

Научная статья

DOI: 10.15593/RZhBiomech/2025.4.06

УДК 004.932.2

## ПРИМЕНЕНИЕ ПЕРСИСТЕНТНЫХ ГОМОЛОГИЙ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДАННЫХ ВИДЕОФИКСАЦИИ

В.В. Смирнова<sup>1</sup>, Е.В. Семенова<sup>1</sup>, Б.Р. Самигуллин<sup>2</sup>, Т.В. Балтина<sup>1</sup>, О.А. Саченков<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Российская Федерация

<sup>2</sup> Поволжский государственный университет физической культуры, спорта и туризма, Казань,  
Российская Федерация

### О СТАТЬЕ

Получена: 11 Августа 2025  
Одобрена: 27 Октября 2025  
Принята к публикации: 17 Ноября 2025

#### Ключевые слова:

персистентная гомология,  
кластеризация, видеоанализ,  
постуральная устойчивость,  
топологический анализ, фильтрация  
Морса, стабилометрия, тест  
Ромберга, медицинская диагностика

### АННОТАЦИЯ

Представлен метод кластеризации данных видеофиксации, направленный на оценку постуральной устойчивости с использованием персистентных гомологий – современного подхода топологического анализа, обладающего высокой устойчивостью к шуму и вариабельности динамичных видеоданных. Исследование базируется на экспериментальных данных видеозаписей испытуемых при выполнении теста Ромберга с открытыми и закрытыми глазами, параллельно со стабилометрическим тестированием. Разработанный комплекс методов включает автоматическую сегментацию человеческой фигуры с применением предобученной модели *Segment Anything Model*, выделение ключевых анатомических точек и расчет угловых параметров тела во временной последовательности. Полученные временные ряды углов выполняются с помощью фильтрации Морса, обеспечивающей отслеживание топологических изменений, и представляются в виде диаграмм персистентности. Далее для анализа сходства и различий между диаграммами используется метрика Вассерштейна. Кластеризация происходит с помощью алгоритма *k*-средних, что позволяет выявить группы участников и их индивидуальные стратегии компенсации дисбаланса. Результаты демонстрируют, что топологический анализ видеоданных дает более глубокое и детализированное разделение испытуемых по паттернам постуральной устойчивости по сравнению с классической стабилометрией. Методы выявляют различные стратегии стабилизации равновесия от изменений углов туловища до контроля головы и рук, что способствует качественному пониманию механизмов поддержания баланса. Авторы подчеркивают важность учета оптических искажений для повышения точности анализа и подтверждают высокую воспроизводимость и информативность предложенного подхода, открывающего перспективы для персонализированной диагностики и реабилитации пациентов.

### Введение

Кластеризация представляет собой один из методов обучения без учителя, находящий широкое применение в современной медицинской практике для анализа больших массивов данных, выявления скрытых

закономерностей и поддержки принятия клинических решений [1; 2]. В настоящее время основные направления использования кластеризации в медицине включают группировку пациентов по сходным клиническим характеристикам, а также анализ и

- © Смирнова Виктория Владимировна – н.с., e-mail: [yaikovavictoriya@mail.ru](mailto:yaikovavictoriya@mail.ru)  
© Семенова Елена Вячеславовна – н.с., e-mail: [elena.semionova2011@gmail.com](mailto:elena.semionova2011@gmail.com)  
© Самигуллин Булат Рашитович – врач – невролог, e-mail: [info@neurostart.pro](mailto:info@neurostart.pro)  
© Балтина Татьяна Валерьевна – доцент, e-mail: [tbalitina@kpfu.ru](mailto:tbalitina@kpfu.ru)  
© Саченков Оскар Александрович – заведующий кафедрой, e-mail: [4works@bk.ru](mailto:4works@bk.ru)

- ID 0000-0002-1107-2152  
ID 0000-0001-8257-0610  
ID 0000-0001-8257-0610  
ID 0000-0003-3798-7665  
ID 0000-0002-8554-2938



Эта статья доступна в соответствии с условиями лицензии Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

интерпретацию медицинских изображений с целью выявления патологических изменений. В медицине и биологии для кластеризации различные типы данных, включая клинические данные пациентов из медицинских информационных систем, такие как записи о диагностике, лечении и истории болезни, а также данные маршрутов и клинических путей пациентов, отражающие их перемещение по медицинским учреждениям и использование медицинских услуг [3; 4]. Помимо этого, кластеризация используется для анализа функциональных, клинических и антропометрических показателей, что позволяет дифференцировать группы по биомедицинским параметрам, включая возраст, пол и состояние здоровья [5]. Особое значение имеют медицинские изображения (рентгеновские снимки, МРТ-изображения, микроскопические данные), которые способствуют выявлению подтипов заболеваний и прогнозированию их течения [6–8]. Таким образом, кластеризация в медицине и биологии охватывает как структурированные, так и неструктурированные данные, обеспечивая эффективное решение задач классификации, сегментации, идентификации аномалий и поддержки клинических решений.

Благодаря развитию видеоанализа стало возможным автоматически группировать и классифицировать различные позы, положения и конфигурации тела человека на основе статических изображений или видео [9; 10]. Этот метод широко используется в медицинской и реабилитационной практике для анализа движения, оценки уровня функциональности, выявления нарушений координации и разработки персонализированных программ реабилитации.

При кластеризации в видеоанализе возникает ряд сложностей. Во-первых, видеоданные имеют высокую размерность и сложную структуру, что требует значительных вычислительных ресурсов и продвинутых методов для выделения релевантных признаков [11–13]. Во-вторых, объекты в видео могут иметь неправильные, динамически меняющиеся формы и быстро двигаться, поэтому алгоритмы должны адаптироваться к вариабельности и неустойчивости данных [14].

В-третьих, большое число выбросов и шумов, присущих видео, затрудняет точное выявление кластеров, особенно если использовать классические методы, чувствительные к шуму [15; 16]. Наконец, параметризация алгоритмов кластеризации, включая выбор порогов плотности и метрик расстояний, требует тщательного подбора и настройки в зависимости от специфики видео и целей анализа.

Кластеризация данных с использованием персистентных гомологий стала актуальным и действенным инструментом для анализа структуры данных [17] и позволяет решить часть названных проблем. Персистентные гомологии обладают устойчивостью к шуму в данных, что связано с их способностью выявлять и отображать топологические признаки, сохраняющиеся на различных масштабах.

В частности, персистентные диаграммы, используемые для представления персистентной гомологии, характеризуют структуры, которые существуют длительное время при изменении параметров анализа, тогда как короткоживущие структуры обычно интерпретируются как шумовые флуктуации. Этот метод позволяет выявить сложные взаимосвязи и структуры в данных, которые могут быть недоступны для традиционных алгоритмов кластеризации, таких как *k-means*, *DBSCAN* и т.д. Персистентные гомологии предоставляют возможность изучать топологические свойства данных, такие как связность, циклы и пустоты, что особенно полезно для медицинских исследований, где данные часто имеют многомерную природу и сложную структуру [18; 19]. В частности, персистентные гомологии, могут быть использованы для анализа медицинских изображений, таких как МРТ, КТ и УЗИ [20].

Применение персистентных гомологий в видеоанализе обусловлено тем, что в процессе обработки видеозаписей ключевые параметры фиксируются на каждом отдельном кадре, формируя таким образом многомерные временные ряды. Топологический анализ временных рядов с использованием персистентной гомологии позволяет выявлять устойчивые структурные характеристики данных, которые сохраняются на разных масштабах фильтрации, что особенно важно для обработки шумных и динамичных видео-данных. Метод фильтрации Морса [21; 22] служит инструментом для построения последовательностей вложенных топологических пространств, обеспечивая эффективное выявление иерархической структуры изменений временных рядов. За счет вычисления моментов появления и исчезновения топологических признаков персистентная гомология предоставляет инвариантные к деформациям и шуму характеристики, способствующие более точной кластеризации.

В целях верификации параллельно с видеозаписью выполнялось стабилометрическое тестирование, позволяющее получить объективные количественные параметры постуральной устойчивости испытуемых. Для обоих типов данных – стабилометрических и видеоданных – была выполнена кластеризация по группам испытуемых. Основная задача заключалась в сравнительном анализе и верификации кластерных структур, полученных из видеоданных и стабилометрии, с целью оценки согласованности и дополнительной информативности данных методов при изучении двигательных характеристик испытуемых.

Целью данной работы является разработка и применение методов кластеризации испытуемых на основе топологического анализа видеоданных с использованием персистентных гомологий для выявления устойчивых паттернов, а также проведение параллельной кластеризации стабилометрических данных с целью повышения надежности интерпретации и улучшения качества диагностики и мониторинга постуральной устойчивости.

## Материалы и методы

Проведение исследования можно условно разделить на этапы, приведенные в таблице. Разработанный программный комплекс обладает удобным интерфейсом для загрузки и обрезки видеозаписей с извлечением ключевых фрагментов. Взаимодействие с пользователем начинается с разметки первого кадра, включающей отметку контрольных точек на человеческой фигуре и фоне. Далее система автоматически обрабатывает последующие кадры на основе данных предыдущей разметки. Для каждого кадра выполняется сегментация изображения, где каждый пиксель классифицируется в один из предопределенных классов – «человек» или «фон». На основе полученных сегментированных данных определяются ключевые анатомические точки и геометрические параметры, необходимые для анализа симметричности позиционирования тела. Результаты обработки, включая числовые данные, сохраняются в структурированные таблицы и сопровождаются графиками для упрощения интерпретации.

Детализация методологии анализа позы представлена в последующих разделах.

### Субъект исследования

На базе Казанского федерального университета (Институт фундаментальной медицины и биологии), были проведены съемки видео. Группа испытуемых

### Этапы проведения исследования

№ шага	Действие
1	Запись видеоряда
2	Предобработка видео
2, а	Выделение нужного фрагмента из видеоряда
2, б	Разметка первого кадра
3	Покадровая обработка
3, а	Идентификация исследуемого на изображении по данным предыдущего кадра
3, б	Поиск опорных линий и точек
3, в	Определение необходимых характеристик
4	Запись результатов в виде временного ряда
5	Анализ полученных данных методами топологического анализа
6	Кластеризация участников
7	Анализ полученных результатов

включала 7 мужчин в возрасте от 23 до 30 лет и 7 женщин в возрасте от 19 до 27 лет. Ни один из здоровых участников исследования не имел скелетно-мышечных или неврологических нарушений, которые могли бы повлиять на сохранение постурального баланса. Все процедуры проводились после получения информированного добровольного согласия участников в соответствии с положениями Хельсинкской декларации Всемирной медицинской ассоциации. Протокол исследования был утвержден локальным этическим комитетом ФГАОУ ВО КФУ (протокол № 34 от 27.01.2022). Каждый участник предоставил письменное информированное согласие, подписанное после получения полной информации о возможных рисках, преимуществах и характере исследования.

### Проведение съемки

Разработанный эксперимент требует соблюдения следующих методологических условий:

1. Требования к одежде испытуемого: на испытуемого надевалась облегающая одежда (спортивная форма или базовое белье), обеспечивающая четкую визуализацию контуров тела без деформации или скрытия анатомических деталей.

2. Позиционирование испытуемого:

- испытуемый размещался боком к камере, ноги фиксировались в расслабленном положении с выравниванием пяток по одной горизонтальной линии. Руки вытянуты перед собой – осуществлялась проба Ромберга (рис. 1) [23];

- взгляд фокусировался на фиксированной точке в пространстве для обеспечения стабильности позы (для теста «открытые глаза»). Глаза закрыты для соответствующего теста «закрытые глаза»;

- расстояние между испытуемым и фоном должно составляло не менее 1,5 м, чтобы минимизировать влияние фоновых объектов на визуальное распознавание.

3. Настройка оборудования:

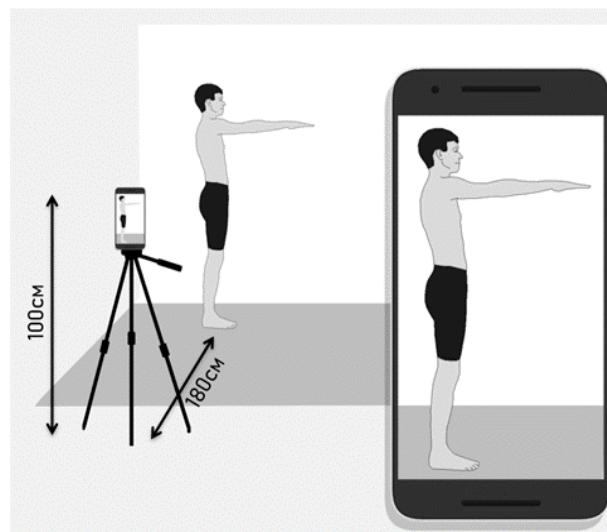


Рис. 1. Схематичное представление процесса съемки

• камера монтировалась на штатив для устранения вибрационных помех. Высота установки определялась ростом испытуемого:

- 90–100 см – для роста 150–170 см;
- 100–110 см – для роста 170–190 см;
- расстояние от камеры до испытуемого регулировалось до  $180 \pm 5$  см для обеспечения полного включения объекта в кадр.

4. Визуальное центрирование: испытуемый позиционировался точно в центре кадра, что обеспечивает равномерность освещения и минимизирует искажения при сегментации изображения.

### Детекция и трекинг объекта на видеоданных

Распознавание и сегментация объекта на изображениях выполнялись с применением предобученной нейронной сети *Segment Anything Model (SAM)*, специализирующейся на сегментации изображений (рис. 2, а). Модель поддерживает интерактивное взаимодействие с пользователем через подсказки и в режиме реального времени генерирует маски сегментации, что реализуется на основе модели *SAM* [24]. Архитектура сети обеспечивает автоматическое выделение объектов и фоновых областей, что повышает эффективность обработки визуальной информации. Помимо задач компьютерного зрения, модель демонстрирует адаптивность к анализу медицинских изображений и другим прикладным сценариям [25].

Для отслеживания объекта в последовательных кадрах использовался алгоритм, основанный на сохранении характеристик объекта из предыдущего кадра. Процесс включал следующие этапы:

1. Анализ последовательности кадров. На каждом последующем кадре система идентифицирует ключевые точки объекта, соответствующие его геометрическим и топологическим особенностям.

2. Обновление положения объекта. С помощью методов интерполяции и сравнения позиция объекта корректируется в реальном времени, что позволяет

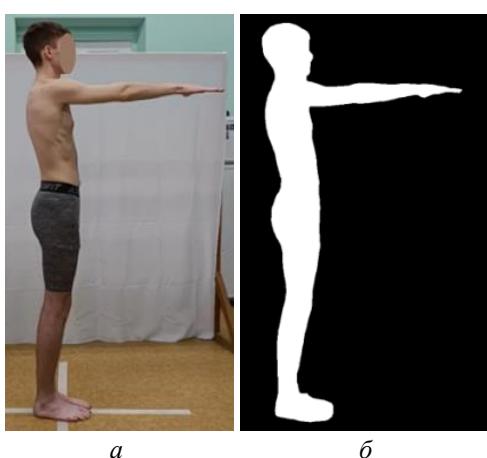


Рис. 2. Процесс сегментации изображения:  
а – первый кадр видеозаписи, б – бинаризация

сохранять точность трекинга даже при изменениях формы, размера или ориентации объекта [26–28].

На завершающем этапе изображение бинаризировалось (рис. 2, б), что позволило разбить его на семантические сегменты: голова, торс, конечности (руки и ноги). Этот процесс обеспечивает дифференциацию объекта и фона, а также подготовку данных для последующего анализа анатомической симметрии и кинематики движений.

### Определение ключевых параметров на видеозаписи

Определим некоторые опорные линии и точки, которые необходимы для расчета вышеперечисленных параметров.

В результате сегментирования нейросетью получаем маску (рис. 2, б), представляющую собой бинарный массив:

$$A = \{a_{ij}\}, a_{ij} \in \{0,1\}, i = \overline{1, m}, j = \overline{1, n}, \quad (1)$$

где  $m \times n$  – размер исходного изображения, элементы которого равны «1», если пиксель изображения принадлежит области интереса, и «0», если пиксель является фоном.

Далее по контуру человека строились опорные точки, для этого разделили фигуру человека на левую и правую части (относительно наблюдателя), и пусть линия, разделяющая части, – вертикаль с максимальным количеством единичных элементов:

$$x_{\text{middle}} = \max_j \sum_{i=1}^m a_{ij}, \quad j = \overline{1, n}, \quad y_{\text{middle}} = \overline{1, m}. \quad (2)$$

Данная линия делит исходный массив на два подмассива:

$$A_{\text{left}} = \{a_{ij}\}, i = \overline{1, m}, \quad j = \overline{1, x_{\text{middle}}}, \quad (3)$$

$$A_{\text{right}} = \{a_{ij}\}, i = \overline{1, m}, \quad j = \overline{x_{\text{middle}} + 1, n},$$

и представлена черной вертикальной линией на рис. 3, а.

Рассмотрим график сумм по строкам от левого массива

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}, \quad j = \overline{1, x_{\text{middle}}}, \quad (4)$$

и выполним его сглаживание методом *LOESS*. Данный метод представляет собой непараметрический подход к сглаживанию данных, основанный на локальной взвешенной полиномиальной регрессии. В работе использовалось окно сглаживания размером 150 пикселей. Полученный график позволил определить следующие опорные точки: точка затылка, задней части шеи, лопаток, талии и ягодиц, так как они представляют локальные минимумы или максимумы (см. рис. 3, а).

Аналогичным образом анализировалась правая сторона, на которой устанавливалась разделительная линия, отделяющая конечность от туловища. Для этого на правом массиве (красным на рис. 3, а (фиолетовым на

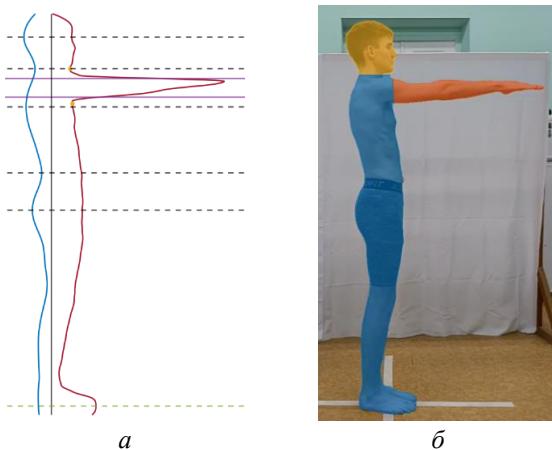


Рис. 3. Определение опорных линий:

*а* – график левой стороны (синяя линия), график правой стороны (красная линия), максимальная вертикаль (вертикальная линия), уровень затылка шеи, лопатки, талии, ягодиц (пунктирные черные линии), линия стопы (пунктирная зеленая линия), вспомогательные для определения зоны рук (фиолетовые линии), желтые точки определяют границы зоны рук и областей;  
*б* – область головы (желтый), тела (синий), рук (оранжевым)

рис. 3, *a*). В окрестности этой линии локальные минимумы являются точками, где тело (синим на рис. 3, *б*) можно отделить от рук (оранжевым на рис. 3, *б*). Также зная положение шеи на левой стороне и точку соединения зоны рук и головы (она является общей для всех трех зон), можно отделить область головы от области тела (желтым на рис. 3, *б*).

Для построения скелета определялось положение 12 точек (рис. 4).

Положение точки  $K_1$  задавалось как координаты центра масс головы (желтая область на рис. 3, *б*):

$$x_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n j A_{\text{head}_{i,j}}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A_{\text{head}_{i,j}}}, y_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n i A_{\text{head}_{i,j}}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A_{\text{head}_{i,j}}}, \quad (5)$$

где  $A_{\text{head}}$  – массив-маска для области головы.

Положение точки  $K_2$  определялось как середина линии между точкой шеи на левой стороне и верхней точкой соединения руки и тела (см. рис. 4). Эта точка отражает центральную часть верхней части туловища. Точка  $K_3$  находится на уровне лопаток и делит горизонтальную линию, проходящую через тело, пополам. Аналогично точке  $K_3$ , точки  $K_4$  и  $K_5$  определяются на уровнях талии и таза соответственно. Каждая из этих точек также делит горизонтальную линию, проходящую через соответствующий уровень тела, пополам, что обеспечивает равномерное распределение контрольных точек по высоте тела. Точка

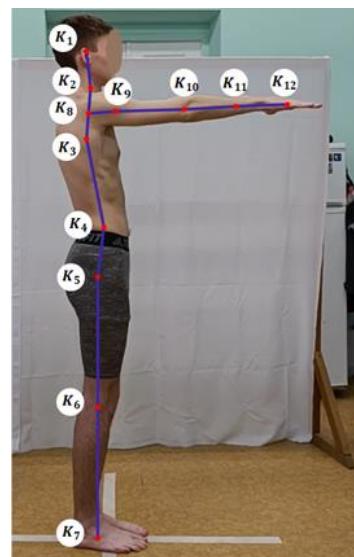


Рис. 4. Визуализация опорных линий и точек

$K_6$  расположена вертикально между точкой  $K_5$  и зеленой линией, представляющей уровень стопы (см. рис. 4). По горизонтали ее положение аналогично точкам  $K_3$ ,  $K_4$ , и  $K_5$ , то есть она делит горизонтальную линию на данном уровне пополам.

Точка  $K_7$  лежит на уровне зеленой линии, представляющей уровень стопы, и имеет ту же горизонтальную координату, что и точка  $K_6$ . Это обеспечивает согласованность позиционирования нижней части тела.

Для описания положения рук были определены дополнительные точки. Точка  $K_8$  определялась как середина отрезка, соединяющего точки  $K_2$  и  $K_3$ . Она служит базовой точкой для дальнейшего описания рук. Точка  $K_9$  являлась серединой отрезка между граничными точками рук (желтые точки на рис. 3, *а*). Если расстояние между вертикальной линией, проведенной через точку  $K_9$  и кончиками пальцев обозначить как  $L$ , то точки  $K_{10}$ ,  $K_{11}$  и  $K_{12}$  будут находиться на расстояниях  $1/3L$ ,  $7/12L$ , и  $5/6L$  от точки  $K_9$  соответственно.

Положение всех определенных точек  $K_1-K_9$  регистрировалось во времени. Это позволяло отслеживать изменения углов и взаимного расположения элементов тела, анализируя динамику позы человека.

Введем углы, представленные на рис. 5, для отслеживания положения тела. Для этого определим следующие векторы, построенные по опорным точкам:

$$\begin{aligned}\overrightarrow{K_8 K_{11}} &= K_{11} - K_8, \\ \overrightarrow{K_4 K_1} &= K_1 - K_4, \\ \overrightarrow{K_4 K_5} &= K_5 - K_4,\end{aligned}\quad (6)$$

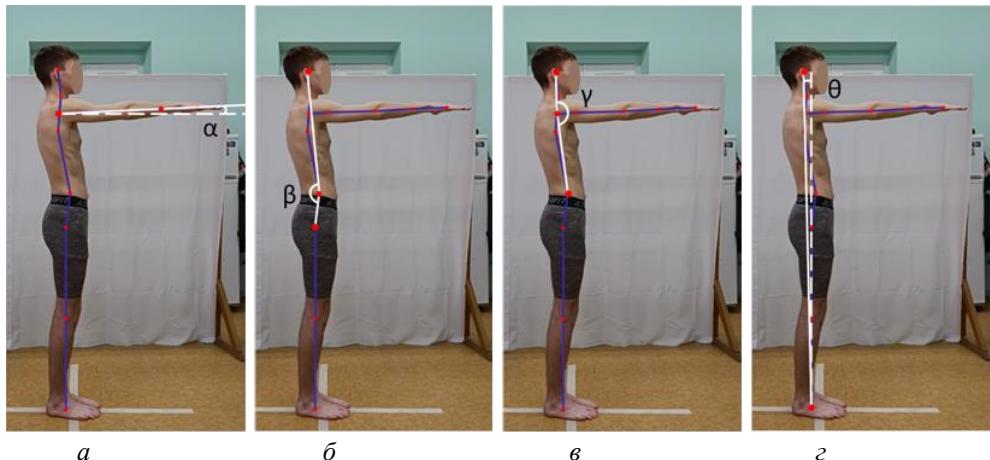


Рис. 5. Измеряемые углы: *а* – угол  $\alpha$  отклонения линии рук от горизонта; *б* – угол  $\beta$  в пояснице; *в* – угол  $\gamma$  в грудном отделе; *г* – угол  $\theta$  отклонения тела от вертикали

$$\overrightarrow{K_8K_1} = K_1 - K_8,$$

$$\overrightarrow{K_8K_4} = K_4 - K_8,$$

$$\overrightarrow{K_7K_1} = K_1 - K_7,$$

а также зададим горизонтальный и вертикальный векторы:

$$\begin{aligned}\vec{x} &= (1, 0), \\ \vec{y} &= (0, 1).\end{aligned}\quad (7)$$

Для анализа выделили четыре угла, которые определяются формулами:

$$\begin{aligned}\alpha &= \arccos\left(\frac{\overrightarrow{K_8K_{11}} \cdot \vec{x}}{|\overrightarrow{K_8K_{11}}|}\right), \\ \beta &= \arccos\left(\frac{\overrightarrow{K_4K_1} \cdot \overrightarrow{K_4K_5}}{|\overrightarrow{K_4K_1}| \cdot |\overrightarrow{K_4K_5}|}\right), \\ \gamma &= \arccos\left(\frac{\overrightarrow{K_8K_1} \cdot \overrightarrow{K_8K_4}}{|\overrightarrow{K_8K_1}| \cdot |\overrightarrow{K_8K_4}|}\right), \\ \theta &= \arccos\left(\frac{\overrightarrow{K_7K_1} \cdot \vec{y}}{|\overrightarrow{K_7K_1}|}\right).\end{aligned}\quad (8)$$

Угол  $\alpha$  (рис. 5, *а*) определяется как угол между горизонталью и линией, соединяющей точки  $K_8$  и  $K_{11}$ , и считается положительным, если руки подняты, а отрицательным – если опущены. Угол  $\beta$  (рис. 5, *б*) показывает прогиб в поясничном отделе как угол между линиями, соединяющими точки  $K_1$ ,  $K_4$  и  $K_4$ ,  $K_5$ . Угол  $\gamma$  (рис. 5, *в*) – это угол между линией, соединяющей точки  $K_1$ ,  $K_8$  и точки  $K_8$ ,  $K_4$ . Угол  $\theta$  (рис. 5, *г*) показывает отклонение центра масс головы от вертикали линии, соединяющей точки  $K_1$  и  $K_7$ , и считается положительным при отклонении головы назад и отрицательным при отклонении вперед.

С помощью анализа изменения данных углов могут быть сделаны выводы об изменении положения тела человека со временем. Интерес представляют максимальные отклонения от начального положения, размахи, сам вид зависимости (линейный, с колебаниями, и т.д.). Также интерес представляет рассмотрение отличий в изменении угла при закрытых и открытых глазах.

### Топологический анализ данных

Фильтрация Морса – это понятие в теории Морса, которое изучает топологию многообразий через гладкие функции [29]. Фильтрация Морса позволяет анализировать временную структуру данных, отслеживая изменения в количестве связанных компонентов при прохождении через критические точки функции. В статье [30] подробно описываются фильтрации Морса для одномерных функциональных данных  $f(t)$ , представленных в виде

$$f(t) = \mu(t) + \epsilon(t), \quad (9)$$

Функция  $\mu(t)$  называется морсовой, если все ее критические точки различны и негенеративны (гессиан не равен нулю). Для одномерной функции Морса  $y = \mu(t)$ , определяется множество подуровней  $R(y)$  как

$$R_y = \{t \in R : \mu(t) \leq y\}. \quad (10)$$

Последовательность подуровневых множеств  $R_y$  образует фильтрацию Морса при увеличении  $y$ :

$$R_{y1} \subset R_{y2} \subset R_{y3} \subset \dots \quad (11)$$

Ключевым моментом фильтрации Морса является отслеживание изменений в числе связанных компонентов  $\beta_0(R_y)$ , которое называется нулевым числом Бетти [31; 32]. Это число подсчитывает количество связанных частей подуровневого множества  $R_y$ .

При достижении локального минимума  $g_i$  подуровневое множество добавляет новую связанную компоненту:

$$\beta_0(R_{g_i-\varepsilon}) = \beta_0(R_{g_i}) + 1, \quad (12)$$

где  $\varepsilon$  – это малая положительная величина, которая используется для описания поведения топологических характеристик при небольшом изменении уровня  $u$ . Новая компонента «рождается» в точке  $g_i$ .

При достижении локального максимума  $h_i$  две связанные компоненты объединяются в одну:

$$\beta_0(R_{h_i+\varepsilon}) = \beta_0(R_{h_i}) - 1, \quad (13)$$

где  $h_i$  – критическая точка (локальный максимум). При переходе от  $R_{h_i}$  к  $R_{h_i+\varepsilon}$  происходит слияние двух связных компонент в одну. Это соответствует смерти одной из связных компонент. Следовательно, количество связных компонент уменьшается на единицу. Одна из компонент «умирает», а другая продолжает существовать.

Для паросочетания рождений и смертей применяется правило старшинства. Когда две компоненты объединяются при прохождении через максимум  $h_i$ , выбирается компонента, которая родилась позже (т.е. соответствует большему значению минимума). Таким образом, каждому минимуму  $g_i$  ставится в соответствие максимум  $h_i$ , и формируется пара  $(g_i, h_i)$ . На основе пар  $(g_i, h_i)$  строится диаграмма рождения и смерти. По оси абсцисс откладываются значения рождения  $(g_i)$ , а по оси ординат откладываются значения смерти  $(h_i)$ . Каждая точка на диаграмме соответствует паре  $(g_i, h_i)$ , характеризующей временную жизнь связанной компоненты.

### Кластеризация диаграмм персистентности

Кластеризация диаграмм персистентности необходима для анализа групп данных, обладающих схожими топологическими характеристиками [33]. Для кластеризации необходимо определить расстояние между диаграммами персистентности. Наиболее часто используемой метрикой является расстояние Вассерштейна ( $W_p$ ) [34].

Расстояние Вассерштейна измеряет минимальную «стоимость» преобразования одной диаграммы в другую. Расстояние Вассерштейна  $W_p(D_1, D_2)$  определяется как инфимум по всем возможным биекциям  $s$

$$W_p(D_1, D_2) = \left( \inf_{s: D_1 \rightarrow D_2} \sum_{x \in D_1} \|x - s(x)\|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (14)$$

где  $s$  – биекция между точками диаграмм  $D_1$  и  $D_2$ .

Здесь  $p$  равно 2, то есть минимизируется сумма квадратов евклидовых расстояний. Для каждой пары диаграмм  $(D_i, D_j)$  производилось вычисление расстояния Вассерштейна  $W_p(D_i, D_j)$ . Чтобы сравнить две диаграммы персистентности  $X$  и  $Y$ , понятие расстояния между этими диаграммами определялось с помощью метрики Вассерштейна следующим образом. Биекция  $s: D_1 \rightarrow D_2$ , определялась путем сопоставления всех недиагональных точек в  $D_1$  с недиагональной точкой в  $D_2$ . Точки на диагонали (соответствующие очень короткоживущим и незначительным топологическим признакам) не вносят вклад в расстояние между диаграммами персистентности. В случае, если две диаграммы содержат неравное количество точек, разрешается сопоставлять точки с их проекцией на диагональ, фактически игнорируя их. Сопоставление точек на диаграммах требует решения задачи назначения, что проще, если количество точек на обеих диаграммах одинаково. Поэтому на практике проекции недиагональных точек на диагональ обмениваются между диаграммами персистентности до получения совпадений [35]. Для решения задачи о назначениях [36] применялся венгерский алгоритм к матрице, представляющей из себя матрицу расстояний между обновленными диаграммами персистентности с одинаковым количеством точек. Для этого осуществлялась редукция по строкам. Из каждого элемента строки матрицы вычитается минимальный элемент этой строки. В результате в каждой строке появляется хотя бы один ноль. Аналогично осуществляется редукция по столбцам. В полученной матрице нули покрываются минимально возможным числом горизонтальных и вертикальных линий. Если число линий равно размеру матрицы, найдено оптимальное решение. Производится поиск независимой системы нулей (ни в одной строке и ни в одном столбце не должно быть более одного выбранного нуля). Если такая система найдена, соответствующее назначение является оптимальным. Все числа, стоящие на данных позициях в исходной матрице, складываются. Это и есть элемент  $M_{ij} = W_p(D_i, D_j)$ . Результат записывался в соответствующую ячейку матрицы Вассерштейна  $M$ :  $M_{ij} = W_p(D_i, D_j)$ . Необходимо убедиться, что матрица  $M$  симметрична ( $M_{ij} = M_{ji}$ ) и имеет нулевые диагональные элементы ( $M_{ii} = 0$ ).

Для кластеризации матрицы расстояний Вассерштейна сначала выполнялось преобразование данных с помощью многомерного масштабирования (*MDS*) [37], в результате чего формировались матрица векторов признаков. Для выделения структурных характеристик и получения низкоразмерного представления данных к этой матрице применялось

сингулярное разложение (SVD) [38]. Оптимальное число главных компонент определялось на основе кумулятивной суммы квадратов сингулярных значений, выбирая минимальное количество компонент, обеспечивающее объяснение не менее 95 % дисперсии. Далее исходные данные проецировались на выбранные главные компоненты. Кластеризация проводится с использованием алгоритма  $k$ -средних с повторными запусками для повышения устойчивости результата, реализованными посредством многократного выбора случайных начальных центроидов.

### Верификация результатов

Для верификации результатов данного исследования было проведено параллельное исследование с использованием стабилографической платформы «Стабилоанализатор Стабилан 01-2 (компьютерный с биологической обратной связью)», предназначенный для оценки постуральной устойчивости участника [39; 40]. На платформе регистрировались следующие параметры: смещение центра давления (ЦД) по сагиттали, разброс по сагиттали, площадь эллипса, длина траектории ЦД по фронтали и сагиттали, качество функции равновесия, а также средние угловая и линейная скорости по сагиттали. Регистрация испытуемого на стабилографической платформе осуществлялась одновременно с фиксацией на видеокамеру дважды: с открытыми глазами и с закрытыми глазами.

Для каждого испытуемого формировался вектор признаков на основе перечисленных характеристик. Далее была выполнена кластеризация с целью выявления групп испытуемых с похожими постуральными профилями. Массив с выбранными компонентами кластеризовался с помощью метода  $k$ -средних.

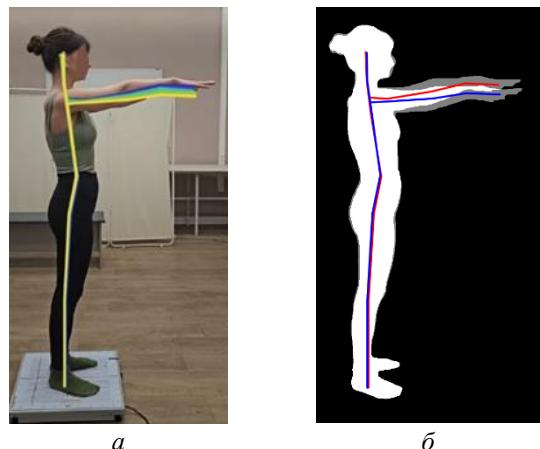


Рис. 6. Графическое представление результата работы программы для участника № 8:  
а – съемка с открытыми глазами (фиолетовая линия показывает первый кадр, желтая линия показывает последний кадр);  
б – соответствующее бинарное изображение в первый и в последний момент времени (красная линия показывает первый кадр, синяя линия показывает последний кадр)

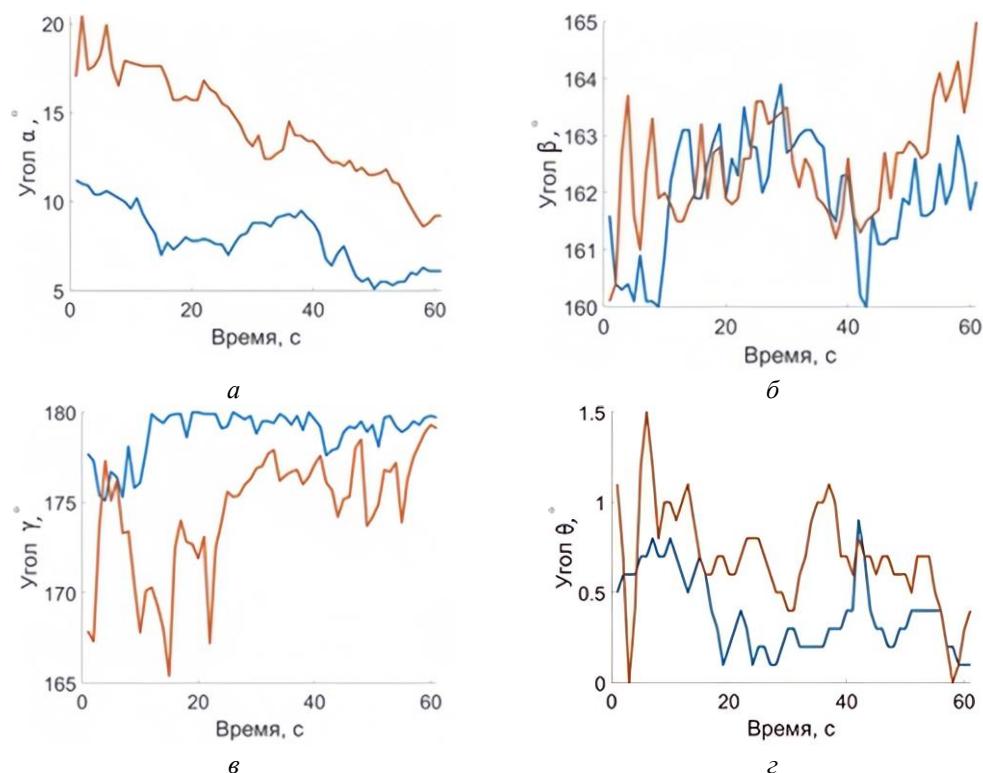


Рис. 7. Изменения углов для испытуемого № 8: а – угол  $\alpha$  (синяя линия открытыые глаза, оранжевая линия закрытые глаза); б – угол  $\beta$  (синяя линия открытыые глаза, оранжевая линия закрытые глаза); в – угол  $\gamma$  (синяя линия открытыые глаза, оранжевая линия закрытые глаза); г – угол  $\theta$  (синяя линия открытыые глаза, оранжевая линия закрытые глаза)

После этого выполнено сравнение полученных кластеров из двух независимых источников данных стабилографии и видеоанализа – с целью оценки согласованности и взаимодополняемости методов.

## Результаты

Для проведения съемки была использована цифровая видеокамера с разрешающей способностью 4к и частотой 60 кадров/с. Запись длилась 40 с. Каждый участник был снят дважды: с открытыми глазами и закрытыми глазами.

Полученные видеоданные были обработаны методом, указанным выше. Выходными данными являются результаты измерения параметров в каждый

момент времени (рис. 7) и набор графических изображений с опорными точками и линиями (рис. 6).

Данные углов представляют собой временные ряды  $f(t)$ , которые исследуются методами топологического анализа. На рис. 8 представлена визуализация процесса рождения и смерти точек, которые будут нанесены на диаграмму персистентности.

Имеем локальные минимумы  $D < F < B$  и локальные максимумы  $E < C < A < G$ .

При  $y = D$  (рис. 8, а) мы имеем единственный связный компонент (серая область). При увеличении значения фильтрации до  $y$  равное  $F$  происходит рождение нового компонента. При локальном максимуме  $y = E$  два набора подуровней сливаются вместе, образуя единый компонент. Это рассматривается как смерть компонента (рис. 8, б). Процесс продолжается до тех пор, пока мы не исчерпаем все критические

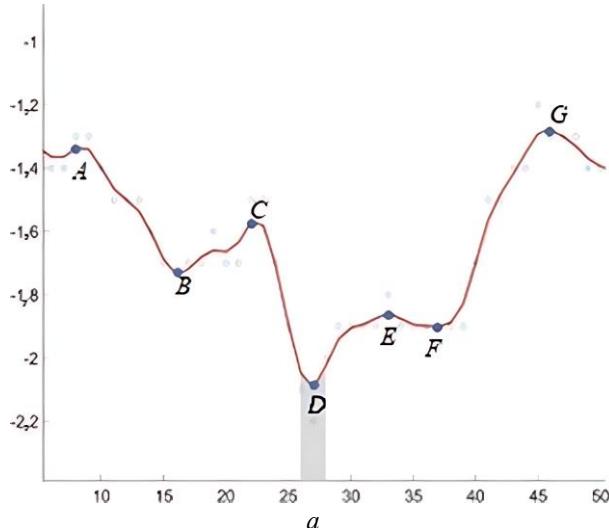


Рис. 8. Рождение и смерть связных компонент в подуровневых множествах в фильтрации Морзе

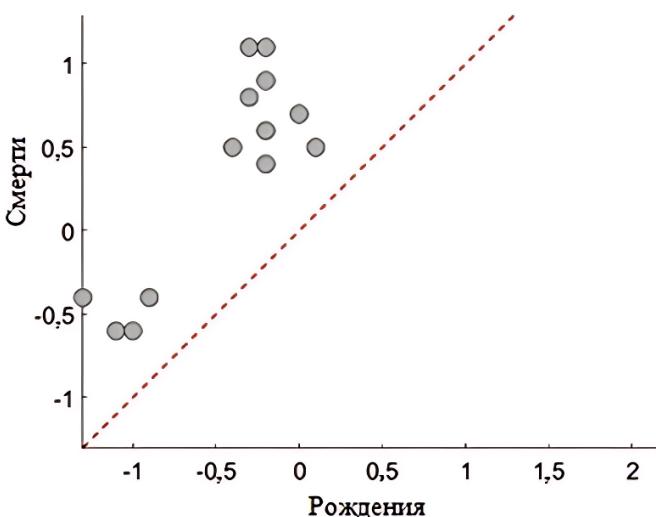
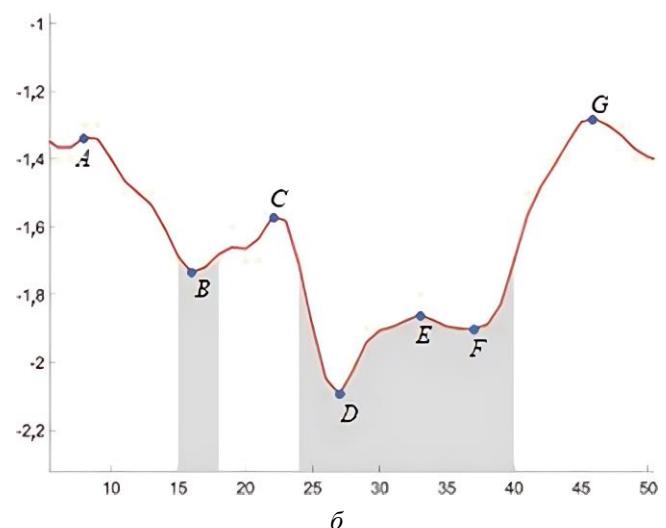


Рис. 9. Диаграмма персистентности

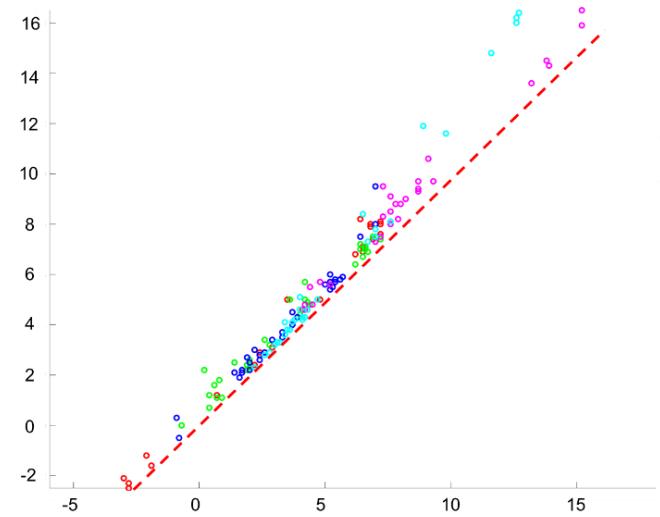


Рис. 10 Зависимость угла  $\alpha$  от линейной скорости.  
1-й диапазон – красный, 2-й диапазон – зеленый,  
3-й диапазон – синий, 4-й диапазон – розовый,  
5-й диапазон – голубой

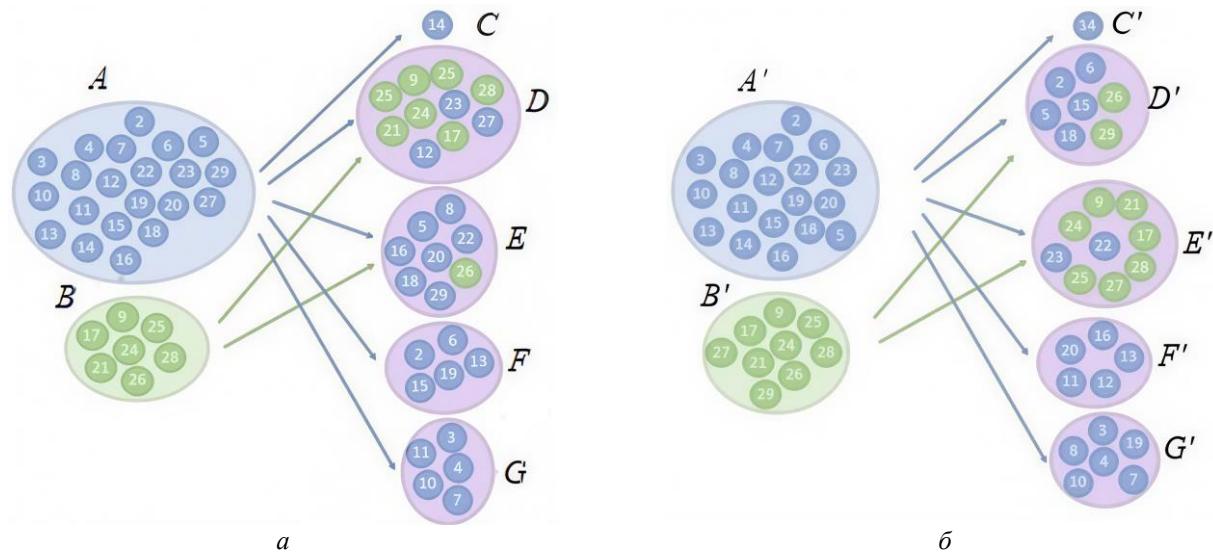


Рис. 11. Результат кластеризации данных, полученных с видеокамеры и со стабилографической платформой:  
 а – тест «открытые глаза», А и В – кластеры, полученные при обработке данных со стабилографической платформы, С, Д, Е, Ф, Г – кластеры, полученные после видеоанализа;  
 б – тест «закрытые глаза», А' и В' – кластеры, полученные при обработке данных со стабилографической платформы,

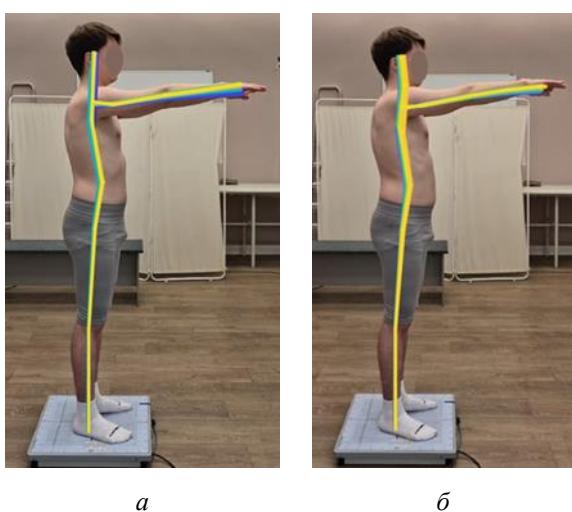


Рис. 12. Графическое представление результата работы программы для испытуемого № 27:  
 а – съемка с открытыми глазами (фиолетовая линия показывает первый фрейм, желтая линия показывает последний фрейм);  
 б – съемка с закрытыми глазами (фиолетовая линия показывает первый фрейм, желтая линия показывает последний фрейм)

значения. Следуя правилу старшинства, мы объединяем в пары рождение и смерть: ( $F, E$ ) и ( $B, C$ ). Другие критические значения объединяются в пары аналогичным образом. Эти парные точки образуют устойчивую диаграмму. Этот процесс называется смертью компонента.

Пары, полученные по каждому временному ряду, наносятся на одну диаграмму персистентности (рис. 9). Точки, попавшие на диагональ, чье время жизни мало, удаляются из рассмотрения.

Для полученных диаграмм проводилось попарное сравнение и кластеризация методами, описанными выше. Данная процедура выполнялась для временных рядов, полученных с тестов «открытые глаза» и «закрытые глаза».

Отобразим точки «рождение и смерть» для всех испытуемых на одной диаграмме и удалим значения, лежащие на диагонали. Выберем один из ключевых стабилографических показателей – линейную скорость и отсортируем всех испытуемых в порядке возрастания по этому показателю. Разделим для наглядности на 5 диапазонов рис. 10. Заметим, что облака точек в каждом следующем диапазоне смещаются и расширяются.

Отобразим точки «рождение и смерть» для всех испытуемых на одной диаграмме и удалим значения, лежащие на диагонали. Выберем один из ключевых стабилографических показателей – линейную скорость и отсортируем всех испытуемых в порядке возрастания по этому показателю. Разделим для наглядности на 5 диапазонов рис. 10. Заметим, что облака точек в каждом следующем диапазоне смещаются и расширяются.

Исследование на стабилографической платформе показало разную наполняемость кластеров для открытых (рис. 11, а) и закрытых глаз (рис. 11, б). Произошел переход испытуемых № 27 и 29.

Странно отметить, что испытуемые, попавшие в кластер  $B$  и  $B'$  (см. рис. 11), в большинстве своем были сгруппированы вместе и при кластеризации данных с видеофиксации. Устойчивость кластеризации проверялась многократными запусками алгоритма  $k$ -средних с различными начальными центроидами, что показало высокую воспроизводимость результатов.

Когда глаза закрыты, человек теряет возможность использовать зрительные сигналы для коррекции положения тела, и его тело начинает реагировать

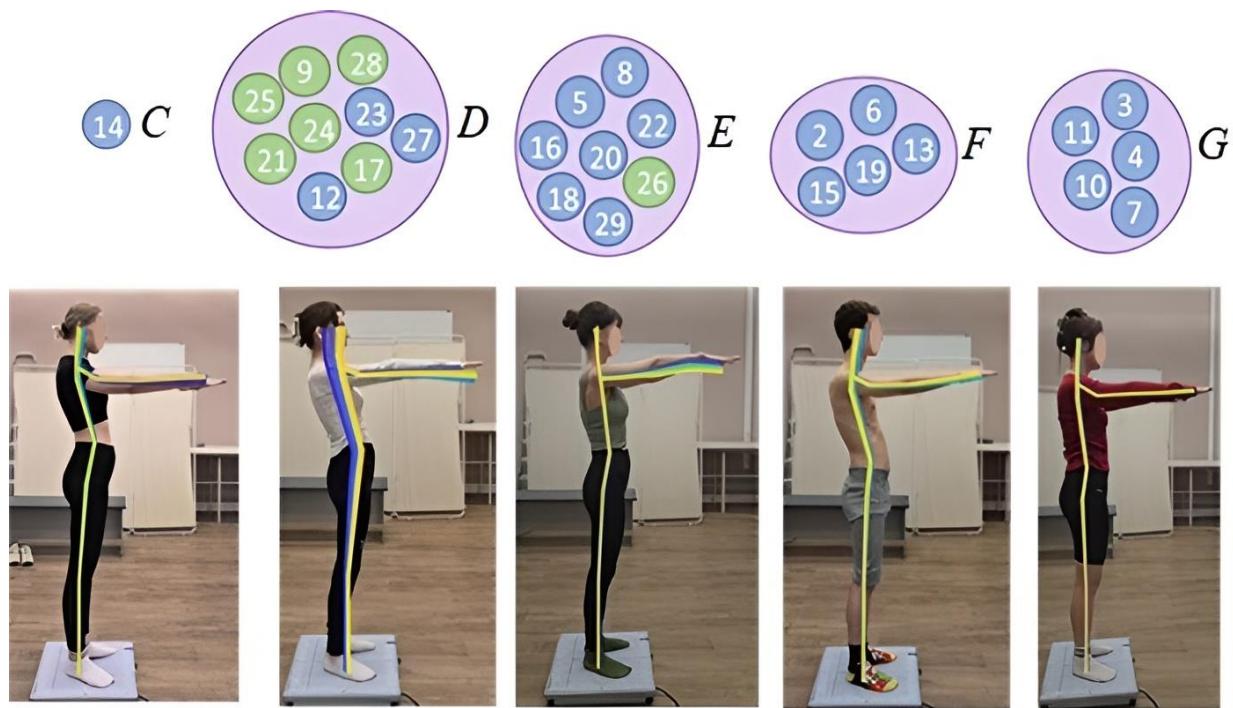


Рис 13. Разделение на кластеры испытуемых в тесте «открытые глаза» по данным видеоанализа

компенсаторными движениями, вызывая изменения углов в суставах (рис. 12, б). Может возникать компенсаторное напряжение мышц шеи, приводящее к изменению угла между головой и туловищем. Это указывает на нестабильность угла  $\gamma$ . Так же, наблюдаются наклоны вперед/назад (угол  $\theta$ ) и увеличение или уменьшение поясничного лордоза (угол  $\beta$ ). Слабость мышц живота или ягодичных мышц может сделать невозможным поддержание нормального поясничного лордоза (рис. 12, а). В этом случае мышцы спины могут перегружаться, что приводит к увеличению лордоза (угла  $\beta$ ).

На рис. 13 представлены по одному представителю из каждой группы в результате кластеризации видеоданных теста Ромберга с «открытыми глазами». Верхняя часть изображения показывает 5 кластеров (обозначены буквами C, D, E, F, G), каждый из которых представлен набором цифровых меток — это индексы испытуемых. В кластере C попал испытуемый с изменением угла в пояснице. В кластере D испытуемые с сильными отклонениями в туловище. В кластере E испытуемые с изменениями угла между линией рук и горизонтали. Кластер F содержит испытуемых, пытающихся держать равновесие, корректируя положение головы. И в кластере G испытуемые, стоящие стабильно без движения.

Опираясь на результаты кластеризации, полученные в тесте «открытые глаза», когда положение тела было более стабильным за счет зрительной составляющей, определим, какие параметры оказывают большее влияние при разделении испытуемых на несколько групп. Метод главных компонент, примененный к усредненным данным углов каждого испытуемого, показал, что наибольший вклад при кластеризации имеют углы  $\theta$  и  $\alpha$  (рис. 14).

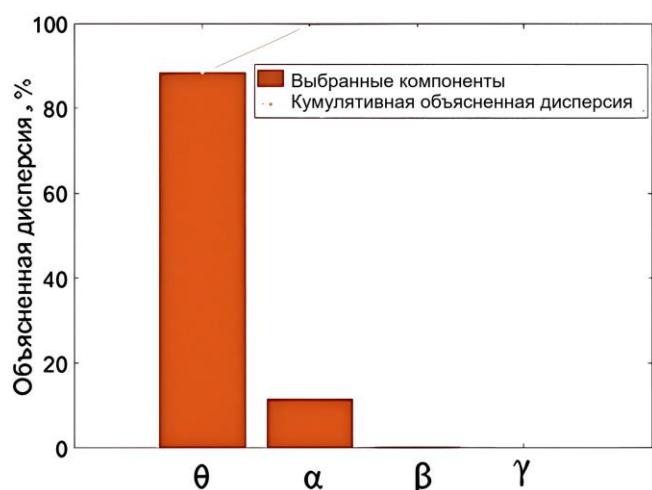


Рис. 14. Каменистая ось, где в качестве факторов выбраны углы  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\theta$

## Обсуждение

Тест Ромберга традиционно используется для оценки функционального состояния вестибулярного аппарата, проприоцептивной системы и координации движений. Наблюдаемые изменения углов в пояснице, отклонения от вертикали, опускание рук и изменение угла наклона головы могут быть связаны с нарушениями в различных системах организма [41; 42].

Проприоцептивная дисфункция приводит к нарушению баланса между мышцами-сгибателями и разгибателями спины, что вызывает компенсаторные изменения в поясничном отделе позвоночника [43]. При снижении проприоцептивной чувствительности испытуемый теряет точную обратную связь, говорящую о положении тела, что приводит к неустойчивости и

отклонению от вертикали. Проприоцептивные рецепторы в мышцах и суставах обеспечивают контроль над позой рук. Их нарушение может вызывать неконтролируемое опускание рук. Все это может способствовать нарушению стабилизации и равновесия.

При закрытии глаз управление равновесием становится менее уверенным: увеличивается амплитуда и частота колебаний тела [44]. При отсутствии зрительной информации именно проприоцепция становится главным источником данных о положении тела, позволяя мозгу корректировать мышечный тонус и координировать движения для сохранения равновесия.

Топологический анализ данных видеофиксации, выполненный для теста Ромберга, позволил выделить несколько групп испытуемых, которые различаются по стратегиям стабилизации равновесия с использованием разных сегментов тела. Это означает, что при выполнении теста разные участники компенсируют нарушение баланса за счет активизации различных частей тела. Такой подход позволяет не только количественно оценить степень постуральной нестабильности, но и качественно выделить индивидуальные механизмы поддержания равновесия, что невозможно при традиционном визуальном или классическом стабилографическом анализе. Топологический анализ выявляет устойчивые структуры и особенности многомерных траекторий движений центра давления и сегментов тела, что дает возможность классифицировать испытуемых по характеру компенсаторных реакций и использовать эти данные для более точной диагностики и персонализированной реабилитации.

Сильное изменение угла  $\alpha$  в течении 40 с говорит о мышечной слабости верхнего плечевого пояса. Угол  $\theta$  позволяет оценить, насколько тело отклоняется от вертикальной оси. Это важно для диагностики неустойчивости позы человека. Когда человек теряет равновесие, вся ось тела может наклоняться в одну сторону. Анализ угла  $\theta$  помогает выявить эти реакции и их связь с общей динамикой тела. В процессе тестирования угол  $\theta$  может использоваться для мониторинга прогресса участника. Снижение амплитуды колебаний угла  $\theta$  свидетельствует об улучшении баланса. Важность анализа данного угла подтверждается результатом метода главных компонент. Измерение углов  $\alpha$  и  $\theta$  может дополнять другие методы оценки баланса, такие как анализ центра давления или использование специальных платформ для исследования равновесия [45; 46].

При открытых глазах зрение активно участвует в поддержании равновесия, поэтому кластеры формируются на основе показателей, включающих визуальную составляющую. При закрытии глаз зрительная информация отключается, и для поддержания равновесия становятся решающими проприоцептивные и вестибулярные механизмы. Переход участников № 27 и 29 из одного кластера в другой при закрытых глазах свидетельствует о том, что

у них изменился профиль сенсорного контроля равновесия — возможно, они менее эффективно компенсируют потерю зрения или используют другие стратегии стабилизации.

На приведенной диаграмме точки «рождение и смерть» для разных испытуемых отображены разными цветами, что позволяет проследить распределение данных по одному из ключевых стабилографических показателей — линейной скорости. Испытуемые отсортированы по возрастанию этого показателя и разделены на 5 диапазонов, как показано на рис. 10. Это указывает на характерные особенности этих данных, а также на наличие корреляции между данными видеоанализа и стабилографической платформы. Расширение облака точек вверх и вдоль диагонали может быть маркером увеличения вариабельности между испытуемыми или появления новых топологических паттернов.

Стабилографическое исследование выявило две кластерные группы испытуемых, что свидетельствует об ограниченной способности данного метода дифференцировать сложные постуральные паттерны. В то же время применение видеоанализа с последующим топологическим анализом позволило значительно углубить стратификацию, выделив пять различных кластеров, отражающих более тонкие и вариативные аспекты динамики позы и контроля равновесия — корректировка положения за счет изменения угла в пояснице (кластер C), отклонения туловища от вертикали (кластер D), изменения угла между линией рук и горизонталью (кластер E), изменения положения головы (кластер F), а также пятый кластер G, где испытуемые стояли стablyно без движения. Такое расширенное разделение подтверждает более высокую чувствительность и информативность видеоданных в сочетании с методами персистентных гомологий по сравнению с классическими стабилометрическими измерениями, что подчеркивает потенциал комплексного многомодального подхода для детального анализа постурального поведения испытуемых.

Техническая составляющая данного исследования также, несомненно, присутствует; из-за несовершенства оптической системы камеры или особенностей проекции объекта на плоскость сенсора возникает явление дисторсии (изображение, захваченное камерой, подвергается геометрическим искажениям) [47; 48]. Дисторсия может существенно влиять на точность анализа данных, особенно в задачах, связанных с количественной оценкой осанки и движений человека, где важны точные координаты ключевых точек тела. Для минимизации влияния дисторсии на анализ осанки и движений человека применяются различные методы коррекции: калибровка камеры, программная коррекция, использование высококачественной оптики и компенсация при постобработке.

## Заключение

Проведенное исследование подтвердило высокую информативность и чувствительность видеоанализа с применением методов топологического анализа для оценки постуральной устойчивости в тесте Ромберга. Применение топологического анализа позволяет не только количественно оценить стабильность позы, но и качественно раскрыть механизмы компенсации дисбаланса, что открывает новые перспективы для персонализированной диагностики и реабилитации. Таким образом, интеграция видеоанализа и топологических методов способствует более глубокому пониманию нейрофизиологических основ постуральной устойчивости и повышает клиническую ценность оценки функционального состояния организма.

## Список литературы

1. Analysis of new nosological models from disease similarities using clustering / L.P. Santamaría, E.P.G. del Valle, G.L. García, M. Zanin, A.R. González, E.M. Ruiz, Y.P. Gallardo, G.S.H. Chan // Proceedings IEEE 33rd international symposium on computer-based medical systems. CBMS-2020, Rochester, 28–30 July 2020 year. – Rochester, 2020. – P. 183–188.
2. Farouk, Y. Early diagnosis of Alzheimer's disease using unsupervised clustering / Y. Farouk, S. Rady // Int. J. Intell. Comput. Inf. Sci. – 2020. – Vol. 20. – P. 112–124.
3. Challenges of clustering multimodal clinical data: review of applications in asthma subtyping / E. Horne, H. Tibble, A. Sheikh, A. Tsanas // JMIR Medical Informatics. – 2020. – Vol. 8, no. 5. – P. e16452.
4. Pina, A. Clustering clinical data in R / A. Pina, M.P. Macedo, R. Henriques. – Mass spectrometry data analysis in proteomics. – New York: Springer New York, 2019. – P. 309–343.
5. Majumder, J. Identifying body size group clusters from anthropometric body composition indicators / J. Majumder, L.K. Sharma // Journal of ecophysiology and occupational health. – 2015. – Vol. 15, no. 3/4. – P. 81.
6. Armya, R.E.A. Medical images segmentation based on unsupervised algorithms: a review / R.E.A. Armya, A.M. Abdulazeez // Qubahan Academic Journal. – 2021. – Vol. 1, no. 2. – P. 71–80.
7. Al-Jawher, W.A.M. Clustering of medical images using multiwavelet transform and K-means algorithms / W.A.M. Al-Jawher, S.A.A. Shaban // Journal Port Science Research. – 2022. – Vol. 5, no. 1. – P. 35–42.
8. Syafira, P.A. Chest X-ray images clustering using convolutional autoencoder for lung disease detection / P.A. Syafira, N. Yudistira, D. Kurnianingtyas // JOIV: International Journal on Informatics Visualization. – 2025. – Vol. 9, no. 2. – P. 838–844.
9. The automatization of the gait analysis by the Vicon video system: a pilot study / V. Smirnova, R. Khamatnurova, N. Kharin, E. Yaikova, T. Baltina, O.A. Sachenkov // Sensors. – 2022. – Vol. 22, no. 19. – P. 7178.
10. Разработка методики и программного обеспечения для количественной оценки асимметрии тела и статической координации пациента по данным видеофиксации / В.В. Смирнова, Е.В. Семенова, Б.Р. Самигуллин, Т.В. Балтина, О.А. Саченков // Российский журнал биомеханики. – 2025. – Т. 29, № 2. – С. 83–95.
11. Visualization and visual analytics approach for image and video datasets: A survey / S. Afzal, S. Ghani, M.M. Hittawe, S.F. Rashid, O.M. Knio, M. Hadwiger, I. Hoteit // ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems. – 2023. – Vol. 13, no. 1. – P. 1–41.
12. Deep learning on computational-resource-limited platforms: A survey / C. Chen, P. Zhang, H. Zhang, J. Dai, Y. Yi, H. Zhang, Y. Zhang // Mobile Information Systems. – 2020, no. 1. – P. 8454327.
13. Spectral analysis of stabilographic signals by Fourier and Hilbert–Huang methods / M.V. Dakinova, L.M. Bikchentaeva, I.S. Tagirova, T.V. Baltina, G.G. Yafarova, O.A. Sachenkov // Proceedings of the VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT-2022), Samara, 23–26 May 2022 year. – Samara, 2022. – P. 1–4.
14. Time curves: Folding time to visualize patterns of temporal evolution in data / B. Bach, C. Shi, N. Heulot, T. Madhyastha, T. Grabowski, P. Dragicevic // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. – 2015. – Vol. 22, no. 1. – P. 559–568.
15. Kwon, Y. Noise-tolerant trajectory distance computation in the presence of inherent noise for video surveillance applications / Y. Kwon, J. Moon, Y. Chung // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 92400–92418.
16. A comparison among keyframe extraction techniques for CNN classification based on video periocular images / C. Toledo Ferraz, W. Barcellos, O. Pereira Junior, T. Trevisan Negri Borges, M. Garcia Manzato, A. Gonzaga, J. Hiroki Saito // Multimedia Tools and Applications. – 2021. – Vol. 80, no. 8. – P. 12843–12856.
17. Edelsbrunner, H. Topological persistence and simplification / H. Edelsbrunner, D. Letscher, A. Zomorodian // Discrete and Computational Geometry. – 2002. – Vol. 28, no. 4. – P. 511–533.
18. Xia, K. Persistent homology analysis of protein structure, flexibility and folding / K. Xia, G.-W. Wei // International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering. – 2014. – Vol. 30, no. 8. – P. 814–844.
19. Ichinomiya, T. Persistent homology analysis of craze formation / T. Ichinomiya, I. Obayashi, Y. Hiraoka // Physical Review E. – 2017. – Vol. 95, no. 1. – P. 012504.
20. Singh, Y. Topological data analysis in medical imaging: current state of the art / Y. Singh, C.M. Farrelly, Q.A. Hathaway // Insights Imaging. – 2023. – Vol. 14. – P. 58.
21. Ultrasonic guided wave topological data analysis for corrosion characterization of steel strand based on Morse theory / Y. Pei, J. Zhang, Y. Yuan, D. Yang, F.T. Au // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2025. – Vol. 237. – P. 113119.
22. Towards the analysis of multivariate data based on Discrete Morse Theory / S. Scaramuccia, F. Iuricich, C. Landi, L. De Floriani // Computational Geometry: Young Researchers Forum (CG:YRF), satellite event of the 32nd Int. Symp. on Computational Geometry (SoCG). Boston, 14–18 June 2016 year. – Boston, 2016. – P. 25.
23. Halmágyi, G.M. Vestibular contributions to the Romberg test: testing semicircular canal and otolith function / G.M. Halmágyi, I.S. Curthoys // Eur. J. Neurol. – 2021. – Vol. 28. – P. 3211–3219.
24. Segment anything / A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson // Proceedings of the IEEE / CVF

- International Conference on Computer Vision (ICCV), Paris, 1–6 October 2023 year. – Paris, 2023. – P. 4015–4026.
25. Semantic-SAM: segment and recognize anything at any granularity / F. Li, H. Zhang, P. Sun, X. Zou, S. Liu, J. Yang, C. Li, L. Zhang, J. Gao // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV 2024), Zurich, 23–27 September 2024. – Zurich, 2024. – P. 467–484.
26. Bar-Shalom, Y. Tracking with classification-aided multiframe data association / Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan, C. Gokberk // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2005. – Vol. 41, no. 3. – P. 868–878.
27. Simple online and realtime tracking / A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, B. Upcroft // Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2016), Phoenix, 25–28 September 2016 year. – Phoenix, 2016. – P. 3464–3468.
28. Bernardin, K. Evaluating multiple objects tracking performance: the CLEAR MOT metrics / K. Bernardin, R. Stiefelhagen // EURASIP Journal on Image and Video Processing. – 2008. – no. 1. – P. 1–10.
29. Milnor, J. Morse theory / J. Milnor. – Princeton: Princeton University Press, 1973. – 184 p.
30. Chung, M.K. PH-STAT: A comprehensive MATLAB toolbox for statistical inference on persistent homology / M.K. Chung. –arXiv:2304.05912, 2023. – 31 p.
31. Edelsbrunner, H. Topological persistence and simplification / H. Edelsbrunner, D. Letscher, A. Zomorodian // Proceedings of the 41st Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science (FOCS 2000), Washington, 12–14 November 2000 year. – Washington, 2000. – P. 454–463.
32. Zomorodian, A. Computing persistent homology / A. Zomorodian, G. Carlsson // Discrete & Computational Geometry. – 2004. – Vol. 33, no. 2. – P. 249–274.
33. Topological approach for material structure analyses in terms of R-2 orientation distribution function / V. Smirnova, E. Semenova, V. Prunov, R. Zamaliev, O. Sachenkov // Mathematics. – 2023. – Vol. 11, no. 12. – P. 2639.
34. Cuturi, M. A smooth representation of the Wasserstein distance / M. Cuturi, G. Peyré // Proceedings of the Neural Information Processing Systems. – 2018. – P. 436–446.
35. Bhaskar, D. Topological data analysis of collective and individual phases in a minimal model of epithelial cells / D. Bhaskar, W.Y. Zhang, I.Y. Wong. – arXiv:2003.10008, 2020. – 29 p.
36. Date, K. GPU-accelerated Hungarian algorithms for the linear assignment problem / K. Date, R. Nagi // Parallel Computing. – 2016. – Vol. 57. – P. 52–72.
37. Dzemyda, G. Geometric MDS performance for large data dimensionality reduction and visualization / G. Dzemyda, M. Sabaliauskas, V. Medvedev // Informatica. – 2022. – Vol. 33, no. 2. – P. 299–320.
38. Boissonnat, J.D. A euclidean embedding for computing persistent homology with Gaussian kernels / J.D. Boissonnat, K. Dutta // ESA 2024 – European Symposium on Algorithms. – 2024. – Vol. 308. – P. 29:1–29:18.
39. Michalik, R. Analysis of postural disorders using a stabilometric platform in patients with rheumatic diseases / R. Michalik // Rheumatology Forum. – 2023. – Vol. 9, no. 4. – P. 160–168.
40. The effect of transcutaneous electrical stimulation of the cervical spine on the postural stability of a healthy person / L. Bikchentaeva, E. Sachenkova, G. Yafarova, A. Zheltukhina, M. Baltin, T. Baltina // 4th International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces. – 2022. – P. 10–13.
41. Skvortsov, D. Postural stability Romberg's test in 3D using an inertial sensor in healthy adults / D. Skvortsov, N. Paine / Symmetry. – 2023. – Vol. 15, no. 5. – P. 1125.
42. Degani, A.M. Postural preparation to making a step: is there a «motor program» for postural preparation / A.M. Degani, A. Danna-Dos-Santos, M.L. Latash // Journal of Applied Biomechanics. – 2007. – Vol. 23, no. 4. – P. 261–274.
43. Proske, U. The proprioceptive senses: their roles in signaling body shape, body position and movement, and muscle force / U. Proske, S.C. Gandevia // Physiological Reviews. – 2012. – Vol. 92, no. 4. – P. 1651–1697.
44. De Blasiis, P. Postural stability and plantar pressure parameters in healthy subjects: variability, correlation analysis and differences under open and closed eye conditions / P. De Blasiis, P. Caravaggi, A. Fullin, A. Leardini, A. Lucariello, A. Perna, A. De Luca // Frontiers in Bioengineering and Biotechnology. – 2023. – Vol. 11. – P. 1198120.
45. Singh, D. The effects of obesity and standing time on postural sway during prolonged quiet standing / D. Singh, W. Park, M.S. Levy, E.S. Jung // Ergonomics. – 2009. – Vol. 52, no. 8. – P. 977–986.
46. Nomura, K. A quantitative characterization of postural sway during human quiet standing using a thin pressure distribution measurement system / K. Nomura, K. Fukada, T. Azuma, T. Hamasaki, S. Sakoda, T. Nomura // Gait & Posture. – 2009. – Vol. 29, no. 4. – P. 654–657.
47. Tang, Z. A precision analysis of camera distortion models / Z. Tang, R.G. Von Gioi, P. Monasse, J.M. Morel // IEEE Transactions on Image Processing. – 2017. – Vol. 26, no. 6. – P. 2694–2704.
48. Yan, C. Precise no-reference image quality evaluation based on distortion identification / C. Yan, T. Teng, Y. Liu, Y. Zhang, H. Wang, X. Ji // ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM). – 2021. – Vol. 17, no. 3s. – P. 1–21.

**Финансирование.** Исследование выполнено при финансовой поддержке, выделяемой Казанскому федеральному университету по государственному заданию в сфере научной деятельности, проект № FZSM-2023-0009.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

# STRUCTURE ANALYSIS AND CLUSTERING OF VIDEO DATA USING PERSISTENT HOMOLOGY

V.V. Smirnova<sup>1</sup>, E.V. Semenova<sup>1</sup>, B.R. Samigullin<sup>2</sup>, T.V. Baltina<sup>1</sup>, O.A. Sachenkov<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russian Federation

<sup>2</sup> Volga Region State University of Physical Culture, Sports and Tourism, Kazan, Russian Federation

---

## ARTICLE INFO

Received: 11 August 2025

Approved: 27 October 2025

Accepted for publication: 17 November 2025

---

*Key words:*

persistent homology, clustering, video analysis, postural stability, topological analysis, Morse filtration, stabilometry, Romberg test, medical diagnostics

---

## ABSTRACT

This paper presents a method for clustering video data aimed at assessing postural stability using persistent homologies – a modern approach in topological data analysis characterized by high robustness to noise and variability in dynamic video data. The study is based on experimental video recordings of subjects performing the Romberg test with eyes open and closed, conducted in parallel with stabilometric testing. The developed methodological framework includes automatic segmentation of the human figure utilizing a pretrained *Segment Anything Model*, extraction of key anatomical points, and calculation of angular body parameters over time sequences. The resulting time series of angles are analyzed using Morse filtering to track topological changes and are represented as persistence diagrams. Subsequently, the Wasserstein metric is employed to analyze similarities and differences between the diagrams. Clustering is performed using the k-means algorithm, enabling identification of participant groups and their individual strategies for balance compensation. The results demonstrate that topological analysis of video data provides a deeper and more detailed stratification of subjects according to postural stability patterns compared to classical stabilometry. The methods reveal various strategies for equilibrium stabilization – ranging from changes in torso angles to control of the head and hands – facilitating a qualitative understanding of balance maintenance mechanisms. The authors emphasize the importance of accounting for optical distortions to enhance analysis accuracy and confirm the high reproducibility and informativeness of the proposed approach, opening prospects for personalized diagnosis and rehabilitation of patients.

---