

УДК 004
Код ГРНТИ 76.35.35

doi 10.54708/19926502_2025_29411065

Разработка алгоритма предобработки и фильтрации мультимодальных биометрических данных для программно-аппаратного комплекса с интеллектуальным управлением

А.А. Буркин, Л.Е. Родионова*, В.А. Суворова, Л.А. Кромина

Уфимский университет науки и технологий, г. Уфа, Республика Башкортостан, Россия.

Аннотация. Предложен комплексный алгоритм предобработки, включающий адаптивную калибровку датчиков, компенсацию артефактов движения на основе фильтра Калмана и вейвлет-преобразования, а также синхронизацию разнородных сигналов (электромиографии, давления, температуры, пульса). Предлагается создание универсальной системы предобработки биометрических сигналов, включающей очистку исходных данных от шумов, коррекцию искажений и нормализацию показателей. Это позволит значительно повысить качество исходных данных перед их дальнейшей обработкой алгоритмами машинного обучения. Разработана модель оценки качества сигнала в режиме реального времени.

Ключевые слова: реабилитационная перчатка, мультимодальные данные, предобработка сигналов, фильтр Калмана, вейвлет-преобразование, артефакты движения, электромиография, адаптивная фильтрация.

*rodionovakf@yandex.ru

Введение

Инсульт остается одной из ведущих причин стойкой инвалидизации: по данным ВОЗ, ежегодно более 15 млн человек переносят инсульт, при этом 85% пациентов сталкиваются с нарушениями моторики верхних конечностей, около 40% сохраняют хронические двигательные дефициты, а свыше половины больных старше 65 лет не восстанавливают утраченные функции. Помимо инсульта, аналогичные ограничения возникают при повреждениях спинного мозга, детском церебральном параличе, заболеваниях мотонейронов, болезни Паркинсона, черепно-мозговых и спортивных травмах, что в совокупности затрагивает более миллиона человек в Российской Федерации, страдающих от параличей, ортопедических патологий или травм верхних конечностей. Современная реабилитация базируется на принципах нейропластичности, когда повторяющиеся целенаправленные упражнения стимулируют формирование новых нейронных связей, а использование носимых реабилитационных перчаток (HandTutor, Gloreha, MusicGlove, Amadeo, Hand of Hope, Anika) повышает интенсивность и мотивацию тренировок; однако их широкому внедрению мешают высокая стоимость, недостаточная персонализация алгоритмов, отсутствие надежной биологической обратной связи и ограниченная автономность. Существующие коммерческие перчатки не обладают необходимой совокупностью характеристик (мультимодальное многоканальное покрытие био-и кинематических данных, легкий форм-фактор, встроенная система адаптивного биофидбэка), поэтому проект предусматривает разработку собственного аппаратно-программного комплекса. Это позволит оптимально интегрировать мультимодальные сенсоры и алгоритмы адаптивной реабилитации в единое изделие, а также получить собственные объекты интеллектуальной собственности (конструктив и программное обеспечение).

Ключевыми факторами создания систем медицинского назначения является повышение уровня комфорта, безопасности и здоровья человека. Использование новейших достижений науки и техники позволяет создавать системы, способные выявлять заболевания на ранних стадиях, определять причины болезней и подбирать оптимальное лечение. Такие системы включают в себя искусственный интеллект, виртуальную реальность и роботизированные ассистенты (Рис. 1).

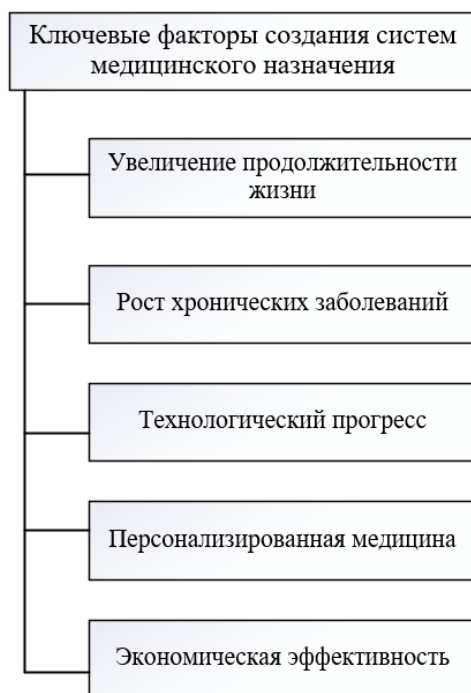


Рисунок 1. Ключевые факторы создания систем медицинского назначения.

В то же время интеграция сквозных цифровых технологий – объединение данных с ЭМГ-сенсоров перчатки, видеокамер, микрофонов и других сенсоров – позволяет получать непрерывную мультимодальную информацию о состоянии пациента в статике и движении, что открывает возможности для автоматической адаптации режимов тренировки в режиме реального времени.

Интеллектуальный программно-аппаратный комплекс для реабилитации руки представляет собой инновационную систему, объединяющую электронные компоненты, программное обеспечение и механику в единую структуру, направленную на восстановление функций кисти и рук после травм, операций или заболеваний нервной системы.

В предлагаемом программно-аппаратном комплексе с интеллектуальным управлением для реабилитационной перчатки будет реализована киберфизическая система с цифровыми двойниками, моделями и алгоритмами искусственного интеллекта и анализом больших данных, обеспечивающая адаптивное управление умной реабилитационной перчаткой с учетом индивидуальных параметров пациента, объективную оценку динамики восстановления на основе регистрации электрической активности мышц и биообратной связи, а также автоматическую корректировку тренировочных протоколов [1].

Разработка программно-аппаратного комплекса с интеллектуальным управлением для реабилитационной перчатки, представляет собой перспективное направление в восстановительной медицине [2, 3]. Однако эффективность подобных систем напрямую зависит от качества входных данных. Сигналы, снимаемые с биометрических датчиков (электромиография (ЭМГ), давление, пульс, температура), в условиях реальной эксплуатации характеризуются низким отношением сигнал/шум (SNR), наличием нестационарных артефактов движения (motion artifacts) и дрейфом базовой линии [4]. Подача необработанных, зашумленных данных на вход нейронной сети приводит к снижению точности классификации двигательных паттернов, некорректной работе системы адаптивного управления и, как следствие, к снижению эффективности всего реабилитационного процесса. Таким образом, создание robust-алгоритмов предобработки является критически важным этапом.

Классические подходы к фильтрации биосигналов включают применение полосовых фильтров Баттерворта и Чебышева для подавления сетевой помехи (50 Гц) и составляющих за

пределами полезного диапазона ЭМГ (20–450 Гц) [5]. Медианная фильтрация и фильтр скользящего среднего эффективны для подавления импульсных помех и сглаживания данных о давлении и пульсе. Однако данные методы зачастую оказываются неадекватными для борьбы с нестационарными артефактами движения, спектр которых перекрывается со спектром полезного сигнала. Адаптивные фильтры (LMS, NLMS) и вейвлет-преобразование показывают лучшие результаты в данной задаче [6, 7], но их применение в системах с множеством разнородных датчиков требует разработки интегрированного подхода.

Целью данного исследования является разработка комплексного алгоритма предобработки и фильтрации, повышающего достоверность мультимодальных данных программно-аппаратного комплекса с интеллектуальным управлением для реабилитационной перчатки с последующей их обработкой нейронной сетью.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

- проанализировать природу и характеристики шумов и артефактов в сигналах датчиков перчатки (ЭМГ, давление, температура, пульс);
- разработать алгоритм адаптивной калибровки и компенсации дрейфа датчиков;
- синтезировать каскадную структуру фильтров, оптимальную для подавления специфических помех каждого типа сигнала;
- разработать модель оценки качества сигнала (Signal Quality Index – SQI) в реальном времени;
- провести сравнительное моделирование эффективности предложенного алгоритма с классическими методами.

Алгоритм предобработки мультимодальных данных

Для разработки и тестирования алгоритма используются два источника данных: синтезированные сигналы и экспериментальные записи. Синтезированные данные генерируются с добавлением реальных шумов, извлеченных из публичного датасета EMG-Physical-Action (UCI) [8]. Экспериментальный стенд включает: датчик мышечной активности MyoWare Muscle Sensor (ЭМГ), высокоточный датчик температуры MAX30205, тензорезистивные датчики давления и оптический датчик пульса. Частота дискретизации для всех датчиков составляет 1 кГц.

Помехи в системе классифицированы на две группы:

1. Экзогенные: сетевой шум (50 Гц и гармоники), электромагнитные наводки от электроники, артефакты движения, вызванные смещением датчиков относительно кожи.
2. Эндогенные: ЭКГ-артефакт в ЭМГ-сигнале, дыхательные колебания в сигналах давления и пульса, дрейф нуля, обусловленный изменением импеданса кожи и температуры.

Предложенный алгоритм предобработки реализован в виде последовательности из четырех блоков, представленной на Рис. 2.

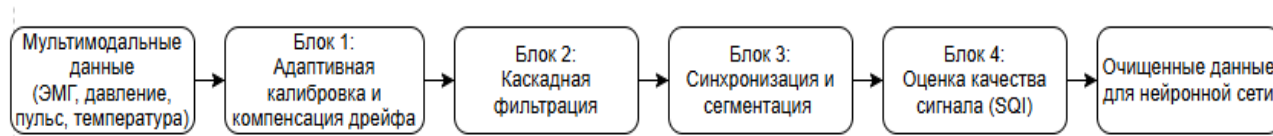


Рисунок 2. Блок-схема предложенного алгоритма предобработки мультимодальных данных.

Блок 1. Адаптивная калибровка и компенсация дрейфа. На этапе инициализации система записывает 5-секундный интервал сигналов в состоянии покоя. На основе этих данных вычисляются референтные значения и производится калибровка нуля. Для компенсации медленного дрейфа в процессе работы используется рекуррентная оценка базовой линии с помощью фильтра низких частот (частота среза 0,1 Гц) с последующим ее вычитанием из исходного сигнала.

Блок 2. Каскадная фильтрация. Для ЭМГ-сигнала применяется трехступенчатый каскад. Первая ступень – полосовой фильтр Баттерворта 4-го порядка (20–450 Гц) для подавления

низкочастотного дрейфа и высокочастотного шума. Вторая ступень – адаптивный фильтр Калмана, настроенный на оценку и компенсацию артефактов движения, модель которых строится на основе данных с акселерометра. Третья ступень – вейвлет-преобразование с материнским вейвлетом Добеши 4-го уровня (db4) для мягкого порогового шумоподавления в частотно-временной области [9].

Для сигналов пульса, давления и температуры применяется медианный фильтр с окном 5 отсчетов для удаления импульсных выбросов, за которым следует ФНЧ Баттерворта 2-го порядка с частотой среза 5 Гц.

Блок 3. Синхронизация и сегментация.

Для временной привязки разнородных сигналов используется аппаратный триггер, инициирующий начало записи. Далее применяется алгоритм динамического выравнивания временных меток (Dynamic Time Warping – DTW) для компенсации их расхождений. Сегментация на эпохи для анализа производится скользящим окном длиной 250 мс с перекрытием 50%.

Блок 4. Оценка качества сигнала (SQI).

Разработан показатель SQI, рассчитываемый в реальном времени для каждого сегмента ЭМГ-сигнала:

$$SQI = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}} \right), \quad (1)$$

где P_{signal} – мощность сигнала в полосе 20–450 Гц, P_{noise} – мощность в полосе 450–500 Гц. Сегменты с $SQI < 6$ дБ помечаются как «ненадежные» и могут быть исключены из анализа или переданы в нейросеть с соответствующим весовым коэффициентом [10].

Эффективность алгоритма оценивается на синтезированных данных с добавлением реальных артефактов движения. Применяются следующие метрики: отношение сигнал/шум (SNR, дБ), среднеквадратическая ошибка (RMSE) относительно «идеального» сигнала и коэффициент корреляции Пирсона [11].

В Табл. 1 представлены сравнительные результаты обработки зашумленного ЭМГ-сигнала.

Таблица 1. Сравнение эффективности методов фильтрации ЭМГ-сигнала.

Метод фильтрации	SNR, [дБ]	RMSE [мВ]	Корреляция [г]
Исходный зашумленный сигнал	5,2	0,215	0,71
Ф. Баттерворта (20–450 Гц)	8,1	0,150	0,82
Медианный фильтр	7,5	0,180	0,78
Вейвлет-преобразования	10,5	0,120	0,88

Данные свидетельствуют о значительном превосходстве предложенного каскадного метода. Увеличение SNR на 8,6 дБ и снижение RMSE более чем в 2,5 раза по сравнению с исходным сигналом подтверждают его высокую эффективность.

На представленном Рис. 3 осциллограммы ЭМГ-сигнала на различных этапах обработки. Визуальный анализ подтверждает, что каскадный алгоритм успешно подавляет как низкочастотный артефакт движения (видимый на исходном сигнале как медленный дрейф), так и высокочастотный шум, при этом четко сохраняя полезные паттерны мышечной активности (всплески амплитуды).

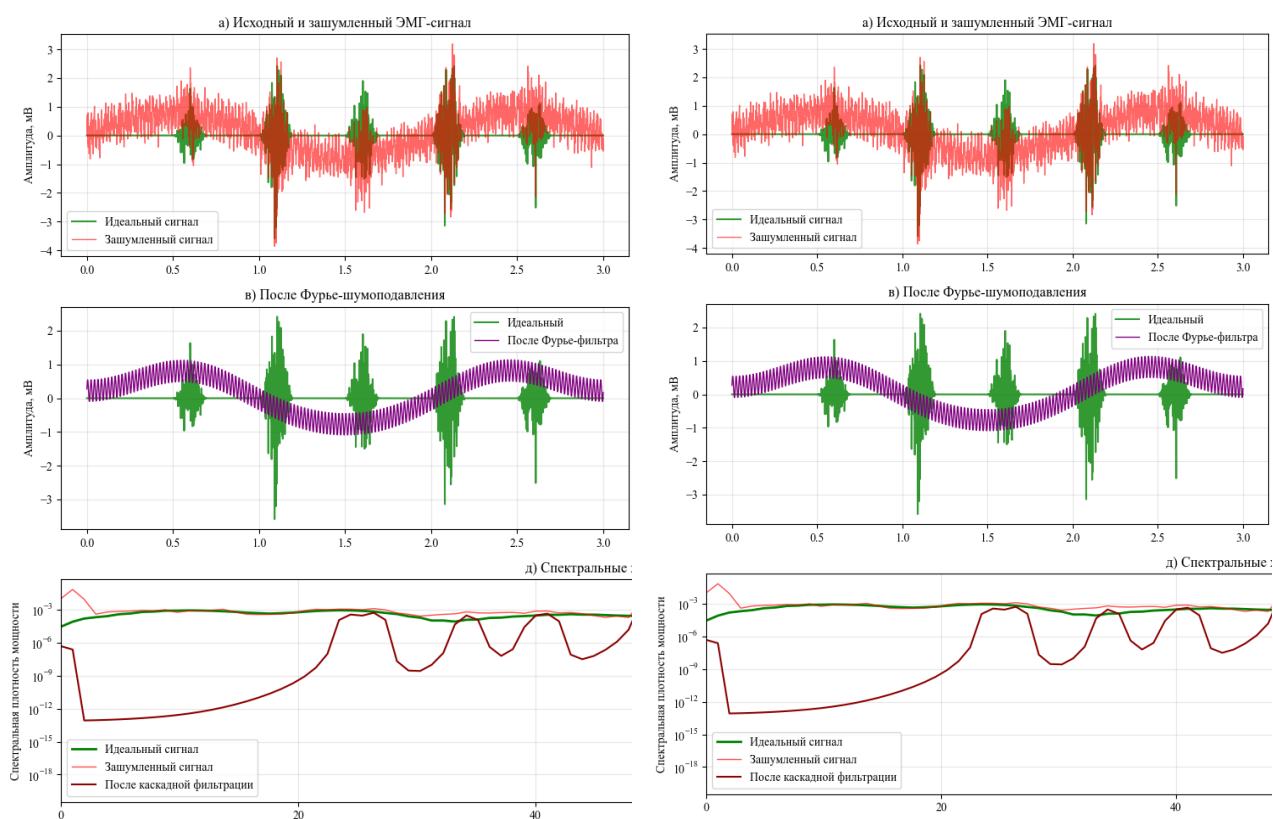


Рисунок 3. Осциллограммы ЭМГ-сигнала: (а) исходный сигнал; (б) после ф. Баттерворта; (в) после вейвлет-преобразования; (г) после предложенного каскада; (д) спектральные характеристики сигналов.

Результаты демонстрируют, что ни один из классических методов, применяемый отдельно, не способен комплексно решить задачу очистки сигналов в условиях реабилитационной перчатки. Фильтр Баттерворта эффективно удаляет шумы за пределами полезной полосы, но не справляется с артефактами движения. Вейвлет-преобразование показывает хорошие результаты, но может приводить к незначительным искажениям фронтов полезного сигнала. Предложенный каскад объединяет достоинства каждого метода: фильтр Калмана, используя модель процесса, адаптивно отслеживает и вычитает артефакт, в то время как вейвлет «дочищает» остаточный шум. Несмотря на повышенную вычислительную сложность, алгоритм оптимизирован для реализации на современных 32-разрядных микроконтроллерах (например, ESP32) и пригоден для работы в реальном времени.

Заключение

Разработан и апробирован комплексный алгоритм предобработки мультимодальных данных программно-аппаратного комплекса с интеллектуальным управлением для реабилитационной перчатки, включающий адаптивную калибровку, каскадную фильтрацию и оценку качества сигнала.

Экспериментально доказано, что предложенный каскадный подход, основанный на комбинации фильтра Калмана, полосового фильтра Баттерворта и вейвлет-преобразования, обеспечивает статистически значимое повышение SNR (до 13,8 дБ) и снижение RMSE (до 0,075), превосходя по эффективности классические методы.

Ключевым преимуществом алгоритма является его адаптивность к изменяющимся условиям, что обеспечивает высокую надежность входных данных для систем принятия решений на основе нейронных сетей.

Перспективы работ включают аппаратную реализацию алгоритма на embedded-платформе, его интеграцию с блоком классификации двигательных паттернов и проведение натуральных клинических испытаний.

Литература:

1. Порецкова Г.Ю., Иващенко А.В., Тяжева А.А., Плахотникова С.В., Жданович Г.Э., Чекина Е.В. Онтологический подход к цифровизации медицинских осмотров и диспансерного наблюдения на базе телемедицинской платформы // *Онтология проектирования*. 2025. Т. 15. № 2(56). С. 187–197. [Poretskova G.Yu., Ivaschenko A.V., Tyazheva A.A., Plakhotnikova S.V., Zhdanovich G.E., Chekina E.V. An ontological approach to digitalization of medical check-ups and follow-up medical care based on a telemedicine platform // *Ontology of Designing*. 2015. Vol. 15. No. 2(56). P. 187–197 (in Russian)]. DOI: 10.18287/2223-9537-2025-15-2-187-197.
2. Буркин А. А. Концепция создания программно-аналитического комплекса для работы реабилитационной перчатки. В сб.: *Достижения и перспективы научных исследований молодежи: Материалы XXII научно-практической конференции с международным участием, Кумертау, 15–16 апреля 2024 года*. Уфа: Уфимский университет науки и технологий. 2024. С. 502–507. [Burkin A. A. Concept of creating a software and analytical complex for the operation of a rehabilitation glove. In: *Achievements and Prospects of Scientific Research of Young People: Proceedings of the 22th Scientific and Practical Conference with International Participation, Kumertau, April 15–16, 2024*. Ufa: Ufa University of Science and Technology. 2024. P. 502–507 (in Russian)].
3. Тунеков Т. А., Жирнов С. В., Лагунов В. С., Сенатов Ф. С. Разработка растяжимых электродных матриц для электромиографии и инвазивных нейроинтерфейсов. В сб.: *LIFT Школа молодого нейротехнолога: тезисы участников конференции, Москва, 26–27 апреля 2024 года*. Москва: Квант Медиа, 2024. С. 167–169. [Tunekov T. A., Zhirnov S. V., Lagunov V. S., Senatov F. S. Development of stretchable electrode arrays for electromyography and invasive neurointerfaces. In: *LIFT School of young neurotechnologists: Moscow, April 26–27, 2024. Report abstracts*. Moscow: Quantum Media, 2024. P. 167–169 (in Russian)]. DOI: 10.24412/CL-37228-2024-167-169.
4. Reaz M.B.I., Hussain M.S., Mohd-Yasin F. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications // *Biological Procedures Online*. 2006. Vol. 8. P. 11–35.
5. Webster J.G. (Ed.). *Medical instrumentation: application and design*. 4th ed. John Wiley & Sons, 2009. 734 p.
6. Chan A.D.C., Green G.C. Myoelectric control development toolbox. In: *CMBES Proceedings*. Vol. 30. Carleton University, 2007.
7. Phinyomark A. et al. Application of wavelet analysis in EMG feature extraction for pattern classification // *Measurement Science Review*. 2011. Vol. 11. No. 2. P. 45–52.
8. EMG Physical Action Data Set. UCI Machine Learning Repository. [Webpage] URL: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/EMG+Physical+Action+Data+Set>.
9. Шлипкин П.Ю., Богданов М.Б. Метод разработки цифрового фильтра Баттерворта для анализа измерительных сигналов // *Интерэкспо Гео-Сибирь*. 2017. № 1. С. 54–58. [Shlipkin P.Yu., Bogdanov M.B. Method of development of the digital Butterworth filter for the analysis of measuring signals // *Interexpo Geo-Siberia*. 2017. No. 1. P. 54–58 (in Russian)].
10. Котов-Смоленский А. М., Хижникова А. Е., Клочков А. С., Супонева Н. А., Пирадов М. А. Поверхностная ЭМГ: применимость в биомеханическом анализе движений и возможности для практической реабилитации // *Физиология человека*. 2021. Т. 47. № 2. С. 122–134. [Kotov-Smolenskiy A.M., Khizhnikova A.E., Klochkov A.S., Suponeva N.A., Piradov M.A. Surface EMG: Applicability in the motion analysis and opportunities for practical rehabilitation // *Fiziologiya Cheloveka*. 2021. Vol. 47. No. 2. P. 122–134 (in Russian)].
11. Baak M., Koopman R., Snoek H., Klous S. A new correlation coefficient between categorical, ordinal and interval variables with Pearson characteristics. arXiv, 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1811.11440.

Благодарности:

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках основной части государственного задания высшим учебным заведениям № № FEUE-2023-0007.

Об авторах:

РОДИОНОВА Людмила Евгеньевна, доцент кафедры автоматизированных систем управления, УУНиТ, rodionovakf@yandex.ru.

СУВОРОВА Вероника Александровна, доцент кафедры автоматизированных систем управления, УУНиТ, milana_da@mail.ru.

БУРКИН Антон Александрович, студент, УУНиТ, burkin.anton@bk.ru.

КРОМИНА Людмила Александровна доцент кафедры автоматизированных систем управления, УУНиТ, luyda-kr@yandex.ru.

Metadata:

Title: Development of an algorithm for preprocessing and filtering multimodal biometric data for a software and hardware complex with intelligent control.

Author 1: Lyudmila Evgenievna Rodionova, Associate Professor of the Department of Automated Control Systems, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, rodionovakf@yandex.ru, ORCID 0000-0003-4041-0365; Researcher ID (WoS): AAU-3498-2020, Author ID (Scopus): 57221335881, AuthorID: 852968.

Author 2: Veronika Alexandrovna Suvorova, Associate Professor of the Department of Automated Control Systems, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, milana_da@mail.ru, Author ID (Scopus): 57263144400, ORCID 0009-0009-6005-0695, AuthorID: 541074.

Author 3: Anton Alexandrovich Burkin, student, Ufa University of Science and Technology, 89270832336, burkin.anton@bk.ru, AuthorID: 65508726.

Author 4: Lyudmila Aleksandrovna Kromina, Associate Professor of the Department of Automated Control Systems, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, luyda-kr@yandex.ru

Abstract: A complex preprocessing algorithm is proposed, including adaptive calibration of sensors, compensation of motion artifacts based on the Kalman filter and wavelet transformation, as well as synchronization of heterogeneous signals (electromyography, pressure, temperature, pulse). It is proposed to create a universal system for pre-processing biometric signals, including cleaning initial data from noise, correction of distortions and normalization of indicators. This will significantly improve the quality of the source data before they are further processed by machine learning algorithms. A model for assessing signal quality in real time was developed.

Keywords: rehabilitation glove, multimodal data, signal preprocessing, Kalman filter, wavelet transform, motion artifacts, electromyography, adaptive filtering.