

мероприятий. Кроме того, вся поступающая информация по всем случаям инфекционных и неинфекционных заболеваний в режиме онлайн интегрируются в ЕИАС Роспотребнадзора.

Список литературы

1. Приказ Управления здравоохранения по г. Казани Министерства здравоохранения Республики Татарстан от 27.12.2010 г. № 722 «Об автоматизированном мониторинге за гриппом и ОРВИ в г. Казани».
2. Приказ Управления здравоохранения по г. Казани Министерства здравоохранения Республики Татарстан от 29.04.2011г. № 247 «Об автоматизированном мониторинге за пневмониями в г. Казани».
3. СанПиН 3.3686 – 21 «Санитарно-эпидемиологические требования по профилактике инфекционных болезней», утверждены Постановлением Главного государственного санитарного врача Российской Федерации от 28.01.2021г. № 4, зарегистрированы в Минюсте РФ 15.02.2021 г., рег. № 62500.
4. Приказ Министерства здравоохранения Республики Татарстан от 26.03.2020 г. № 557 «Об обеспечении мониторинга за внебольничными пневмониями при угрозе распространения коронавирусной инфекции COVID-19».
5. Регламент от 08.12.2021 г. «О вводе экстренных извещений в систему САПОД», утвержденный Управлением Роспотребнадзора Республики Татарстан, Министерством здравоохранения Республики Татарстан, Федеральным бюджетным учреждением здравоохранения «Центр гигиены и эпидемиологии в Республике Татарстан».
6. Приказ Федерального бюджетного учреждения здравоохранения «Центр гигиены и эпидемиологии в Республике Татарстан» от 04.11.2022 г. № 03-05/411 «О порядке контроля качества ввода экстренных извещений в САПОД».

УДК 004.93

АНАЛИЗ ПОВЕДЕНЧЕСКИХ ПАТТЕРНОВ ПАЦИЕНТОВ С ПОМОЩЬЮ ПЕРСИСТЕНТНОЙ ГОМОЛОГИИ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Смирнова В.В., директор;

ORCID: 0000-0002-1107-2152;

E-mail: yaikovavictoriya@mail.ru;

Семенова Е.В., программист ООО «ЛеонРод»;

ORCID: 0000-0001-8257-0610;

E-mail: s55.55.s@yandex.ru;

Самигуллин Б.Р., директор ООО «НейроСтарт»;

ORCID: 0000-0002-5654-415X;

E-mail: info@neurostart.pro;

Саченков О.А., к.ф.-м.н., доцент, заведующий кафедрой компьютерной математики и информатики Института математики и механики им. Н.И. Лобачевского ФГБОУ ВО «Казанский (Приволжский) федеральный университет», г. Казань, Россия;

ORCID: 0000-0002-8554-2938;

E-mail: 4works@bk.ru

THE ANALYSIS OF PATIENT BEHAVIORAL PATTERNS USING PERSISTENT HOMOLOGY AND COMPUTER VISION

Smirnova V.V., Director;

ORCID: 0000-0002-1107-2152;

E-mail: yaikovavictoriya@mail.ru;

Semenova E.V., Programmer of LLC «Leon Rod»;

ORCID: 0000-0001-8257-0610;

E-mail: s55.55.s@yandex.ru;

Samigullin B.R., Director of LLC «Neuro Start»;

ORCID: 0000-0002-5654-415X;

E-mail: info@neurostart.pro;

Sachenkov O.A., Candidate of Science in Physics and Mathematics, Associate Professor, Head of the Department of Computer Mathematics and Informatics of N.I. Lobachevsky Institute of Mathematics and Mechanics of Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russia;

ORCID: 0000-0002-8554-2938;

E-mail: 4works@bk.ru

Аннотация

Кластеризация является ключевым инструментом обучения без учителя, получивший особую популярность в медицине благодаря своим возможностям выявлять скрытые закономерности в больших массивах данных и поддерживать клиническое принятие решений. Основные направления применения кластеризации в современной медицине включают группировку пациентов по клиническим, демографическим и биомаркерным характеристикам, позволяя создавать индивидуализированные протоколы лечения и осуществлять более точную стратификацию риска, а также обработку и анализ медицинских изображений, включая выявление патологических изменений при помощи методов машинного обучения и топологического анализа данных, в том числе персистентных гомологий. Кластерный анализ закладывает основу для персонализированной медицины, давая врачам возможность выбирать оптимальную терапию для каждой выявленной подгруппы пациентов. Это способствует более эффективному лечению и снижает вероятность неблагоприятных исходов, особенно при хронических заболеваниях и сложных клинических случаях. В последние годы возрастающее значение приобретают подходы к анализу видеозаписей и автоматической классификации поз и движений пациентов. Такие методы применяются для оценки функционального состояния, диагностики нарушений координации и контроля за реабилитацией, что расширяет возможности объективной защиты пациентов в условиях клинической и производственной среды. Отдельное внимание уделяется применению методов топологического анализа данных, включая персистентные гомологии, которые позволяют изучать сложные взаимосвязи, циклы и пустоты в многомерных медицинских данных. Это становится особенно важным при анализе динамических изменений (например, мониторинга прогрессии опухолей или оценки восстановления после травм). Данные подходы открывают новые перспективы для интеграции алгоритмов кластеризации с анализом медицинских видеозаписей, содействуя выявлению устойчивых паттернов и углубленному пониманию природы заболеваний. Таким образом, интеграция методов кластеризации и топологического анализа обеспечивает новые горизонты для персонализированной медицины и повышения качества клинических решений.

Ключевые слова: видеоанализ, машинное обучение, компьютерное зрение, двигательная диагностика, биомеханика, сколиоз

Abstract

It is known, that clustering is a key unsupervised learning tool that has gained significant popularity in medicine due to its ability to uncover hidden patterns in large datasets and support clinical decision-making. The main applications of clustering in modern medicine include: Grouping patients based on clinical, demographic, and biomarker characteristics enables the creation of personalized treatment protocols and more accurate risk stratification. The processing and analysis of medical images, including the detection of pathological changes using machine learning methods and topological data analysis, such as persistent homologies. Cluster analysis lays the foundation for personalized medicine

by enabling physicians to select optimal therapies for each identified patient subgroup. This approach contributes to more effective treatment and reduces the likelihood of adverse outcomes, especially in chronic diseases and complex clinical cases. In recent years, approaches involving video analysis and automatic classification of patient poses and movements have gained increasing importance. These methods are applied to assess functional status, diagnose coordination disorders, and monitor rehabilitation progress, thus expanding the possibilities for objective patient care in clinical and occupational settings. The special attention is given to the application of topological data analysis methods, including persistent homologies, which allow for the study of complex relationships, cycles, and voids in multidimensional medical data. This becomes particularly important when analyzing dynamic changes, such as tumor progression monitoring or recovery assessment after injuries. These approaches open new prospects for integrating clustering algorithms with the analysis of medical video recordings, facilitating the identification of stable patterns and deepening the understanding of disease mechanisms. Thus, the integration of clustering methods and topological analysis paves new avenues for personalized medicine and the improvement of clinical decision quality.

Keywords: video analysis, machine learning, computer vision, motor diagnostics, biomechanics, scoliosis

1. Введение

Развитие методов компьютерного видеоанализа обеспечило возможность автоматической классификации и группировки различных поз, положений тела и конфигураций тела пациента на основе как статических изображений, так и видеопоследовательностей [1]. Указанные методы находят широкое применение в медицинской и реабилитационной практике для анализа двигательной активности, оценки функционального статуса пациентов, выявления нарушений координации движений и формирования персонализированных реабилитационных программ.

В частности, в исследовании [2] авторами была рассмотрена разработка и апробация метода классификации поструральных состояний, включающего наклон, приседание и вертикальную стойку, с применением технологий глубокого машинного обучения. Основной целью исследования являлось создание модели, способной осуществлять автоматическую классификацию трех статических поструральных позиций на основе данных, полученных с помощью камер видеонаблюдения. Результаты экспериментов показали высокую точность классификации вертикальной стойки и приседания, что обуславливает практическую значимость метода для оценки рисков травматизма позвоночника в профессиональной среде. Использование бесконтактной системы регистрации делает данный подход технологически доступным для внедрения в реальные клинические и промышленные условия.

Кластеризация данных с применением персистентных гомологий представляет собой современный и эффективный инструмент структурного анализа данных [3]. Данный методологический подход обеспечивает выявление сложных взаимосвязей и структурных закономерностей в данных, недоступных для традиционных алгоритмов кластерного анализа, включая k-means, DBSCAN и другие классические методы. Персистентные гомологии предоставляют математический аппарат для исследования топологических инвариантов данных, таких как компоненты связности, одномерные циклы и многомерные пустоты, что представляет особую ценность для медицинских исследований, где характерна высокая размерность и сложная структурная организация данных [4, 5].

Персистентные гомологии получают все более широкое применение в области видеоанализа, особенно в медицинской сфере, где наблюдается тенденция к увеличению сложности и многомерности анализируемых данных [6]. Видеоматериалы, полученные в ходе хирургических вмешательств, диагностических процедур и длительного мониторинга пациентов, содержат значительный объем информации, анализ которой представляет существенные трудности для традиционных методологических подходов. Методы топологического анализа данных

способствуют повышению точности алгоритмов компьютерного зрения, применяемых для автоматизированной обработки медицинских видеозаписей. В частности, данные методы демонстрируют потенциал для ранней диагностики патологий на основе анализа микродвижений и выявления аномальных изменений в визуальных данных [7, 8].

Целью настоящего исследования является анализ возможности применения кластеризации пациентов с использованием методов топологического анализа данных, включая персистентные гомологии, для идентификации устойчивых паттернов в видеофиксации, основанных на схожих динамических характеристиках поведенческих реакций.

2. Материалы и методы

Процедура использования программно-аппаратного комплекса заключается в следующем: в соответствии с разработанными протоколами расставляются видеокамеры, и испытуемый ориентируется относительно них. Пациент или спортсмен выполняет ряд упражнений. Видеозапись с упражнением загружается в программный комплекс и в автоматическом режиме происходит объективизация и обработка видеозаписи.

2.1. Съемка.

На базе Казанского Федерального Университета (Институт фундаментальной медицины и биологии), были проведены съемки видео. Группа испытуемых включала 7 мужчин в возрасте от 23 до 30 лет и 7 женщин в возрасте от 19 до 27 лет. Для проведения съемки была использована цифровая видеокамера с разрешающей способностью 4к и частотой 60 кадров/сек. Запись длилась 40 секунд. Каждый пациент был снят дважды: с открытыми глазами и закрытыми глазами.

2.2. Программа по обработке видеоданных.

Распознавание и сегментация объектов на изображениях осуществляется с использованием предобученной нейронной сети, специализирующейся на задачах семантической сегментации (рис. 2а). Модель обеспечивает интерактивное взаимодействие с пользователем посредством системы подсказок и генерирует маски сегментации в режиме реального времени, реализуя архитектурные принципы модели Segment Anything Model (SAM) [9].

Для отслеживания объектов в видеопоследовательностях реализован алгоритм, основанный на принципе сохранения характеристик объекта из предыдущего кадра. Процесс отслеживания включает следующие этапы:

- анализ временной последовательности кадров. На каждом последующем кадре система идентифицирует характерные ключевые точки объекта, соответствующие его геометрическим и топологическим особенностям;
- адаптивное обновление положения объекта. С использованием методов интерполяции и сравнительного анализа позиция объекта корректируется в реальном времени, что обеспечивает сохранение точности трекинга при вариациях формы, размера и ориентации объекта [10].

В рамках исследования реализована оценка межкадровых изменений с применением метрики Bottleneck distance [11, 12]. Данный подход обеспечивает количественную оценку динамики смещения характерных точек, коррекцию ошибок трекинга и фильтрацию шумовых компонентов. Однако применение метода требует учета вычислительной сложности алгоритма и реализации процедур стабилизации данных в условиях наличия аномальных значений.

На финальном этапе изображение подвергается бинаризации (рис. 2б), что позволяет осуществить разбиение на семантические сегменты: голова, торс, верхние и нижние конечности. Данный процесс обеспечивает эффективную дифференциацию объекта и фона, а также подготовку структурированных данных для последующего анализа анатомической симметрии и кинематических параметров движений.

Производится разделение объектов: головы, рук, туловища и определение центров масс объектов для построения скелета. Осуществляется расчет угла в пояснице (β), отклонения от вертикали (θ), угла наклона головы относительно оси тела (γ) и угла между осью вытянутых рук и горизонталью (α) (рис. 1).

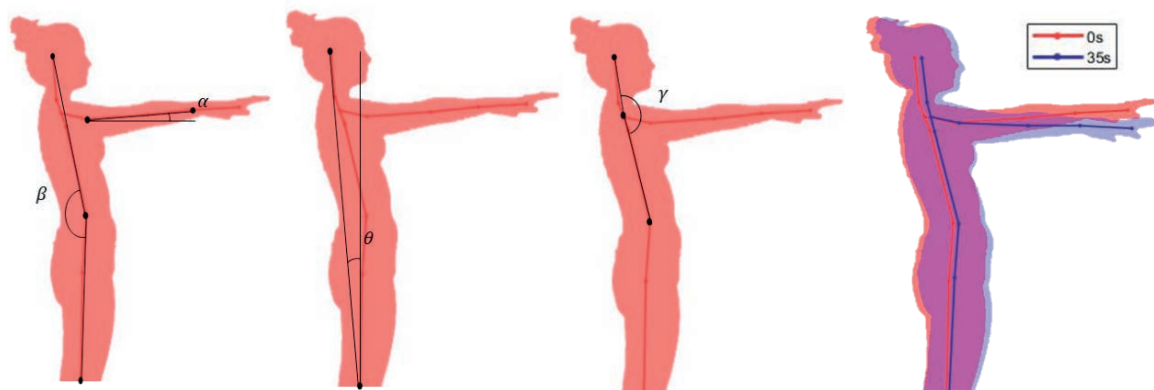


Рис. 1. Изображение угла в пояснице (β), отклонения от вертикали (θ), угла наклона головы относительно оси тела (γ) и угла между осью вытянутых рук и горизонталью (α)

2.3. Тест Ромберга

Для верификации результатов настоящего исследования проведено параллельное клиническое исследование с использованием стабилографической платформы «Стабилоанализатор Стабилан 01-2 (компьютерный с биологической обратной связью)», предназначенной для объективной оценки параметров пострурального контроля и функции равновесия пациентов (рис. 2а).

В процессе исследования на платформе регистрировались следующие биомеханические параметры: линейное смещение центра давления (далее – ЦД) в сагиттальной плоскости, разброс значений ЦД по сагиттали, площадь доверительного эллипса, суммарная длина траектории перемещения ЦД в фронтальной и сагиттальной плоскостях, интегральный показатель качества функции равновесия, а также средние угловая и линейная скорости колебаний ЦД по сагиттали.

Регистрация параметров поструральной стабильности осуществлялась синхронно с видеозаписью испытуемых в двух модальностях: при открытых и закрытых глазах.

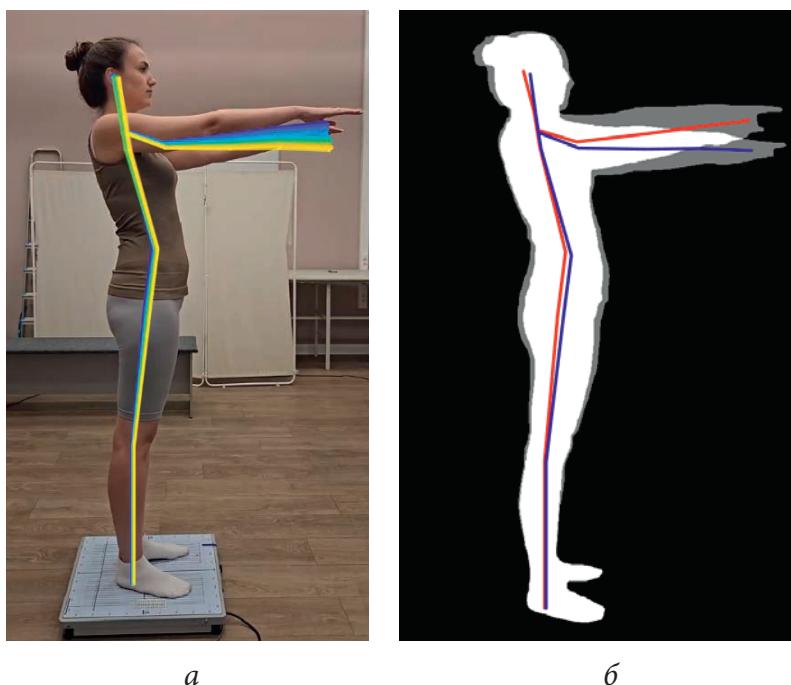


Рис. 2. а – изображение испытуемого во время теста Ромберга (открытые глаза) с нанесением опорных линий; б – бинаризированное изображение с опорными линиями (1-й и последний кадр)

2.4. Кластеризация диаграмм персистентности

Кластеризация диаграмм персистентности представляет собой ключевой этап анализа групп данных, характеризующихся схожими топологическими свойствами. Для реализации кластерного анализа необходимо формализовать понятие расстояния между диаграммами персистентности. Наиболее распространенной метрикой в данной области является расстояние Вассерштейна (W_p).

Расстояние Вассерштейна количественно оценивает минимальную «стоимость» трансформации одной диаграммы персистентности в другую. Формально, расстояние Вассерштейна $W(D_1, D_2)$ определяется как инфимум по множеству всех возможных биективных соответствий s между точками диаграмм D_1 и D_2 , что математически выражается через оптимизационную задачу минимизации транспортных затрат между соответствующими топологическими особенностями.

$$W_p(D_1, D_2) = \left(\inf_{s: D_1 \rightarrow D_2} \sum_{x \in D_1} \|x - s(x)\|^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

где s – биекция между точками диаграмм D_1 и D_2 . Здесь $p=2$, минимизируется сумма квадратов евклидовых расстояний.

Для каждой пары диаграмм (D_i, D_j) производится вычисление расстояния Вассерштейна $W_p(D_i, D_j)$. Чтобы сравнить две диаграммы персистентности X и Y , понятие расстояния между этими диаграммами определяется с помощью метрики Вассерштейна следующим образом. Во-первых, биекция $s: D_1 \rightarrow D_2$, определяется путем сопоставления всех недиагональных точек в D_1 с недиагональной точкой в D_2 .

Точки, расположенные на диагонали диаграмм персистентности (соответствующие кратковременным и малозначимым топологическим особенностям), не учитываются при вычислении расстояния между диаграммами. В случае различия мощностей множеств точек двух диаграмм допускается сопоставление точек с их проекциями на диагональ, что эквивалентно игнорированию данных особенностей. Процедура сопоставления точек диаграмм сводится к решению задачи линейного назначения, которая достигает максимальной вычислительной эффективности при равенстве количества точек на обеих диаграммах. Поэтому на практике проекции недиагональных точек на диагональ распределяются между диаграммами персистентности до достижения баланса числа точек.

Для кластеризации матриц расстояний Вассерштейна предварительно осуществляется трансформация данных методом многомерного шкалирования (MDS), в результате которой формируется матрица векторных представлений. С целью выделения структурных характеристик и получения низкоразмерной проекции данных к данной матрице применяется сингулярное разложение (SVD). Кластеризация осуществляется с применением алгоритма k -средних (k -means) с множественными инициализациями для повышения робастности результата, реализованными посредством многократного случайного выбора начальных центроидов.

3. Результаты

При окклюзии зрительной информации человек утрачивает возможность использования визуальных афферентов для коррекции позиционного положения тела, что приводит к возникновению компенсаторных двигательных реакций и соответствующих изменений в суставных углах (рис. 3). Наблюдается развитие компенсаторного мышечного напряжения в области шейного отдела, обуславливающего вариации угла между головой и туловищем, что свидетельствует о нестабильности параметра γ .

Дополнительно регистрируются изменения в сагиттальной плоскости, включающие наклоны туловища вперед/назад (угол θ) и модификации поясничного лордоза (угол β). Недостаточность мышечного корсета, в частности слабость передней брюшной стенки и ягодичных мышц, может препятствовать поддержанию физиологического поясничного лордоза. В дан-

ной ситуации происходит перегрузка параспинальных мышц, что клинически проявляется увеличением амплитуды лордотического изгиба (угла β).

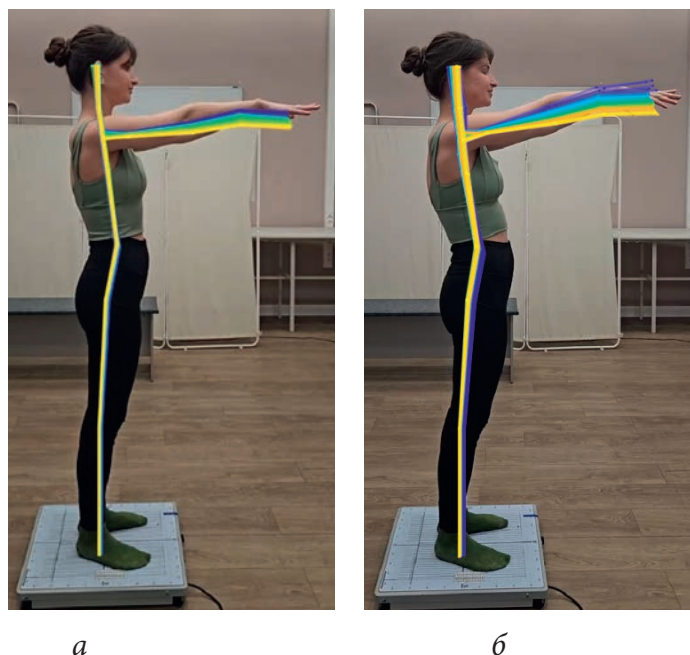


Рис. 3. Компенсаторные двигательные реакции и соответствующие изменения в суставных углах при окклюзии зрительной информации

Измерение углов α и θ может дополнять другие методы оценки баланса, такие как анализ центра давления или использование специальных платформ для исследования равновесия.

4. Заключение

Тест Ромберга традиционно применяется в клинической практике для оценки функционального состояния вестибулярного аппарата, проприоцептивной системы и координации произвольных движений. Наблюдаемые биомеханические изменения, включая вариации угловых параметров поясничного отдела, отклонения от вертикальной оси, позиционные смещения верхних конечностей и изменения угла наклона головы, свидетельствуют о нарушениях в различных сенсомоторных системах организма.

При окклюзии зрительной информации качество экстероцептивной афферентации существенно снижается, что приводит к уменьшению уверенности в управлении постуральным контролем: наблюдается увеличение амплитуды и частоты колебаний центра масс тела.

Переход испытуемых между кластерами при выполнении теста с закрытыми глазами отражает фундаментальные изменения в организации постурального контроля и сенсорных стратегиях поддержания равновесия, демонстрируя индивидуальную вариабельность в использовании зрительной и проприоцептивной информации. Угловой параметр α представляет значимый биомеханический индикатор при анализе положения тела, особенно в контексте теста Ромберга и других балансовых задач. При нарушении равновесия верхние конечности отклоняются от исходной позиции, и угол α позволяет количественно оценить степень этих отклонений. Увеличение угла α коррелирует с выраженностью постуральной нестабильности.

Угловой параметр θ обеспечивает оценку степени отклонения тела от вертикальной оси, что представляет важную клиническую информацию для диагностики постуральной неустойчивости. При нарушении равновесия продольная ось тела может демонстрировать систематические наклоны в определенную сторону.

Топологический анализ данных видеofиксации, выполненный для теста Ромберга, позволил выделить дискретные группы испытуемых, различающиеся по стратегиям стабилиза-

ции равновесия с использованием различных сегментов тела. Это свидетельствует о том, что при выполнении теста разные участники компенсируют нарушение баланса за счет активизации различных кинематических цепей – одни преимущественно задействуют голеностопный сустав, другие – тазобедренный сустав или верхние конечности для поддержания постуральной устойчивости.

Предложенный подход обеспечивает не только количественную оценку степени постуральной нестабильности, но и качественную дифференциацию индивидуальных механизмов поддержания равновесия, что недостижимо при традиционном визуальном или классическом стабелографическом анализе.

Список литературы

1. Smirnova V., Khamatnurova R., Kharin N., Yaikova E., Baltina T., Sachenkov O. A. The Automatization of the Gait Analysis by the Vicon Video System: A Pilot Study. *Sensors (Basel, Switzerland)*. 2022; Vol. 22, Is. 19: Article 7178. – DOI: 10.3390/s22197178.
2. Hung J.-S., Liu P.-L., Chang C.-C. A Deep Learning-based Approach for Human Posture Classification. *Proceedings of the 2020 2nd International Conference on Management Science and Industrial Engineering*. 2020.
3. Edelsbrunner H., Letscher D., Zomorodian A. Topological Persistence and Simplification. *Discrete and Computational Geometry*. 2002; 28(4): P. 511–533. – DOI: 10.1007/s00454-002-2885-2.
4. Xia K., Wei G.-W. Persistent homology analysis of protein structure, flexibility and folding. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*. 2014; 30(8): P. 814–844. – DOI: 10.1002/cnm.2655.
5. Ichinomiya T., Obayashi I., Hiraoka Y. Persistent homology analysis of craze formation. *Physical Review E*. 2017; 95(1): 012504. – DOI: 10.1103/PhysRevE.95.012504.
6. Skaf Y., Laubenbacher R. Topological data analysis in biomedicine: A review. *Journal of Biomedical Informatics*. 2022; Vol. 130: Article 104082. – DOI: 10.1016/j.jbi.2022.104082.
7. Somasundaram E., Litzler A., Wadhwa R., Barker-Clarke R., Scott J. Persistent homology of tumor CT scans is associated with survival in lung cancer. *Medical Physics*. 2021; Vol. 48(11): P. 7043–7051. – DOI: 10.1002/mp.15255.
8. Vandaele R., Mukherjee P., Selby H.M., Shah R.P., Gevaert O. Topological data analysis of thoracic radiographic images shows improved radiomics-based lung tumor histology prediction. *Patterns (N Y)*. 2022; Vol. 4(1): 100657. – DOI: 10.1016/j.patter.2022.100657.
9. Kirillov A., Mintun E., Ravi N., Mao H., Rolland C., Gustafson L., Xiao T., Whitehead S., Berg A., Lo W., Dollar P., Girshick R. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2023: P. 4015–4026. – DOI: 10.1109/iccv51070.2023.00371.
10. Bar-Shalom Y., Kirubarajan T., Gokberk C. Tracking with Classification-Aided Multiframe Data Association. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2005; Vol. 41, № 3: P. 868–878. – DOI: 10.1109/taes.2005.1541436.
11. Edelsbrunner H., Harer J.L. An Improved Adaptive Background Mixture Model for Realtime Tracking with Shadow Detection. *Computational Topology: An Introduction*. 2010; Vol. 69. – DOI: 10.1090/mbk/069.
12. Corcoran P. Topology Based Object Tracking. *Mathematical and Computational Applications*. 2019; Vol. 24, № 3: P. 84. – DOI: 10.3390/mca24030084.