

ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ НАУКИ

Научная статья

УДК 616.61:519.24:004.032.26

doi: 10.34822/1999-7604-2022-1-72-82

РАЗЛИЧЕНИЕ ХАОТИЧЕСКИХ И РЕГУЛЯРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЯ АРТЕРИОВЕНОЗНОЙ ФИСТУЛЫ

Василий Александрович Громов¹, Константин Витальевич Мазайшвили²,

Павел Владимирович Заикин³, Евгений Николаевич Николаев⁴,

Юрий Николаевич Бесчастнов⁵, Екатерина Игоревна Зворыкина⁶✉,

Андрей Андреевич Паринов⁷, Алексей Андреевич Незнанов⁸

^{1, 5, 6, 7, 8}Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Россия

^{2, 3, 4}Сургутский государственный университет, Сургут, Россия

¹vgromov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5891-6597>

²nmspl322@gmail.ru, <http://orcid.org/0000-0002-6761-2381>

³zaikin_pv@surgu.ru

⁴jeka.nikolaev@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2306-6216>

⁵y.beschastnov@mail.ru

⁶y.zvorykina@gmail.com ✉

⁷aparinov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0125-3811>

⁸aneznanov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9106-2298>

Аннотация. Предложен метод автоматической классификации рядов, отвечающих нормально и патологически функционирующей артериовенозной фистуле у пациентов на гемодиализе. Метод основывается на гипотезе о том, что нормально функционирующей фистуле соответствует течение крови, близкое к ламинарному, а патологически функционирующей – к турбулентному, и аналогии этой гипотезы математической задаче различения регулярных и хаотических временных рядов. Для решения задачи использовали два метода: первый предполагает отыскание позиции ряда на плоскости «энтропия – сложность» с последующим ее сравнением с выявленными кластерами значений множества временных рядов, второй (предложенный авторами) – построение объектно-атрибутивного графа в рамках концепции анализа формальных понятий. Установлена эффективность обоих методов в определении состояния фистулы и оптимальность второго метода для определения тромбированных фистул.

Ключевые слова: хаотичные временные ряды, кластеризация, медицинская диагностика, энтропия, сложность

Благодарности: исследование выполнено с использованием суперкомпьютерного комплекса НИУ ВШЭ*.

Финансирование: исследование выполнено при финансовой поддержке НИУ ВШЭ в рамках создания зеркальной лаборатории на базе факультета компьютерных наук.

Для цитирования: Громов В. А., Мазайшвили К. В., Заикин П. В., Николаев Е. Н., Бесчастнов Ю. Н., Зворыкина Е. И., Паринов А. А., Незнанов А. А. Различение хаотических и регулярных временных рядов для идентификации состояния артериовенозной фистулы // Вестник кибернетики. 2022. № 1 (45). С. 72–82. DOI 10.34822/1999-7604-2022-1-72-82.

* Kostenetskiy P. S., Chulkevich R. A., Kozyrev V. I. HPC Resources of the Higher School of Economics // Journal of Physics: Conference Series. 2021. Vol. 1740, No. 1. P. 012050. DOI 10.1088/1742-6596/1740/1/012050.

Original article

DIFFERENTIATING CHAOTIC AND REGULAR TIME SERIES FOR IDENTIFICATION OF ARTERIOVENOUS FISTULA STATE

Vasilii A. Gromov¹, Konstantin V. Mazayshvili²,
Pavel V. Zaikin³, Evgeniy N. Nikolaev⁴,
Yuri N. Beschastnov⁵, Ekaterina I. Zvorykina⁶✉,
Andrey A. Parinov⁷, Aleksey A. Neznanov⁸

^{1, 5, 6, 7, 8}National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

^{2, 3, 4}Surgut State University, Surgut, Russia

¹vgromov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5891-6597>

²nmspl322@gmail.ru, <http://orcid.org/0000-0002-6761-2381>

³zaikin_pv@surgu.ru

⁴jeka.nikolaev@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2306-6216>

⁵y.beschastnov@mail.ru

⁶y.zvorykina@gmail.com ✉

⁷aparinov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0125-3811>

⁸aneznanov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9106-2298>

Abstract. The article proposes a method for the automatic classification of time series responding to normally and pathologically functioning arteriovenous fistula in patients during hemodialysis. The method is based on the hypothesis that a normally functioning fistula blood flow is laminar, and a pathologically functioning one is turbulent, as well as on its analogy to the mathematical problem on differentiation of regular and chaotic time series. Two methods were applied to solve the problem. The first method involved finding the series position in the entropy-complexity plane. Following that, the specified position was compared with the identified clusters of values of a time series set. Proposed by the authors, the second method involved constructing an object-attribute graph within the framework of the theory of formal concepts analysis. Both methods proved to be effective in determining the fistula state, with the second method being more efficient for detecting thrombosed fistulas.

Keywords: chaotic time series, clustering, medical diagnostics, entropy, complexity

Acknowledgments: the research was carried out using the HSE University Supercomputer complex*.

Funding: the research was funded by the National Research University Higher School of Economics in the framework of establishing a Mirror Laboratory on the basis of the Computer Science Department.

For citation: Gromov V. A., Mazayshvili K. V., Zaikin P. V., Nikolaev E. N., Beschastnov Yu. N., Zvorykina E. I., Parinov A. A., Neznanov A. A. Differentiating Chaotic and Regular Time Series for Identification of Arteriovenous Fistula State // *Proceedings in Cybernetics*. 2022. No. 1 (45). P. 72–82. DOI 10.34822/1999-7604-2022-1-72-82.

ВВЕДЕНИЕ

Распространенность хронической болезни почек (ХБП) ежегодно растет и уже сопоставима с распространенностью таких социально значимых заболеваний, как гипертоническая болезнь, сахарный диабет, ожирение и метаболический синдром [1–2]. Стандартным решением для гемодиализных пациентов является создание постоянного сосудистого доступа в виде артериовенозной фистулы. Однако ее использование ограничи-

вается частыми тромбозами, что влечет за собой риски для жизни пациента.

В настоящее время распространенность терминальной стадии хронической почечной недостаточности возрастает во всем мире и достигает 0,1 % [2–3]. Пандемия SARS-CoV-2 оказала значимое влияние на статистику: острое повреждение почек является одним из наиболее частых внелегочных проявлений новой коронавирусной инфекции (COVID-19) и сопровождается значительным ухудшением

* Kostenetskiy P. S., Chulkevich R. A., Kozyrev V. I. HPC Resources of the Higher School of Economics // *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 1740, No. 1. P. 012050. DOI 10.1088/1742-6596/1740/1/012050.

прогноза болезни и ее исходов [1]. В большинстве случаев [4] единственной возможностью спасти жизнь пациента является работа с артериовенозной фистулой в рамках процедур гемодиализа. Многочисленные работы показывают преимущества нативной артериовенозной фистулы (АВФ) перед другими вариантами [5–6]. Своевременная идентификация неправильной работы фистулы осложняется при самонаблюдении пациента, что обуславливает возрастающий интерес к автоматическим средствам идентификации некорректной работы фистулы. В задачах данного класса наиболее эффективным источником информации являются ряды звуков (bruit series) фистулы [7]. С математической точки зрения указанная задача представляет собой решение обратной задачи с помощью той или иной так называемой интеллектуальной системы [8–10]. При этом в качестве прямой задачи выступает сложная система, описывающая динамику течения крови в организме человека.

В работе предлагается методология автоматического различения рядов, отвечающих нормально и патологически функционирующей фистуле. В качестве базовой гипотезы рассматривается течение крови в нормально функционирующей фистуле как близкое к ламинарному, а в патологически функционирующей – турбулентному [11–13]. Последнее обстоятельство объясняется стенозом и тромбозом такого сосуда [14]. С математической точки зрения мы получаем задачу различения регулярных и хаотических временных рядов. Технически реализация методологии предельно проста, поскольку требует лишь записи звуков фистулы на мобильный телефон с автоматической обработкой их соответствующим приложением.

Для решения указанной задачи рассмотрены два метода отличия хаотических рядов от регулярных. Первый предполагает вычисление позиции ряда на плоскости «энтропия – сложность» и его сравнение с выявленными кластерами значений множества временных рядов. Предлагаемый авторами метод предполагает построение объектно-атрибутного графа [15] в рамках концепции анализа фор-

мальных понятий [16] по рассматриваемому временному ряду и сравнение характеристик указанного графа с аналогичными характеристиками для графов, гарантированно связанных с временными рядами указанных типов.

МАТЕРАЛЫ И МЕТОДЫ

Постановка задачи. Специалисты, ведущие гемодиализных больных, отмечали, что в рамках рассматриваемой предметной области необходима категоризация шумов, получаемых с фистулы.

Таким образом, в рамках работы рассматривается задача кластеризации временных рядов $T_i = (x_0, x_1, \dots, x_N)$ на непересекающиеся кластеры C_j : $C_j \cap C_k = \emptyset, j \neq k$. Число кластеров при этом не предполагается заранее заданным. Другой задачей является классификация, т. е. отнесение данного ряда к одной из трех вышеуказанных категорий, при этом такая процедура основывается на результатах проведенной кластеризации.

Методы получения и описания исследуемой выборки. Во время диализного лечения пациентам устанавливается АВФ, состояние которой оценивается по постоянно издаваемому шуму. Изменения шума в фистуле может указывать на тромбирование фистулы и развитие стеноза. Авторами было разработано приложение для мобильного телефона [17], позволяющее записывать звуки фистулы через внешний микрофон, а также аккумулируемая база данных записей [18]. На момент публикации статьи описываемая база данных содержала 653 записи (44 пациента в разные моменты времени), из которых 34 относились к работающим фистулам, 5 – к тромбированным, еще в 5 случаях врачи не смогли указать точный диагноз. Следует подчеркнуть, что при проведении анализа использован последний участок аудиозаписи шума фистулы длиной 10 секунд, и эта запись рассматривалась как временной ряд.

Методы анализа временных рядов. Вычисление позиции на плоскости «энтропия – сложность». В работе О. А. Rosso et al. [19] предложен метод, позволяющий отличить хаотический ряд, с одной стороны, от ряда, порожденного простой детерминированной

системой, а с другой – от чисто случайных рядов. Подход предполагает вычисление для данного временного ряда $T_i = \{x_i\}$ двух характеристик (энтропии и сложности), положение которых на соответствующей плоскости относительно верхней и нижней теоретической границы определяет тип ряда.

Алгоритм основывается на построении вероятностного распределения по данному ряду. Для построения указанного распределения используется концепция порядковых паттернов (ordinal patterns) [20].

Для построенного распределения вычисляем две характеристики: энтропию и сложность. Первая представляет собой стандартную энтропию Шеннона, нормированную на максимальное значение:

$$S(P) = - \sum_{i=1}^N P_i \cdot \ln P_i,$$

$$H(P) = \frac{S(P)}{S_{max}},$$

где P – дискретное распределение вероятностей $P = \{P_i, i = 1, \dots, N\}$, N – число степеней свободы.

В дальнейшем будем считать, что единственным ограничивающим условием для P , представляющим состояние нашей системы, является $\sum_{i=1}^N P_i = 1$.

В случае, когда $S(P) = S_{min} = 0$, можно с уверенностью предсказать, какие возможные исходы i с вероятностью P_i действительно состоятся. Таким образом, знание о распределении вероятностей в этом случае максимально, а знание о нормальном распределении вероятностей P_e , напротив, минимально в случае, когда

$$S_{max} = \ln N = S(P_e),$$

где P_e – равномерное распределение, N – число степеней свободы.

Метод «энтропия – сложность» представляет собой произведение между количеством информации, хранящимся в системе, и ее неравновесностью $H(P)$ и вычисляется следующим образом:

$$C(P) = Q(P, P_e) \cdot H(P).$$

Здесь Q – это дивергенция Дженсона – Шеннона между рассматриваемым распределением P и равномерным распределением P_e , которая вычисляется следующим образом:

$$Q(P, P_e) = Q_0 \cdot \left(S\left(\frac{P+P_e}{2}\right) - S\left(\frac{P}{2}\right) - S\left(\frac{P_e}{2}\right) \right),$$

где Q_0 – константа нормализации, равная обратно максимально возможному значению $Q(P, P_e)$, вычисляемая по формуле:

$$Q_0 = -2 \left\{ \left(\frac{N+1}{N} \right) \ln(N+1) - 2 \ln(2N) + \ln N \right\}^{-1}.$$

Подчеркнем тот факт, что определенная выше статистическая сложность равна произведению двух нормализованных энтропий (энтропии Шеннона и дивергенции Дженсона – Шеннона), но это нетривиальная функция энтропии, поскольку она зависит от двух различных распределений вероятностей, т. е. от одного, соответствующего состоянию системы P и равномерному распределению P_e . В случае рассматриваемых в этой работе рядов сложность всегда положительная $C > 0$. Следует отметить, что значение сложности меняется в зависимости от характера описания наблюдений и размера используемых рядов. В зависимости от размера ряда для каждого наблюдения появляется новый набор доступных состояний со своим соответствующим распределением вероятностей.

Описанная выше процедура ставит в соответствие каждому ряду точку на плоскости «энтропия – сложность», при этом положение данной точки относительно верхней и нижней теоретической границы указывает на тип наблюдаемого ряда [19].

Алгоритм кластеризации Уишарта. Для решения рассматриваемой задачи необходимо осуществить кластеризацию указанного множества. При этом базовым требованием к выбору алгоритма кластеризации является отсутствие априорной информации о числе кластеров [21].

Таким образом, в данной работе использовался метод кластеризации, предложенный Уишартом [22, 23], в модификации Лапко и Ченцова [24] к кластерным векторам. Некоторые трудности, связанные с приме-

нием алгоритма к временным рядам, обсуждаются в [25].

Построение графа «атрибут – объект» и его анализ. В рамках анализа формальных понятий [15] был предложен другой подход к различению регулярных рядов от хаотических. Здесь предполагается построение графа «атрибут – объект» [16]. В методе предполагается построение выборки по нормали-

зованному временному ряду, бинаризация атрибутов, характеризующих элементы выборки, построение графа «атрибут – объект» [15], анализ характеристик указанного графа с целью различения графов, соответствующих регулярным и хаотическим временным рядам. Пример характерного графа «атрибут – объект» представлен на рис. 1.

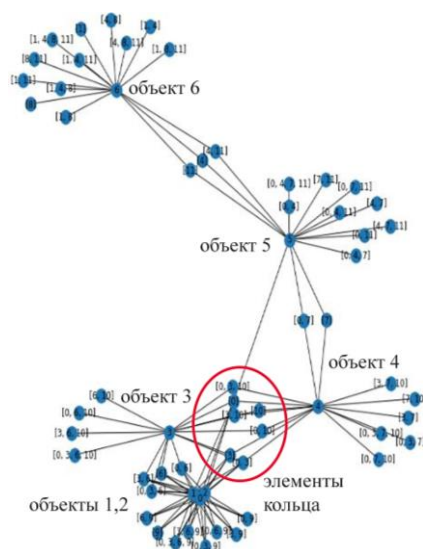


Рис. 1. Кластеризация графа концептов и объектов

Примечание: составлено авторами.

Для построения кластеров воспользуемся алгоритмом асинхронного распространения меток, описанным ранее [15]. На рис. 2 пред-

ставлен результат применения данного алгоритма к графу на рис. 1.

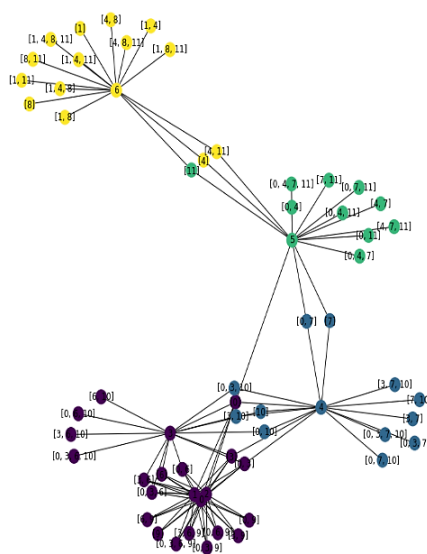


Рис. 2. Кластеризация графа концептов и объектов

Примечание: составлено авторами.

Для проверки степени структурной сложности графа были сформулированы следующие статистики:

- число кластеров в отношении к общему числу элементов;
- доля внекластерного шума.

Ранее было установлено, что эффективными границами между регулярными и хаотическими рядами являются величины 10 % как для первой, так и для второй статистики.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

На рис. 3 представлена типичная 25-секундная последовательность для пациента с нормально работающей фистулой, на рис. 4 – для пациента с дисфункцией фистулы. Для сравнения на рис. 5 представлен отрезок ряда Лоренца – типичного хаотического ряда.

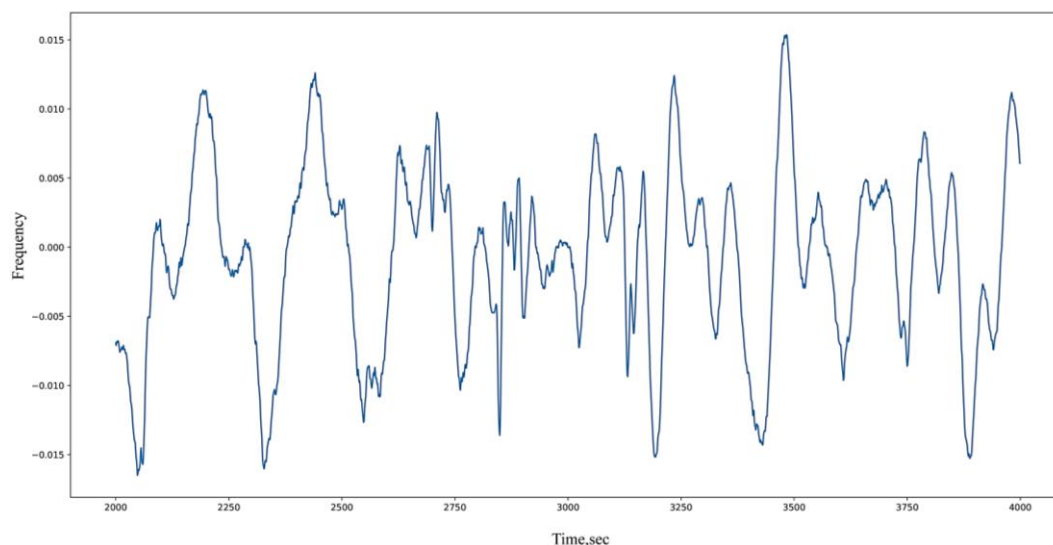


Рис. 3. Последовательность, соответствующая 25-секундной записи с нормально работающей фистулой
Примечание: составлено авторами.

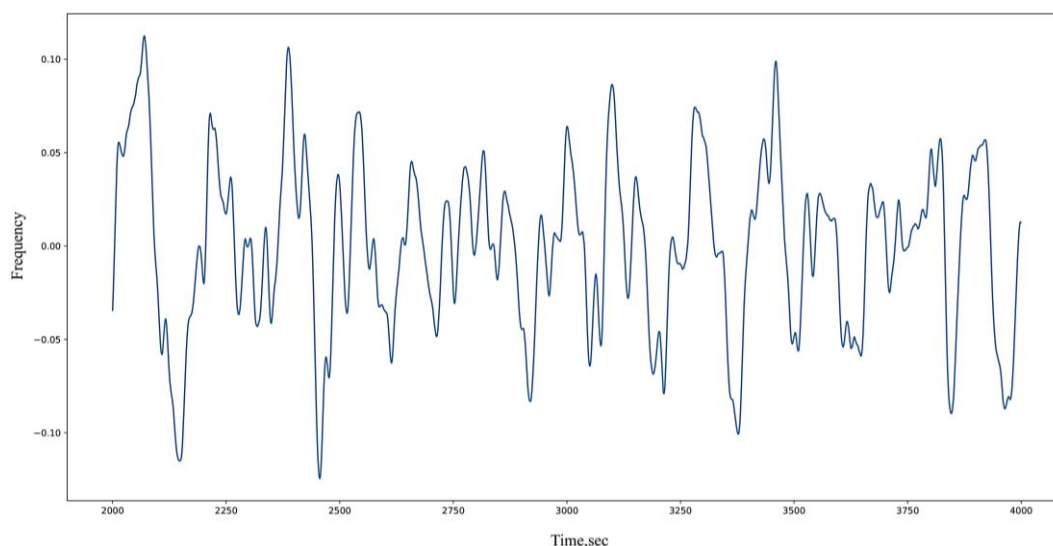


Рис. 4. Последовательность, соответствующая 25-секундной записи с дисфункцией фистулы
Примечание: составлено авторами.

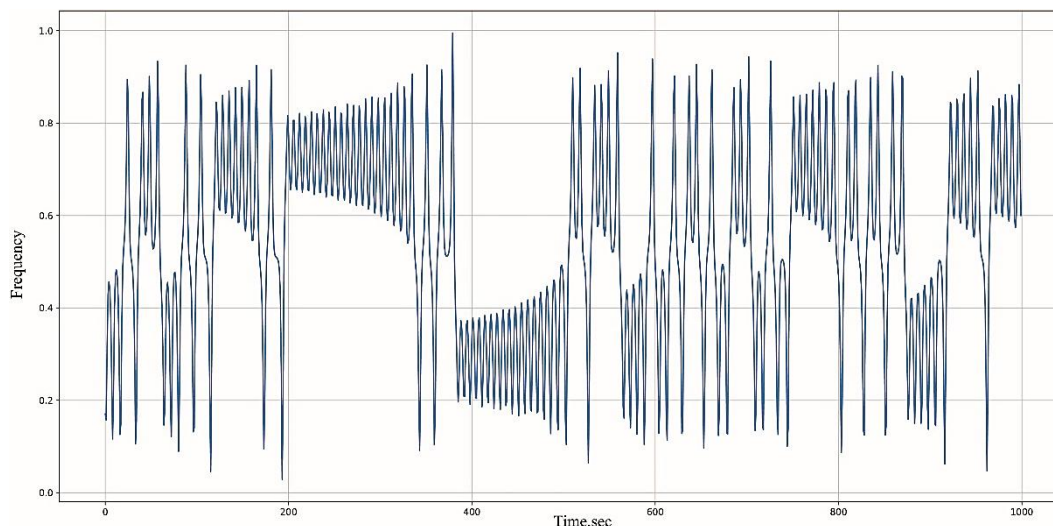


Рис. 5. Последовательность, соответствующая ряду Лоренца

Примечание: составлено авторами.

К каждому временному ряду-элементу рассматриваемой выборки был применен алгоритм построения точки на плоскости «энтропия – сложность», и к полученной таким образом выборке – алгоритм кластеризации

Уишарта, который не требует априорного знания числа кластеров и самостоятельно определяет их число в процессе кластеризации (рис. 6).

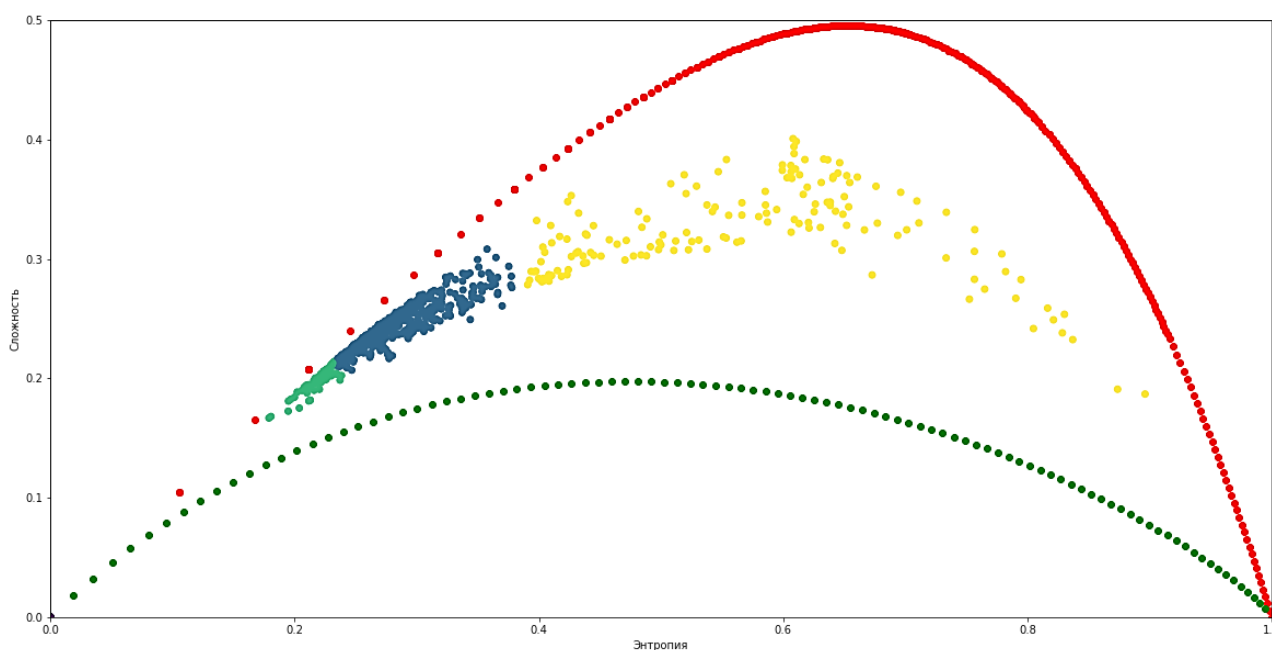


Рис. 6. Результаты кластеризации Уишарта

Примечание: составлено авторами.

Алгоритм кластеризации выделил три кластера: первый (бирюзовый цвет на рисунке) лежит в области регулярных движений и согласно нашей гипотезе соответствует нор-

мально работающим фистулам; второй (желтый цвет) – в области хаотических движений и движений, близких к хаотическим, и соответствует фистулам с дисфункцией; третий

кластер (синий цвет) занимает промежуточное положение и соответствует неопределенным пациентам.

Альтернативным подходом при анализе рассматриваемых временных рядов является построение графа «атрибут – объект» с вы-

делением кластеров на основе сообществ в данном графе. На рис. 7 представлены характерные графы, отвечающие случаю нормально работающей фистулы, на рис. 8 – случаю дисфункции фистулы.

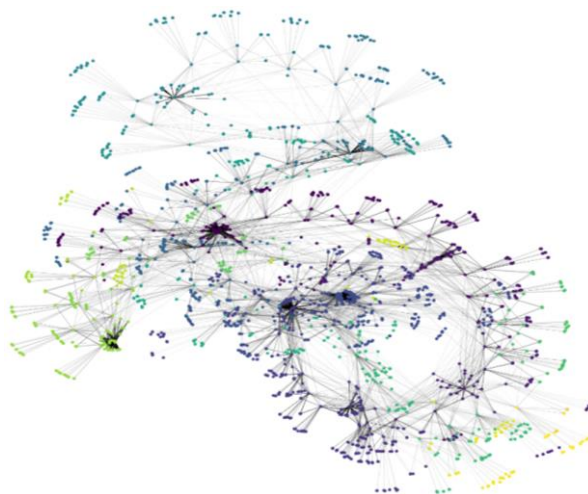


Рис. 7. Характерный граф, отвечающий случаю нормально работающей фистулы (число кластеров – 45, доля внекластерного шума – 0,024)

Примечание: составлено авторами.

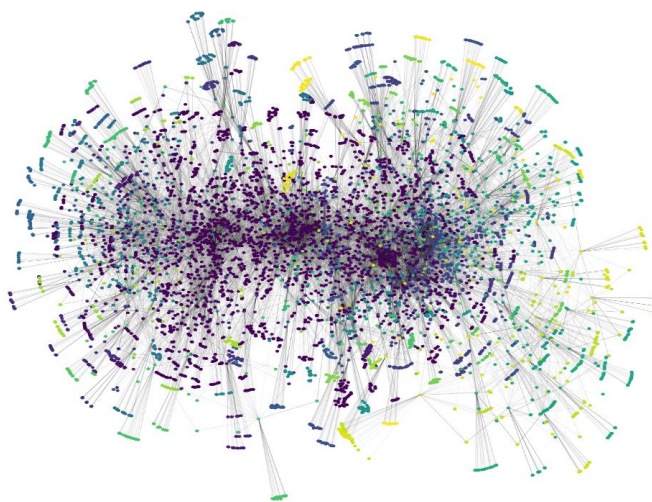


Рис. 8. Характерный граф, отвечающий случаю дисфункции фистулы (число кластеров – 163, доля внекластерного шума – 0,287)

Примечание: составлено авторами.

Для получения интегрированных результатов с помощью первого и второго подхода использовался метод линейной регрессии. Интегрированные результаты были более точными в определении дисфункции фистул

по сравнению с результатами применения каждого метода по отдельности. Результирующие значения для пациентов распределились на четыре кластера (данные на рис. 9 приведены в тех же координатах).

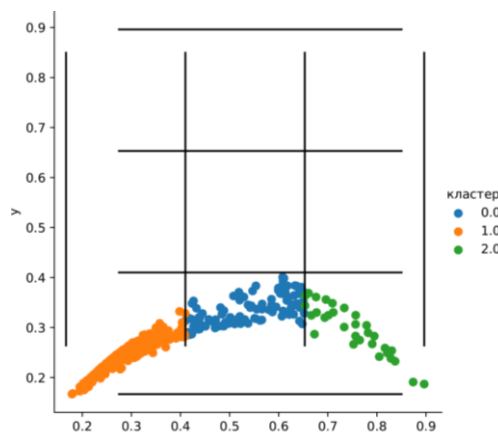


Рис. 9. Результирующие значения по двум используемым методам кластеризации

Примечание: составлено авторами.

Для верификации полученных результатов проведено сравнение с решениями, принятыми лечащими врачами относительно данных пациентов. В табл. представлены

указанные сравнения для анализа, выполненного в рамках первого и второго подхода, а также интегрированные результаты.

Таблица

Сравнение эффективности используемых в работе методов кластеризации (метод Уишарта, метод анализа формальных понятий, интегрированные результаты по двум методам) на исследуемой выборке (n = 44)

Методы исследования	Правильно назначенные положительные классификации	Правильно назначенные отрицательные классификации	Ложно назначенные положительные классификации	Ложно назначенные отрицательные классификации
Метод Уишарта	25	0	9	10
Метод анализа формальных понятий	25	3	4	12
Интегрированные результаты по двум методам	25	5	4	10

Примечание: составлено авторами.

Следует отметить, что ложноположительные и ложноотрицательные результаты относились к случаям, когда врачи-диагносты находили полученные данные неоднозначными и требующими дополнительного анализа.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе использована методология автоматического различения рядов, отвечающих нормально и патологически функционирующим фистулам, применен метод, основанный на вычислении пары характеристик «энтропия – сложность», а также предложен новый метод, основанный на построении атрибут-

объектного графа при классификации рядов и анализе его свойств, которые, как оказалось, качественно отличаются для регулярных и хаотических рядов.

Оба указанных подхода (а также их комбинация) были применены к анализу состояния артериовенозных фистул и показали высокую диагностическую эффективность.

Важным для врачей-практиков направлением будущих исследований в этой области может стать анализ структуры атрибут-объектного графа с целью выявления характерных подструктур, отвечающих различным вариантам дисфункции фистулы.

Список источников

References

1. Chan L., Chaudhary K., Saha A. et al. AKI in Hospitalized Patients with COVID-19 // J Am Soc Nephrol. 2021. Vol. 32, Is. 1. P. 151–160.
2. Hill N. R., Fatoba S. T., Oke J. L. et al. Global Prevalence of Chronic Kidney Disease // PLoS One. 2016. Vol. 11, Is. 7. P. 1–18.
3. Liyanage T., Ninomiya T., Jha V. et al. Worldwide Access to Treatment for End-Stage Kidney Disease: A Systematic Review // The Lancet. 2015. Vol. 385, Is. 9981. P. 1975–1982.
4. Burkhart H. M., Cikrit D. F. Arteriovenous Fistulae for Hemodialysis // Semin Vasc Surg. 1997. Vol. 10, Is. 3. P. 162–165.
5. Hasuike Y., Kakita N., Aichi M. et al. Imbalance of Coagulation and Fibrinolysis Can Predict Vascular Access Failure in Patients on Hemodialysis after Vascular Access Intervention // J Vasc Surg. 2019. Vol. 69, Is. 1. P. 174–180.e2.
6. Ravani P., Quinn R., Oliver M. et al. Examining the Association between Hemodialysis Access Type and Mortality: The Role of Access Complications // Clin J Am Soc Nephrol. 2017. Vol. 12, Is. 6. P. 955–964.
7. Salman L., Beathard G. Interventional Nephrology: Physical Examination as a Tool for Surveillance for the Hemodialysis Arteriovenous Access // Clin J Am Soc Nephrol. 2013. Vol. 8, Is. 7. P. 1220–1227.
8. Sato T. New Diagnostic Method According to the Acoustic Analysis of the Shunt Blood Vessel Noise // Jpn Soc Dial Ther J. 2005. Vol. 2. P. 332–341.
9. Kokorozashi N. Analysis of the Shunt Sound Frequency Characteristic Changes Associated with Shunt Stenosis // Jpn Soc Dial Ther J. 2010. Vol. 3. P. 287–295.
10. Todo A., Kadonaka T., Yoshioka M., Ueno A., Mitani M., Katsurao H. Frequency Analysis of Shunt Sounds in the Arteriovenous Fistula on Hemodialysis Patients // Proceedings of the 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, and the 13th International Symposium on Advanced Intelligence Systems. 2012. P. 1113–1118.
11. Remuzzi A., Ene-Iordache B. Novel Paradigms for Dialysis Vascular Access: Upstream Hemodynamics and Vascular Remodeling in Dialysis Access Stenosis // Clin J Am Soc Nephrol. 2013. Vol. 8, Is. 12. P. 2186–2193.
12. Brahmabhatt A., Remuzzi A., Franzoni M., Misra S. The Molecular Mechanisms of Hemodialysis Vascular Access Failure // Kidney Int. 2016. Vol. 89, Is. 2. P. 303–316.
13. Badero O. J., Salifu M. O., Wasse H., Work J. Frequency of Swing-Segment Stenosis in Referred Dialysis Patients with Angiographically Documented Lesions // Am J Kidney Dis. 2008. Vol. 51, Is. 1. P. 93–98.
14. Lee T., Barker J., Allon M. Needle Infiltration of Arteriovenous Fistulae in Hemodialysis: Risk Factors and Consequences // Am J Kidney Dis. 2006. Vol. 47, Is. 6. P. 1020–1026.
1. Chan L., Chaudhary K., Saha A. et al. AKI in Hospitalized Patients with COVID-19 // J Am Soc Nephrol. 2021. Vol. 32, Is. 1. P. 151–160.
2. Hill N. R., Fatoba S. T., Oke J. L. et al. Global Prevalence of Chronic Kidney Disease // PLoS One. 2016. Vol. 11, Is. 7. P. 1–18.
3. Liyanage T., Ninomiya T., Jha V. et al. Worldwide Access to Treatment for End-Stage Kidney Disease: A Systematic Review // The Lancet. 2015. Vol. 385, Is. 9981. P. 1975–1982.
4. Burkhart H. M., Cikrit D. F. Arteriovenous Fistulae for Hemodialysis // Semin Vasc Surg. 1997. Vol. 10, Is. 3. P. 162–165.
5. Hasuike Y., Kakita N., Aichi M. et al. Imbalance of Coagulation and Fibrinolysis Can Predict Vascular Access Failure in Patients on Hemodialysis after Vascular Access Intervention // J Vasc Surg. 2019. Vol. 69, Is. 1. P. 174–180.e2.
6. Ravani P., Quinn R., Oliver M. et al. Examining the Association between Hemodialysis Access Type and Mortality: The Role of Access Complications // Clin J Am Soc Nephrol. 2017. Vol. 12, Is. 6. P. 955–964.
7. Salman L., Beathard G. Interventional Nephrology: Physical Examination as a Tool for Surveillance for the Hemodialysis Arteriovenous Access // Clin J Am Soc Nephrol. 2013. Vol. 8, Is. 7. P. 1220–1227.
8. Sato T. New Diagnostic Method According to the Acoustic Analysis of the Shunt Blood Vessel Noise // Jpn Soc Dial Ther J. 2005. Vol. 2. P. 332–341. (In Japanese).
9. Kokorozashi N. Analysis of the Shunt Sound Frequency Characteristic Changes Associated with Shunt Stenosis // Jpn Soc Dial Ther J. 2010. Vol. 3. P. 287–295. (In Japanese).
10. Todo A., Kadonaka T., Yoshioka M., Ueno A., Mitani M., Katsurao H. Frequency Analysis of Shunt Sounds in the Arteriovenous Fistula on Hemodialysis Patients // Proceedings of the 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, and the 13th International Symposium on Advanced Intelligence Systems. 2012. P. 1113–1118.
11. Remuzzi A., Ene-Iordache B. Novel Paradigms for Dialysis Vascular Access: Upstream Hemodynamics and Vascular Remodeling in Dialysis Access Stenosis // Clin J Am Soc Nephrol. 2013. Vol. 8, Is. 12. P. 2186–2193.
12. Brahmabhatt A., Remuzzi A., Franzoni M., Misra S. The Molecular Mechanisms of Hemodialysis Vascular Access Failure // Kidney Int. 2016. Vol. 89, Is. 2. P. 303–316.
13. Badero O. J., Salifu M. O., Wasse H., Work J. Frequency of Swing-Segment Stenosis in Referred Dialysis Patients with Angiographically Documented Lesions // Am J Kidney Dis. 2008. Vol. 51, Is. 1. P. 93–98.
14. Lee T., Barker J., Allon M. Needle Infiltration of Arteriovenous Fistulae in Hemodialysis: Risk Factors and Consequences // Am J Kidney Dis. 2006. Vol. 47, Is. 6. P. 1020–1026.

15. Raghavan U. N., Albert R., Kumara S. Near Linear Time Algorithm to Detect Community Structures in Large-Scale Networks // *Phys Rev E*. 2007. Vol. 76, Is. 3, Pt. 2. P. 036106.
16. Buzmakov A., Egho E., Jay N., Kuznetsov S. O., Napoli A., Raïssi C. On Mining Complex Sequential Data by Means of FCA and Pattern Structures // *Int J Gen Syst*. 2015. Vol. 45, Is. 2. P. 135–159.
17. EA-56137. Регистр данных о состоянии сосудистого доступа у больных, находящихся на гемодиализе : заявка на регистрацию базы данных от 25.11.2021. URL: <https://rospatent.gov.ru/ru/state-services>
18. EA-56151. Мобильное приложение сбора, обработки и хранения данных в регистре с целью классификации состояния сосудистого доступа для гемодиализа: программа для ЭВМ : заявка на регистрацию от 08.02.2022. URL: <https://rospatent.gov.ru/ru/stateservices>
19. Rosso O. A., Carpi L. C., Saco P. M., Ravetti M. G., Plastino A., Larrondo H. A. Causality and the Entropy–Complexity Plane: Robustness and Missing Ordinal Patterns // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2012. Vol. 391, Is. 1–2. P. 42–55.
20. Bandt C., Pompe B. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series // *Phys Rev Lett*. 2002. Vol. 88, Is. 17. P. 174102. DOI 10.1103/PhysRevLett.88.174102.
21. Aggarwal C. C., Reddy C. K. *Data Clustering: Algorithms and Applications*. 1st ed. Chapman and Hall/CRC, 2014.
22. Wishart D. Numerical Classification Methods for Deriving Natural Classes // *Nature*. 1969. Vol. 221. P. 97–98.
23. Thrun M. C., Ultsch A. Using Projection-Based Clustering to Find Distance- and Density-Based Clusters in High-Dimensional Data // *J Classif*. 2020. Vol. 38. P. 280–312.
24. Лапко А. В., Ченцов С. В. *Непараметрические системы обработки информации*. М. : Наука, 2000. 350 с.
25. Gromov V. A., Borisenko E. A. Predictive Clustering on Non-Successive Observations for Multi-Step Ahead Chaotic Time Series Prediction // *Neural Computing and Appl*. 2015. Vol. 26. P. 1827–1838.
15. Raghavan U. N., Albert R., Kumara S. Near Linear Time Algorithm to Detect Community Structures in Large-Scale Networks // *Phys Rev E*. 2007. Vol. 76, Is. 3, Pt. 2. P. 036106.
16. Buzmakov A., Egho E., Jay N., Kuznetsov S. O., Napoli A., Raïssi C. On Mining Complex Sequential Data by Means of FCA and Pattern Structures // *Int J Gen Syst*. 2015. Vol. 45, Is. 2. P. 135–159.
17. EA-56137. Registr dannykh o sostoianii sosusdistogo dostupa u bolnykh, nakhodiashchikhsia na gemodialize : zaiavka na registratsiiu bazy dannykh ot 25.11.2021. URL: <https://rospatent.gov.ru/ru/state-services> (In Russian).
18. EA-56151. Mobilnoe prilozhenie sbora, obrabotki i khraneniia dannykh v registre s tseliu klassifikatsii sostoianiia sosudistogo dostupa dlia gemodializa: programma dlia EVM : zaiavka na registratsiiu ot 08.02.2022. URL: <https://rospatent.gov.ru/ru/state-services> (In Russian).
19. Rosso O. A., Carpi L. C., Saco P. M., Ravetti M. G., Plastino A., Larrondo H. A. Causality and the Entropy–Complexity Plane: Robustness and Missing Ordinal Patterns // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2012. Vol. 391, Is. 1–2. P. 42–55.
20. Bandt C., Pompe B. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series // *Phys Rev Lett*. 2002. Vol. 88, Is. 17. P. 174102. DOI 10.1103/PhysRevLett.88.174102.
21. Aggarwal C. C., Reddy C. K. *Data Clustering: Algorithms and Applications*. 1st ed. Chapman and Hall/CRC, 2014.
22. Wishart D. Numerical Classification Methods for Deriving Natural Classes // *Nature*. 1969. Vol. 221. P. 97–98.
23. Thrun M. C., Ultsch A. Using Projection-Based Clustering to Find Distance- and Density-Based Clusters in High-Dimensional Data // *J Classif*. 2020. Vol. 38. P. 280–312.
24. Lapko A. V., Chentsov S. V. *Neparametricheskie sistemy obrabotki informatsii*. Moscow : Nauka, 2000. 350 p. (In Russian).
25. Gromov V. A., Borisenko E. A. Predictive Clustering on Non-Successive Observations for Multi-Step Ahead Chaotic Time Series Prediction // *Neural Computing and Appl*. 2015. Vol. 26. P. 1827–1838.

Информация об авторах

В. А. Громов – доктор физико-математических наук, профессор.

К. В. Мазайшвили – доктор медицинских наук, профессор.

П. В. Заикин – старший преподаватель.

Е. Н. Николаев – ординатор.

Ю. Н. Бесчастнов – стажер-исследователь.

Е. И. Зворыкина – студент.

А. А. Паринов – старший преподаватель.

А. А. Незнанов – кандидат технических наук, доцент.

Information about the authors

V. A. Gromov – Doctor of Sciences (Physics and Mathematics), Professor.

K. V. Mazayshvili – Doctor of Sciences (Medicine), Professor.

P. V. Zaikin – Senior Lecturer.

E. N. Nikolaev – Resident.

Yu. N. Beschastnov – Research Assistant.

E. I. Zvorykina – Student.

A. A. Parinov – Senior Lecturer.

A. A. Neznakov – Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor.