. 18, no. 3, pp. 511–520.
13. Nooka Raju C. H., Varma Gottumukkala V. K. *IOSR Journal of VLSI and Signal Processing (IOSR-JVSP)*. 2016, vol. 6, no. 2, pp. 79–85.
14. Binder K., Heermann D. *Monte Carlo Simulation in Statistical Physics*. 5th ed. Berlin: Springer, 2010, 180 p.
15. *Molecular Dynamics – Theoretical Developments and Applications in Nanotechnology and Energy*. Ed. by Lichang Wang. Croatia: InTech, 2012, 436 p. Available at: www.intechopen.com
16. Rapaport D. C. *The art of molecular dynamics simulation*. Cambridge; New York: Cambridge University Press, 2004, 564 p.
17. Tersoff J. *Physical Review B*. 1989, vol. 39, pp. 5566–5568.
18. Danilova E., Kochegarov I., Yurkov N., Miheev M., Kante N. *Applied computer systems*. Vol. 23, no. 2, pp. 128–134, DOI 10.2478/acss-2018-0016.
19. Lysenko A., Yurkov N., Trusov V., Zhashkova T., Lavendels J. *Applied computer systems*. Vol. 23, no. 2, pp. 135–140. DOI 10.2478/acss-2018-0017.

Бутусов Олег Борисович

доктор физико-математических наук, профессор,
кафедра математики,
Московский политехнический университет
(107023, Россия, г. Москва, ул. Б. Семеновская, 38)
E-mail: butusov-1@mail.ru

Дикусар Василий Васильевич

доктор физико-математических наук, профессор,
главный научный сотрудник отдела безопасности
и нелинейного анализа,
Федеральный исследовательский центр
«Информатика и Управление»
Российской академии наук
(Вычислительный центр
им. А. А. Дородницына РАН)
(119333, Россия, г. Москва, ул. Вавилова, 40);
профессор, кафедра высшей математики,
Московский физико-технический институт
(государственный университет)
(141701, Россия, Московская область,
г. Долгопрудный, Институтский пер., 9)
E-mail: dikussar@yandex.ru

Butusov Oleg Borisovich

doctor of physical and mathematical sciences, professor,
sub-department of mathematics,
Moscow Polytechnic University
(107023, 38 B. Semenovskaya street, Moscow, Russia)

Dikussar Vasily Vasilevich

doctor of physical and mathematical sciences, professor,
chief researcher of the Department of security
and non-linear analysis,
Federal Research Center for computer science
and management of the Russian Academy of Sciences
(Computing Center, A. A. Dorodnicyn RAS)
(119333, 40 Vavilov street, Moscow, Russia);
professor, sub-department of higher mathematics,
Moscow Institute of Physics and Technology
(State University)
(141701, 9 Institutsky lane, Dolgoprudny,
Moscow region, Russia)

УДК 004 67

Бутусов, О. Б.

Новый метод анализа изображений и временных рядов с использованием потенциального преобразования / О. Б. Бутусов, В. В. Дикусар // Надежность и качество сложных систем. – 2019. – № 1 (25). – С. 11–20. – DOI 10.21685/2307-4205-2019-1-2.