



Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2026. Т. 26, вып. 1. С. 91–100

Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics, 2026, vol. 26, iss. 1, pp. 91–100

<https://mmi.sgu.ru>

DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-1-91-100>

EDN: <https://elibrary.ru/PDPEPN>

Научная статья

УДК 004.932

Разработка и валидация программно-аппаратного комплекса для количественной оценки осанки с использованием цифровых видеоданных

В. В. Смирнова

Казанский (Приволжский) федеральный университет, Россия, 420008, г. Казань, ул. Кремлевская, д. 18

Смирнова Виктория Владимировна, научный сотрудник НИИ математики и механики имени Н. Г. Чеботарева, yaikovavic.toriya@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-1107-2152>, SPIN: 8101-3211, AuthorID: 1175356

Аннотация. В статье представлено исследование, направленное на верификацию точности разработанного программно-аппаратного комплекса для анализа осанки человека с использованием цифровой видеокамеры. Цель работы заключалась в сравнении результатов, полученных с помощью разработанного комплекса, с данными системы захвата движения Vicon Nexus. Исследование включало разработку методики обработки видеоизображений для определения параметров осанки, создание программного обеспечения для автоматического анализа видео и расчета метрик, а также проведение экспериментального исследования с участием 14 испытуемых (7 мужчин и 7 женщин). Съемка осуществлялась одновременно с использованием цифровой видеокамеры (разрешение 4К, частота 30 fps) и системы Vicon Nexus с инфракрасными камерами и светоотражающими маркерами. Для анализа данных применялись методы компьютерного зрения, включая использование предобученной нейронной модели SAM для сегментации изображений и вычисление угловых характеристик осанки. Статистический анализ показал высокую степень согласованности между двумя системами (коэффициент кросс-корреляции $r = 0.81$), при этом процент расхождения результатов составил 4–5%. Основные факторы, влияющие на точность, включают технические ограничения видеокамеры, погрешности математических моделей и дисторсию оптической системы. Полученные результаты подтверждают возможность применения разработанного комплекса для оценки осанки в клинических условиях, что открывает перспективы для его использования в спортивной медицине, реабилитации и биомеханике.

Ключевые слова: видеоанализ, биомеханика, осанка, система Vicon Nexus, компьютерное зрение, нейронные сети, сегментация изображений, угловые характеристики, клиническая применимость

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

Для цитирования: Смирнова В. В. Разработка и валидация программно-аппаратного комплекса для количественной оценки осанки с использованием цифровых видеоданных // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2026. Т. 26, вып. 1. С. 91–100. DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-1-91-100>, EDN: PDPEPN

Статья опубликована на условиях лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY 4.0)



Development and validation of a hardware-software system for quantitative assessment of posture using digital video data

V. V. Smirnova

Kazan (Volga Region) Federal University, 18 Kremlevskaya St., Kazan 420008, Russia

Victoriya V. Smirnova, yaikovavictoriya@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-1107-2152>, SPIN: 8101-3211, AuthorID: 1175356

Abstract. The study aims to verify the accuracy of a developed hardware-software system for analyzing human posture using a digital video camera. The objective of the work was to compare the results obtained with the developed system to the data from the Vicon Nexus motion capture system. The research included the development of a methodology for processing video images to determine posture parameters, the creation of software for automatic video analysis and metric calculation, and the conduct of an experimental study involving 14 participants (7 men and 7 women). Simultaneous recording was performed using a digital video camera (4K resolution, 30 fps) and the Vicon Nexus system with infrared cameras and reflective markers. Data analysis employed computer vision techniques, including the use of the pre-trained neural model SAM for image segmentation and the computation of angular posture characteristics. Statistical analysis demonstrated a high degree of agreement between the two systems (cross-correlation coefficient $r = 0.81$), with a result discrepancy of 4–5%. Key factors affecting accuracy include technical limitations of the video camera, errors in mathematical models, and optical system distortion. The obtained results confirm the potential of using the developed system for posture assessment in clinical settings, opening up prospects for its application in sports medicine, rehabilitation, and biomechanics.

Keywords: video analysis, biomechanics, posture, Vicon Nexus system, computer vision, neural networks, image segmentation, angular characteristics, clinical applicability

Acknowledgements: The research was funded by the subsidy allocated to Kazan Federal University for the state assignment in the sphere of scientific activities (project No. FZSM-2023-0009).

For citation: Smirnova V. V. Development and validation of a hardware-software system for quantitative assessment of posture using digital video data. *Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2026, vol. 26, iss. 1, pp. 91–100 (in Russian). DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-1-91-100>, EDN: PDPEPN

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC-BY 4.0)

Введение

Определение и анализ позы человека представляет собой одну из значимых задач в области компьютерного зрения, которая активно развивается на стыке технологий искусственного интеллекта, биомеханики и медицины. Основная цель этой задачи заключается в точном определении ключевых точек тела человека, таких как голова, плечи, руки, колени, запястья, локти, а также в соединении этих точек для создания скелетной модели, отражающей текущую позу [1].

В современном мире анализ человеческой позы играет важную роль в решении актуальных проблем. В медицине, например, оценка положения пациента может способствовать диагностике заболеваний опорно-двигательного аппарата, мониторингу процесса восстановления после травм или операций, а также разработке персонализированных программ реабилитации [2]. В спорте анализ техники выполнения упражнений с помощью систем оценки позы способствует оптимизации тренировочного процесса, снижению риска травм и улучшению результатов спортсменов [3].



В данном исследовании особый интерес представляет практическое применение систем видеозахвата в биомеханике и медицинских исследованиях. Они помогают врачам, физиотерапевтам и исследователям понимать механику движений, диагностировать заболевания, разрабатывать эффективные методы лечения и реабилитации. Системы, работающие на основе оптоэлектронного захвата движения, имеют несомненные преимущества. Они обеспечивают высокую точность в измерении движений, что позволяет делать более надежные выводы. Согласно данным производителя (Vicon), система обеспечивает точность до ± 0.25 мм при использовании камер (например, Vicon Vero или Vicon Vantage). В некоторых исследованиях была продемонстрирована точность порядка 0.3–0.5 мм при оптимальных условиях работы [4–6].

В статьях [7, 8] ведется рассуждение об ошибках, связанных с размещением светоотражающих маркеров и/или артефактов движения, которые могут привести к неправильному измерению углов и последующим неточностям. Авторы подчеркивают важность учета погрешностей измерений и влияния внешних факторов, таких как освещение и размещение камер.

Цифровые видеокамеры широко доступны и относительно недороги по сравнению с системами захвата движения. Многие современные смартфоны также имеют камеры высокого качества, которые можно использовать для анализа движения. Например, в [9] целью работы является демонстрация эффективности и возможностей мобильной системы захвата движения MO2CA, основанной на смартфоне и цветных маркерах, для количественного анализа как крупных, так и мелких движений человека (от движений пальцев до движений всего тела). Авторы определили рабочие параметры системы (операционный диапазон): дистанция обнаружения цели, разрешение и значимость целей, скорость движения объектов, интенсивность освещения, и показали ее потенциал для клинического применения.

В работе [10] авторы осуществили определение точности и надежности 2D-системы захвата движения в оценке адаптивной кинематики походки у субъектов с потерей центрального зрения, пожилых здоровых участников и молодых здоровых участников. Авторы показывают, может ли такая система быть достойной альтернативой стандартным дорогостоящим 3D-системам (Vicon), сохраняя высокую точность и надежность измерений. Определялись следующие кинематические параметры: вертикальная высота подъема большого пальца ноги и пятки при преодолении препятствия, горизонтальная скорость большого пальца ноги при преодолении препятствия, горизонтальное расстояние между большим пальцем ноги и препятствием, время односторонней опоры для каждой ноги.

На протяжении многих лет для решения задачи определения позы человека использовались два основных подхода: традиционные методы компьютерного зрения и методы глубокого обучения. Традиционные методы основаны на ручной разработке признаков и моделей, которые используют априорные знания о строении человеческого тела и пространственных отношениях между его частями [11]. Например, метод структурных изображений (pictorial structures) позволяет эффективно оценивать позы с относительно низкими вычислительными затратами [12].

С развитием технологий глубокого обучения начался новый этап в решении задач определения позы человека. Современные методы, основанные на сверточных нейронных сетях (CNN), автоматически извлекают характеристики человеческого тела из данных и достигают значительно более высокой точности по сравнению с традиционными подходами [13]. Эти методы используют различные техники, такие как многоступенчатые архитектуры и многоуровневые представления (глобальные и локальные признаки), что позволяет улучшить качество прогнозирования координат ключевых точек. Тем не менее, увеличение точности часто сопровождается ростом размера модели и ее вычислительной сложности.

Целью данного исследования является верификация точности разработанного комплекса с данными, полученными от системы захвата движения Vicon Nexus.

1. Материалы и методы

Для оценки точности разработанного комплекса в рамках исследования проводились измерения с помощью разработанного комплекса и системы захвата движения Vicon Nexus.

1.1. Проведение съемки на разработанной системе

Для проведения исследования испытуемый должен быть одет так, чтобы ничто не ограничивало его движения и обеспечивалось четкое визуальное определение контуров тела. Испытуемый размещается спиной к камере, при этом ноги должны находиться в удобном положении, пятки выстроены по линии. Взгляд испытуемого фокусируется на одной точке для обеспечения стабильности позы. Расстояние между испытуемым и фоном должно составлять не менее 1.5 м.

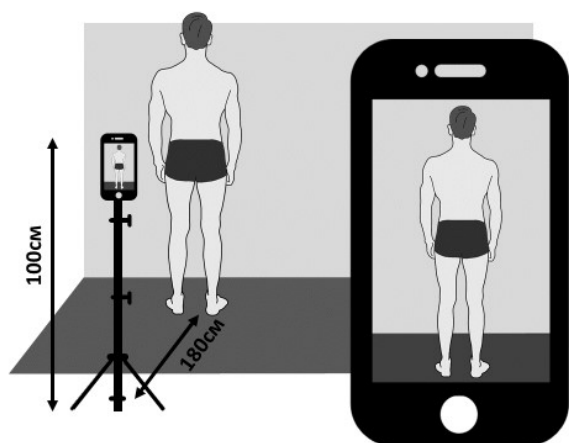


Рис. 1. Схематическое представление процесса съемки

Fig. 1. Schematic representation of the survey process

Камера устанавливается на штатив для предотвращения колебаний во время записи. Высота установки камеры зависит от роста испытуемого: для лиц с ростом от 150 до 170 см рекомендуется высота от 90 до 100 см, а для тех, чей рост составляет от 170 до 190 см, — от 100 до 110 см. Расстояние между камерой и испытуемым должно составлять около 180 см, что обеспечивает оптимальный угол обзора и масштабирование изображения. Испытуемый должен быть расположен точно посередине кадра, как показано на рис. 1. Характеристики цифровой камеры: 200/8/2/AF МПикс, разрешение видеосъемки 3840×2160 пикселей (4K), разрешение съемки 30 fps.

1.2. Детекция испытуемого на видеоданных

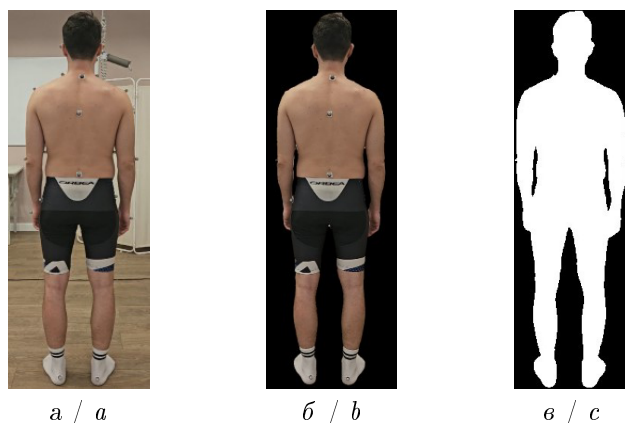


Рис. 2. Процесс сегментации изображения: а — исходное изображение; б — сегментированное изображение; в — бинаризованное изображение (цвет онлайн)

Fig. 2. Image segmentation process: *a* is original image; *b* is segmented image; *c* is binarized image (color online)

Обнаружение объектов на изображениях осуществляется с использованием предобученной нейронной модели SAM [14], предназначенной для сегментации изображений. Эта модель обеспечивает гибкую интерактивность и выводит маски сегментации в реальном времени при запросе пользователя. Модель была разработана для автоматического выделения объектов и фона, что значительно повышает эффективность обработки изображений. Она может быть адаптирована для различных задач, таких как обработка медицинских изображений и компьютерное зрение [15]. Пример изначального изображения и полученной с помощью SAM маски приведен на рис. 2.



1.3. Обработка бинаризованных данных

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

В результате сегментирования нейросетью получаем маску, представляющую собой бинарный массив:

$$L = \{L_{ij}\}, \quad L_{ij} \in \{0, 1\},$$

здесь 1 соответствует пикселю области интереса, 0 — пикселю вне этой области.

Определим одну из опорных линий — горизонтальную линию на шее, которая условно отделяет голову и тело. Данная линия представляет собой линию минимальной ширины. С этой целью необходимо определить соответствующую координату (номер строки), которая вычисляется по следующей формуле:

$$i_{\text{neck}} = \min_i \left(\sum_{j=1}^n L_{ij} \right) \Big|_{i=1, \overline{m}}.$$

Рассмотрим область массива, которая находится выше этой линии, т.е. голову, поиск центра масс головы осуществляется по формулам

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^{i_{\text{neck}}} \sum_{j=1}^n j L_{ij}}{\sum_{i=1}^{i_{\text{neck}}} \sum_{j=1}^n L_{ij}}, \quad (1)$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^{i_{\text{neck}}} \sum_{j=1}^n i L_{ij}}{\sum_{i=1}^{i_{\text{neck}}} \sum_{j=1}^n L_{ij}}. \quad (2)$$

На рис. 3, а точкой F обозначен центр масс головы, а зеленым пунктиром — линия, отделяющая тело и голову. Центр масс тела M_1 находится аналогичным образом по формулам (1), (2).

Определим векторы, задающие линии плеч (рис. 3, б). Точки A и B находятся как точки, в которых акромиально-шейные линии, выделенные голубым и зеленым цветом, имеют наибольшую кривизну. Точки C и D определяются как точки, в которых акромиальные линии имеют наибольшую кривизну. Пусть $f_3(x)$ и $f_4(x)$ — функции контура акромиально-шейных линий. Тогда наибольшая кривизна вычисляется по формуле

$$k = \max_i \left(\frac{|f_3''(x_i)|}{(1 + f_3^2(x_i))^2} \right) \Big|_{i=1, \overline{R}},$$

где R — количество точек, составляющих плоскую кривую $f_3(x)$. Таким образом, точка A имеет координаты $(x_k, f_3(x_k))$, где x_k — точка, в которой достигается наибольшая кривизна. Координаты точки B, C, D определяются аналогично.

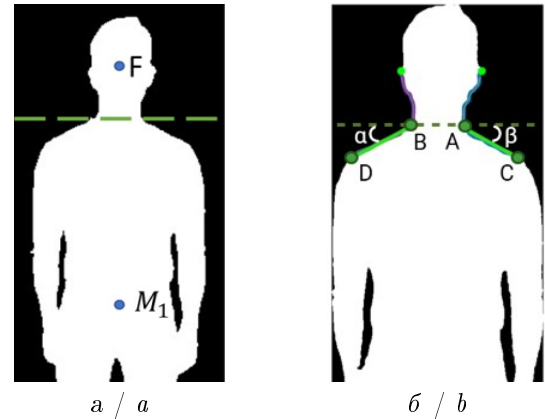


Рис. 3. Процесс сегментации изображения: а — бинаризованное изображение с центром масс головы F и центром масс туловища M_1 ; б — бинаризованное изображение, содержащее углы α (угол между линией плеч BD и горизонталью) и β (угол между линией плеч AC и горизонталью) (цвет онлайн)

Fig. 3. Image segmentation process: a shows a binarized image with head center of mass F and torso center of mass M_1 ; b shows a binarized image containing the angles α (the angle between the shoulder line BD and the horizontal) and β (the angle between the shoulder line AC and the horizontal) (color online)



Тогда векторы, задающие линии плеч, вычисляются как

$$\overrightarrow{BD} = \vec{D} - \vec{B}, \quad \overrightarrow{AC} = \vec{C} - \vec{A}.$$

Углы между линиями плеч и горизонтом рассчитываются по формулам

$$\alpha = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{BD} \cdot \vec{x}}{|\overrightarrow{BD}|} \right), \quad (3)$$

$$\beta = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{AC} \cdot \vec{x}}{|\overrightarrow{AC}|} \right). \quad (4)$$

Определим вертикальный вектор как $\vec{y} = (0, 1)$, горизонтальный вектор как $\vec{x} = (1, 0)$, а точки R и Q как максимальные точки акромиально-шейных линий. Тогда углы наклона головы во фронтальной плоскости вычисляются как

$$\omega = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{BR} \cdot \overrightarrow{BD}}{|\overrightarrow{BR}| \cdot |\overrightarrow{BD}|} \right), \quad (5)$$

$$\rho = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{AQ} \cdot \overrightarrow{AC}}{|\overrightarrow{AQ}| \cdot |\overrightarrow{AC}|} \right), \quad (6)$$

где $\overrightarrow{BR} = \vec{R} - \vec{B}$, $\overrightarrow{AQ} = \vec{Q} - \vec{A}$.

Вектор, соединяющий центр масс головы и центр масс тела, рассчитывается по формуле

$$\overrightarrow{M_1F} = \vec{F} - \vec{M_1},$$

следовательно, угол отклонения тела от вертикали рассчитывается по формуле

$$\mu = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{M_1F} \cdot \vec{y}}{|\overrightarrow{M_1F}|} \right). \quad (7)$$

Угол между линией, соединяющей акромиально-ключичные суставы, и горизонталью рассчитывается по формуле

$$\vartheta = \arccos \left(\frac{\overrightarrow{DC} \cdot \vec{x}}{|\overrightarrow{DC}|} \right), \quad (8)$$

где $\overrightarrow{DC} = \vec{C} - \vec{D}$.

1.4. Проведение съемки на системы видеозахвата Vicon Nexus

Система Vicon состоит из нескольких цифровых инфракрасных камер Vicon Vero 2.2 (Vicon Motion Systems, Oxford, UK) с регулируемыми объективами и фокусом, а также разработанного программного обеспечения для первичной обработки и визуализации данных Vicon Nexus 2.9.3. Схема установки камер, использованная в исследовании, представлена в статье [16]. Калибровка и синхронизация осуществлялись с помощью калибровочного маркера Active Wand (Vicon Motion Systems, Oxford, UK). Кинематические данные собирались с частотой дискретизации 100 Гц и передавались на персональный компьютер с помощью программного обеспечения Vicon Nexus 2.9.3.

В общей сложности 19 светоотражающих маркеров (сфера диаметром 14 мм) были размещены на следующих анатомических областях: верхняя часть ушной раковины — ладьевидная ямка (K_1, K_2), трапецевидная мышца (K_3, K_4), акромион (K_5, K_6), третий шейный позвонок (K_{11}), пятый грудной позвонок (K_{12}), третий поясничный позвонок (K_{13}), локтевой сустав (K_7, K_8), основание пястной кости (K_9, K_{10}). Также для полноты картины маркеры



крепилась на бедренный сустав, коленный сустав, пяточную кость, большой палец. Для оценки осанки в рассмотрение берутся только маркеры, представленные на рис. 4.

Исходные данные представлены в следующей структуре:

$$\{t_i, m_{i1}(x_{i1}, y_{i1}, z_{i1}), \dots, m_{in}(x_{in}, y_{in}, z_{in})\}, \quad i = \overline{1, m},$$

где t_i — кадры, m_i — маркеры, x_i, y_i, z_i — координаты маркеров, m — количество кадров, n — количество маркеров.

Полученный массив трехмерных координат был спроецирован на плоскость, проходящую через точки акромионов и вектор перпендикулярный плоскости опоры (рис. 5)

Полученный массив трехмерных координат был спроецирован на плоскость, проходящую через точки акромионов и $\vec{z}$ (см. рис. 5).

Пусть точки $C(x_1, y_1, z_1)$ и $D(x_2, y_2, z_2)$ точки левого и правого акромиона (аналогично рис. 3, б), тогда вектор, соединяющий эти точки, вычисляется как

$$\overrightarrow{CD} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1).$$

В качестве вектора, лежащего в искомой плоскости, выступает вектор $\vec{z} = (0, 0, 1)$. Нормальный вектор $\vec{n}$ к плоскости можно найти как векторное произведение $\overrightarrow{CD}$ и $\vec{z}$:

$$\vec{n} = \overrightarrow{CD} \times \vec{z}.$$

Обозначим компоненты нормального вектора как $\vec{n} = (A^*, B^*, C^*)$.

Уравнение плоскости имеет вид

$$A^*(x - x_1) + B^*(y - y_1) + C^*(z - z_1) = 0,$$

где (x_1, y_1, z_1) — координаты одной из точек, через которые проходит плоскость (например, C).

Приведем уравнение к виду

$$\begin{aligned} A^*x + B^*y + C^*z + D^* &= 0, \\ D^* &= -(A^*x_1 + B^*y_1 + C^*z_1). \end{aligned}$$

Далее необходимо спроецировать все точки на данную плоскость. Для каждой точки $P(x_0, y_0, z_0)$ ее проекция на плоскость вычисляется как

$$P_{\text{proj}} = P - d \cdot \vec{n}^0,$$

где d — расстояние от точки до плоскости: $d = \frac{A^*x_0 + B^*y_0 + C^*z_0 + D^*}{\sqrt{A^{*2} + B^{*2} + C^{*2}}}$, $\vec{n}^0$ — нормированный вектор нормали: $\vec{n}^0 = \frac{\vec{n}}{|\vec{n}|}$.

После получения новых координат производится подсчет углов между линиями плеч и горизонтом, угла отклонения тела от вертикали, угла между линией плеч и горизонтом и углов наклона головы во фронтальной плоскости по формулам (3)–(8).

2. Результаты

На базе Института фундаментальной медицины и биологии Казанского (Приволжского) федерального университета было проведено данное исследование. Группа испытуемых

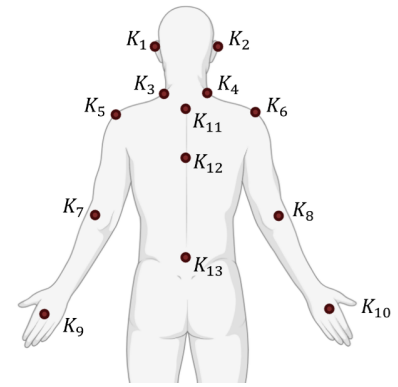


Рис. 4. Схема расположения маркеров на теле испытуемого (цвет онлайн)
Fig. 4. Schematic of marker placement on the subject's body (color online)

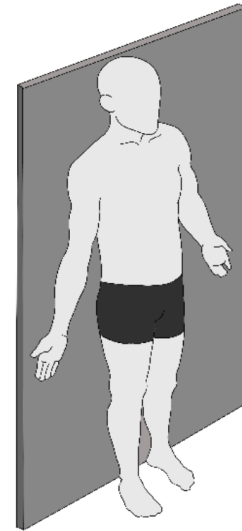
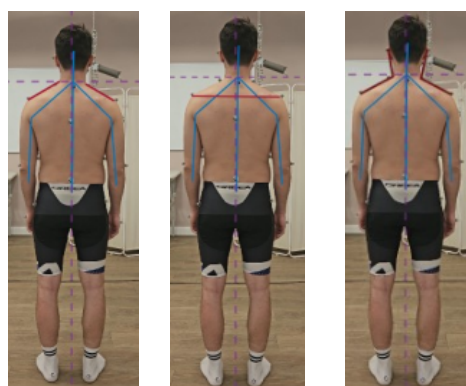


Рис. 5. Изображение плоскости для проецирования маркеров
Fig. 5. Image of the plane for marker projection



а / а б / б в / с

Рис. 6. Графическое представление результатов обработки видеозаписи: а — линии плеч; б — линия, соединяющая акромионы; в — линии, отражающие наклоны головы во фронтальной плоскости (цвет онлайн)

Fig. 6. Graphical representation of the results of video recording processing: а is shoulder lines; б is line connecting acromions; в is lines reflecting head inclinations in the frontal plane (color online)

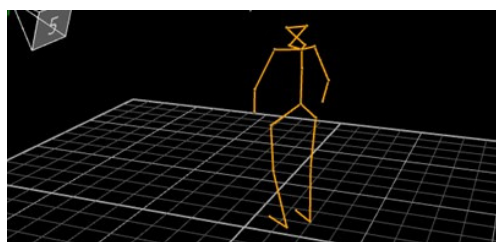
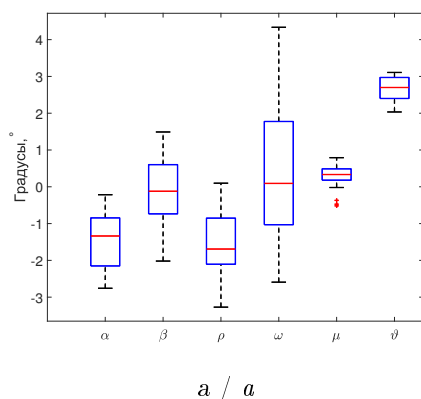
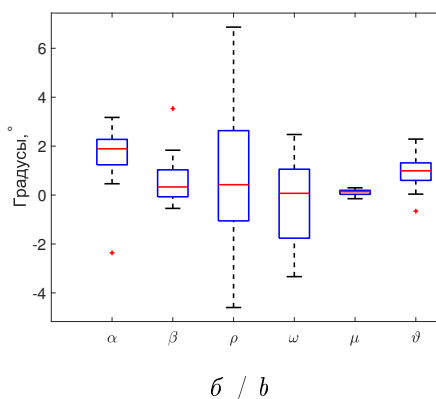


Рис. 7. Визуализация скелета в системе Vicon Nexus

Fig. 7. Skeletal visualization in the Vicon Nexus system



а / а



б / б

Рис. 8. Разность значений углов, полученных с системы Vicon Nexus и программно-аппаратного комплекса: а — для мужчин; б — для женщин (цвет онлайн)

Fig. 8. Difference of angle values obtained from the Vicon Nexus system and the hardware-software complex: а for men; б for women (color online)

включала 7 мужчин в возрасте от 23 до 30 лет и 7 женщин в возрасте от 19 до 27 лет. Все участники подписали информированное согласие. Запуск съемки на систему видеозахвата Vicon Nexus и на цифровую видеокамеру проводился синхронно. Каждая съемка длилась 40 секунд.

Полученные видеоданные с цифровой видеокамеры были обработаны методом, указанным выше. Выходными данными являются результаты измерения параметров в каждый момент времени, выгружаемые в текстовый файл, и набор графических изображений с опорными точками и линиями (рис. 6). По полученным параметрам производится подсчет статистики (средние значения, стандартное отклонение и т.д.).

Полученные цифровые данные с системы видеозахвата Vicon Nexus визуализировались в рабочем поле (рис. 7), размечались и выгружались для дальнейшего подсчета углов методом, указанным выше, и сбора статистики.

Примеры средних значений углов, подсчитанных на основе видеоданных, полученных с двух представленных систем — ПАК (программно-аппаратный комплекс) и Vicon Nexus, отражены в таблице.

Процент расхождения результатов для углов составляет 4–5%. Проведение аналогичного анализа для всех испытуемых показало результаты, представленные на рис. 8.

Коэффициент кросс-корреляции между результатами двух систем составил $r = 0.81$, что указывает на высокую степень согласованности.



Результаты сходимости расчетной сетки
Table. Convergence results of the calculated grid

Испытуемый	Метод	$\alpha, ^\circ$	$\beta, ^\circ$	$\rho, ^\circ$	$\omega, ^\circ$	$\mu, ^\circ$	$\vartheta, ^\circ$
M_1	Vicon	29.44	26.12	94.720	101.28	0.43	-2.68
	ПАК	28.01	26.29	95.914	96.17	0.52	-0.40
M_2	Vicon	29.46	30.69	98.260	104.12	0.15	0.93
	ПАК	31.17	31.25	99.990	103.92	0.27	0.05

3. Обсуждение

Расхождение в численных характеристиках между разработанным программно-аппаратным комплексом и системой Vicon Nexus (в пределах 4–5%) может быть обусловлено рядом факторов, которые связаны с различиями в методах работы систем, точностью обоработки и особенностями обработки данных. Во-первых, это технические ограничения цифровой видеокамеры. Цифровая видеокамера может иметь более низкое разрешение по сравнению с камерами системы Vicon Nexus, что приводит к менее точному захвату положения точек на теле. Несмотря на то, что на большинстве смартфонов можно установить высокое качество съемки, это увеличивает размер видеозаписи, что ведет к более длительной обработке.

В системе Vicon Nexus используются активные или пассивные маркеры, которые точно фиксируются камерами, но многое зависит от правильного размещения маркеров. К сожалению, во время исследования было установлено, что, во-первых, крепление маркеров к коже достаточно неустойчивое, и они отсоединяются от кожи с течением времени. В случае разработанного комплекса ключевые точки определяются автоматически на основе анализа изображения, что может быть подвержено ошибкам из-за шума, освещения. Во-вторых, это возможные погрешности в математических моделях, в результате чего могут возникать ошибки, связанные с проекционными искажениями. В-третьих, это дисторсия — явление, при котором изображение, захваченное камерой, искажается из-за несовершенства оптической системы или особенностей проекции. Дисторсия может существенно влиять на точность анализа данных, особенно в задачах, связанных с количественной оценкой осанки человека, где важны точные координаты ключевых точек тела [17, 18].

Авторы планируют продолжить исследования по корректировке коэффициентов дисторсии.

Заключение

В данной работе предложен программно-аппаратный комплекс для количественной оценки осанки человека с использованием цифровой видеокамеры, что является более доступной альтернативой высокоточным системам. Разработанная методика обработки видеозображений и программное обеспечение позволяют автоматически анализировать параметры осанки и рассчитывать метрики с приемлемой точностью. Экспериментальное исследование показало, что результаты разработанного комплекса согласуются с данными системы Vicon Nexus с расхождением в пределах 4–5%, что подтверждает его потенциальную применимость в клинических условиях. Тем не менее, для дальнейшего повышения точности необходимо учитывать факторы, такие как дисторсия камеры, освещение и особенности размещения испытуемых. Таким образом, предложенный комплекс может стать эффективным инструментом для массового использования в медицинской практике и научных исследованиях, предоставляя надежные и доступные решения для анализа осанки.

Список литературы / References

1. Wei S. E., Ramakrishna V., Kanade T., Sheikh Y. Convolutional pose machines. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 4724–4732. DOI: <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.511>
2. Baker R. Gait analysis methods in rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2006, vol. 3, iss. 1, art. 4. DOI: <https://doi.org/10.1186/1743-0003-3-4>



3. Hensley C. P., Lenihan E. M., Pratt K., Shah A., O'Donnell E., Nee P.-C., Lee J., Yang A., Chang A. H. Patterns of video-based motion analysis use among sports physical therapists. *Physical Therapy in Sport*, 2021, vol. 50, pp. 159–165. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2021.05.003>
4. Scataglini S., Abts E., Van Bocxlaer C., Van den Bussche M., Meletani S., Truijen S. Accuracy, validity, and reliability of markerless camera-based 3D motion capture systems versus marker-based 3D motion capture systems in gait analysis: A systematic review and meta-analysis. *Sensors*, 2024, vol. 24, iss. 11, art. 3686. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24113686>
5. Das K., de Paula Oliveira T., Newell J. Comparison of markerless and marker-based motion capture systems using 95% functional limits of agreement in a linear mixed-effects modelling framework. *Scientific Reports*, 2023, vol. 13, iss. 1, art. 22880. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49360-2>
6. Ma Y., Mithraratne K., Wilson N. C., Wang X., Zhang Y. The validity and reliability of a kinect v2-based gait analysis system for children with cerebral palsy. *Sensors*, 2019, vol. 19, iss. 7, art. 1660. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19071660>
7. Fiorentino N. M., Kutschke M. J., Atkins P. R., Foreman K. B., Kapron A. L., Anderson A. E. Accuracy of functional and predictive methods to calculate the hip joint center in young non-pathologic asymptomatic adults with dual fluoroscopy as a reference standard. *Annals of Biomedical Engineering*, 2015, vol. 44, iss. 7, pp. 2168–2180. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10439-015-1522-1>
8. Tao W., Liu T., Zheng R., Feng H. Gait analysis using wearable sensors. *Sensors*, 2012, vol. 12, iss. 2, pp. 2255–2283. DOI: <https://doi.org/10.3390/s120202255>
9. Vincent A. C., Furman H., Slepian R. C., Ammann K. R., Di Maria C., Chien J. H., Siu K.-C., Slepian M. J. Smart phone-based motion capture and analysis: Importance of operating envelope definition and application to clinical use. *Applied Sciences*, 2022, vol. 12, iss. 12, art. 6173. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12126173>
10. Zult T., Allsop J., Tabernero J., Pardhan S. A low-cost 2-D video system can accurately and reliably assess adaptive gait kinematics in healthy and low vision subjects. *Scientific Reports*, 2019, vol. 9, iss. 1, art. 18385. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-019-54913-5>
11. Chou C.-J., Chien J.-T., Chen H.-T. Self adversarial training for human pose estimation. *2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*. Honolulu, HI, USA, 2018, pp. 17–30. DOI: <https://doi.org/10.23919/apsipa.2018.8659538>
12. Fan X., Zheng K., Lin Y., Wang S. Combining local appearance and holistic view: Dual-Source Deep Neural Networks for human pose estimation. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Boston, MA, 2015, pp. 1347–1355. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298740>
13. Newell A., Yang K., Deng J. Stacked hourglass networks for human pose estimation. In: Leibe B., Matas J., Sebe N., Welling M. (eds.) *Computer Vision – ECCV 2016*. *ECCV 2016*. Lecture Notes in Computer Science, vol 9912. Cham, Springer, 2016, pp. 483–499. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46484-8_29
14. Kirillov A., Mintun E., Ravi N., Mao H., Rolland C., Gustafson L., Xiao T., Whitehead S., Berg A., Lo W., Dollar P., Girshick R. Segment anything. *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Paris, France, 2023, pp. 3992–4003. DOI: <https://doi.org/10.1109/iccv51070.2023.00371>
15. Li F., Zhang H., Sun P., Zou X., Liu S., Yang J., Li C., Zhang L., Gao J. Segment and recognize anything at any granularity. In: Leonardis A., Ricci E., Roth S., Russakovsky O., Sattler T., Varol G. (eds.) *Computer Vision – ECCV 2024*. Lecture Notes in Computer Science, vol. 15106. Cham, Springer, 2025, pp. 467–484. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-73195-2_27
16. Smirnova V., Khamaturova R., Kharin N., Yaikova E., Baltina T., Sachenkov O. The automatization of the gait analysis by the Vicon video system: A pilot study. *Sensors*, 2022, vol. 22, iss. 19, art. 7178. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22197178>
17. Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, vol. 22, iss. 11, pp. 1330–1334. DOI: <https://doi.org/10.1109/34.888718>
18. Devernay F., Faugeras O. Straight lines have to be straight. *Machine Vision and Applications*, 2001, vol. 13, iss. 1, pp. 14–24. DOI: <https://doi.org/10.1007/pl00013269>

Поступила в редакцию / Received 11.04.2025

Принята к публикации / Accepted 27.09.2025

Опубликована / Published 02.03.2026