

УДК 004.032.26; 577.352.5; 621.865.8
DOI: 10.18799/29495407/2024/1/48
Шифр специальности ВАК: 15.03.06

Применение нейросетевых фильтров для улучшения фильтрации сигнала электромиографа

А.А. Бошляков✉, Н.А. Шилов, М.И. Жарков

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

✉boshlyakov@bmstu.ru

Аннотация. Электромиография – это метод измерения электрической активности мышц, который широко используется в биомеханике, медицинской диагностике и реабилитации. Однако сигналы электромиографии часто подвержены шумам и помехам, что затрудняет их интерпретацию и анализ. В данной работе предлагается фильтрация сигнала электромиографии на основе нейросетей, что позволяет эффективно извлекать полезную информацию из сигнала, минимизируя влияние шумов и искажений. Этот подход включает в себя предварительную обработку сигнала, разработку архитектуры нейросетевого фильтра и его обучение на подходящих данных. Экспериментальные результаты демонстрируют высокую эффективность этого метода по сравнению с аналоговыми методами фильтрации сигналов электромиографии. Возможности применения предлагаемого метода обработки сигналов охватывают сферы медицинского анализа и восстановительной медицины, где требуется точная обработка данных с электромиографией. В исследовании описывается процесс разработки системы идентификации данных для определения положения руки оператора копирующего манипулятора и прилагаемого усилия.

Ключевые слова: нейросеть, биопотенциал, электромиография, манипулятор

Для цитирования: Бошляков А.А., Шилов Н.А., Жарков М.И. Применение нейросетевых фильтров для улучшения фильтрации сигнала электромиографа // Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. – 2024. – Т. 2. – № 1. – С. 30–37. DOI: 10.18799/29495407/2024/1/48

UDC 004.032.26; 577.352.5; 621.865.8
DOI: 10.18799/29495407/2024/1/48

Application of neural network filters for improving an electromyogram signal filtration

A.A. Boshlyakov✉, N.A. Shilov, M.I. Zharkov

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

✉boshlyakov@bmstu.ru

Electromyography is a widely applied method for measuring the electrical activity of muscles in medical diagnostics, rehabilitation, and biomechanics. However, electromyography signals often encounter challenges due to noise and interference, complicating their interpretation and analysis. This paper proposes a novel approach: filtering electromyography signals using neural networks. This method effectively extracts valuable information from the signals while minimizing the impact of noise and distortion. The proposed approach involves preprocessing the signal, designing a neural network filter architecture, and training it on appropriate datasets. Experimental results demonstrate the superior efficiency of this method compared to traditional analog methods for filtering electromyography signals. The proposed signal processing method finds applications in medical analysis and rehabilitation medicine, particularly in tasks requiring precise handling of electromyography data. The paper further details the development of a data identification system aimed at determining the position of the hand of a manipulator operator and the applied force.

Keywords: neural network, biopotential, electromyography, manipulator

For citation: Boshlyakov A.A., Zharkov M.I., Shilov N.A. Application of neural network filters for improving an electromyogram signal filtration. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Industrial Cybernetics*, 2024, vol. 2, no. 3, pp. 30–37. DOI: 10.18799/29495407/2024/1/48

Введение

Электромиография (ЭМГ) является важным методом для измерения электрической активности мышц, но сигналы, получаемые при проведении ЭМГ, содержат информацию о сокращениях мышц, что делает их ценным источником данных для управления различными устройствами, включая копирующие манипуляторы [1].

Однако сигналы ЭМГ часто подвержены различным искажениям, помехам и аномалиям, которые могут затруднить интерпретацию и использование сигнала для управления устройствами (рис. 1).

Скелетная мышца состоит из множества мышечных волокон, имеющих точки прикрепления к костям и расположенных параллельно друг другу. Каждое мышечное волокно (миоцит) включает множество субъединиц – миофибрилл, которые построены из повторяющихся в продольном направлении блоков (саркомеров). Саркомер является функциональной единицей сократительного аппарата скелетной мышцы [1–3]. Миофибриллы в мышечном волокне лежат таким образом, что расположение саркомеров в них совпадает. Мышечное волокно и миофибрилла показаны на рис. 2 [4].

В механизмах развития возбуждения участвуют четыре вида ионов: K^+ , Na^+ , Ca^{++} , Cl^- . За счет химических реакций, происходящих при присоединении молекулы АТФ к головке миозина и явления осмоса, ионы Ca^{++} всасываются в клетку из клеточной мембраны, тем самым понижая потенциал клеточной мембраны относительно внеклеточного пространства.

Возбуждение клеток миофибрил начинается и заканчивается неодновременно. Этим, а также не-

которым количеством шумов, связанных с электромагнитными наводками, обуславливается большое количество выбросов на графике (рис. 1).

В контексте управления копирующим манипулятором чистота сигнала ЭМГ имеет критическое значение для обеспечения точности и надежности управления устройством. Фильтрация сигнала ЭМГ становится необходимым этапом обработки данных, направленным на удаление помех и искажений, сохраняя при этом полезную информацию о мышечной активности.

Классические методы фильтрации включают в себя линейные фильтры, такие как низкочастотные и высокочастотные фильтры, а также нелинейные фильтры, такие как фильтр Калмана. Эти методы основаны на математических моделях и параметрах, которые определяются заранее. Они могут быть эффективными при удалении некоторых типов шума, но они не всегда способны полностью устранить все виды помех, а при слишком строгой фильтрации могут быть утеряны важные информационные составляющие сигнала, что снижает его полезность для дальнейшего анализа.

В этой статье мы представляем способ фильтрации сигнала ЭМГ с использованием нейросетевого фильтра, который способен эффективно извлекать ценную информацию о мышечной активности, минимизируя влияние помех и искажений. Основной особенностью нашего подхода является использование отфильтрованного сигнала ЭМГ для управления копирующим манипулятором, что демонстрирует его практическую применимость в реальных сценариях [5–7].

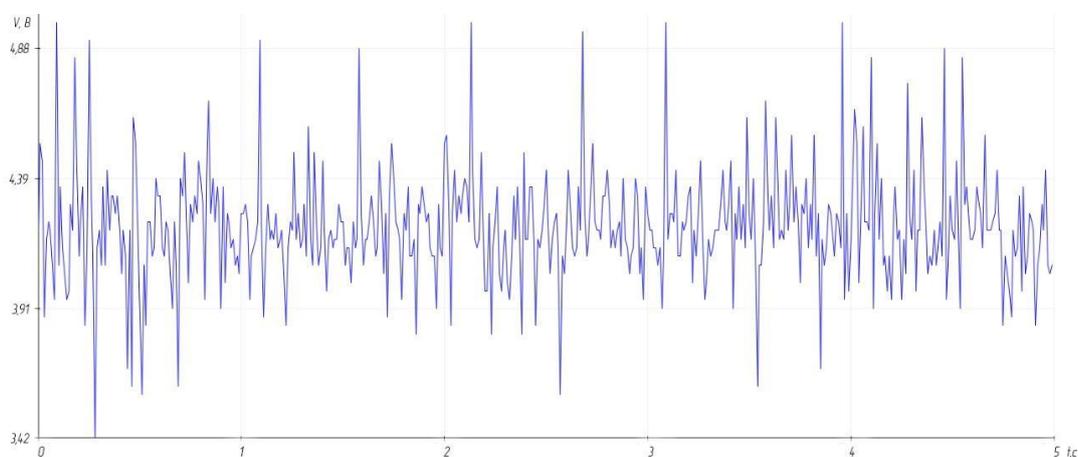


Рис. 1. Типичный вид необработанного сигнала с миографа
Fig. 1. Typical view of the raw signal with myograph

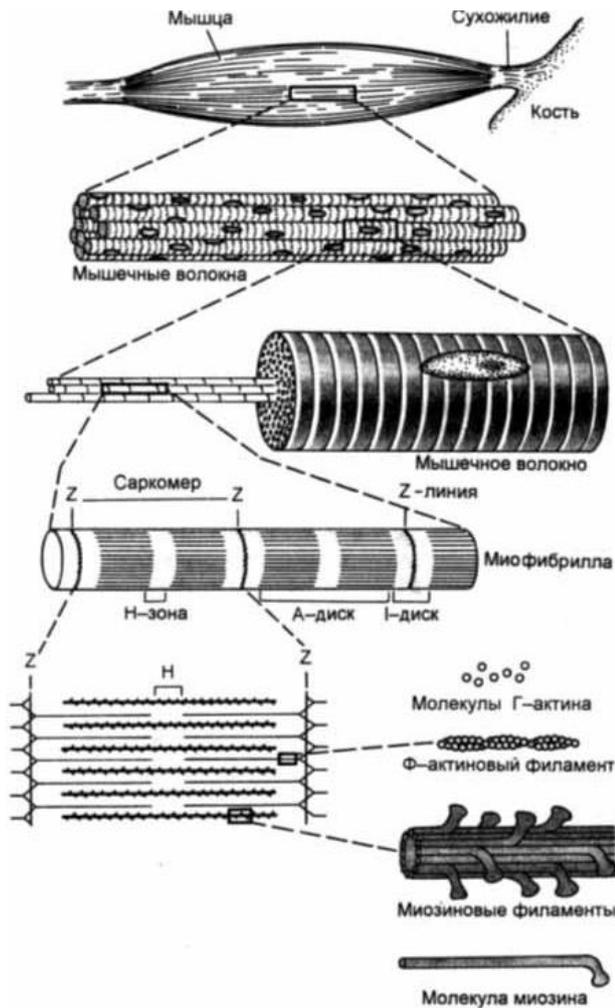


Рис. 2. Иерархические уровни организации скелетной мышцы

Fig. 2. Hierarchical levels of skeletal muscle organization

Общий обзор нейросетевых фильтров

Нейросетевые фильтры представляют собой мощный инструмент в обработке сигналов благодаря своей способности извлекать сложные закономерности и шаблоны из данных. В контексте обработки сигналов ЭМГ нейросетевые фильтры могут эффективно выделять полезную информацию о мышечной активности, минимизируя влияние различных помех и искажений. Они способны обрабатывать разнообразные типы сигналов с динамически изменяющимися условиями окружающей среды, что делает их особенно полезными в условиях реального мира [8–10].

В области электромиографии, где качество сигналов играет решающую роль в точности и надежности анализа, нейросетевые фильтры представляют собой многообещающий подход для фильтрации и обработки сигналов ЭМГ. Их применение может значительно повысить качество обработки данных и улучшить точность различных приложе-

ний, включая управление копирующим манипулятором на основе сигналов ЭМГ [11–17].

Выбор архитектуры нейросетевого фильтра

Для фильтрации сигнала с электромиографа была выбрана полносвязная нейронная сеть. Полносвязная сеть представляет собой классическую архитектуру нейронной сети, в которой каждый нейрон в каждом слое соединен с каждым нейроном в предыдущем и последующем слоях [18, 19].

Основными причинами выбора полносвязной сети являются простота и легкость в реализации, хорошая обобщающая способность, гибкость и адаптивность, хорошая производительность на малых наборах данных.

В процессе выбора архитектуры нейросетевого фильтра были проведены эксперименты, включающие варьирование количества слоев и нейронов в сети с целью определить наиболее подходящую конфигурацию для фильтрации сигнала ЭМГ. Сначала было решено исследовать различные варианты архитектур, начиная с моделей с небольшим количеством слоев и нейронов и постепенно увеличивая их сложность. Для каждой модели были определены параметры, включая количество скрытых слоев, количество нейронов в каждом слое, а также выбор функции активации. Затем были проведены эксперименты на обучающем наборе данных, где модели были обучены на сигналах ЭМГ с различными параметрами архитектуры. После обучения модели оценивались на тестовом наборе данных для оценки их производительности и точности фильтрации [20].

В результате экспериментов было обнаружено, что оптимальной архитектурой для нейросетевого фильтра является модель с тремя слоями. Первый слой является входным слоем, который принимает исходный сигнал ЭМГ. Второй слой является скрытым слоем с 30 нейронами, который выполняет основную обработку и фильтрацию сигнала. Третий слой является выходным слоем с одним нейроном, который представляет собой отфильтрованный сигнал ЭМГ. Эта конфигурация показала наилучшее сочетание производительности и качества фильтрации сигнала ЭМГ. Модель с тремя слоями и указанными выше параметрами обеспечивает высокую точность и эффективность фильтрации, при этом имея приемлемую вычислительную сложность для реализации в реальном времени [21].

Эффективность полученной конфигурации нейросетевого фильтра также подтверждается некоторыми рассмотренными ранее фильтрами, применяемыми на практике.

Формирование набора обучающих данных

Сбор данных осуществлялся путем съема сигнала ЭМГ с нескольких человек. Во время сбора дан-

ных проводилось ЭМГ исследование, где электроды размещались на коже вблизи интересующих нас мышц для регистрации их электрической активности. Для обучения нейросетевого фильтра был разработан алгоритм сбора данных, который включает проведение сеансов ЭМГ с несколькими операторами. В ходе сеансов собирались данные о мышечной активности при выполнении различных упражнений. Составленный список упражнений включал в себя стандартные движения и сокращения мышц, которые могли быть использованы для управления копирующим манипулятором. Операторы производили определенные движения или выполняли определенные действия, во время которых регистрировались сигналы ЭМГ. Эти сигналы записывались в виде временных рядов с различными характеристиками, такими как амплитуда, частота и длительность.

В качестве эталонных данных использован комплексированный сигнал, полученный из сигнала

с динамометра и акселерометра. Такой сигнал необходим, так как усилие в мышцах возникает как при резких коротких движениях руки, так и при медленных движениях с усилием, и только вместе эти сигналы могут отражать действительные процессы, происходящие в мышцах.

После сбора сигналов ЭМГ следовал этап предварительной обработки данных. На этом этапе выполнялись такие операции, как фильтрация шумов, удаление искажений, нормализация амплитуды и другие преобразования для улучшения качества данных и подготовки их к дальнейшему анализу и обучению модели. Далее была создана модель нейросетевого фильтра, которая использовалась для фильтрации сигнала ЭМГ. Для этого была определена архитектура сети, выбраны функции активации, оптимизатор и функция потерь, инициализированы параметры сети и другие параметры модели [22].

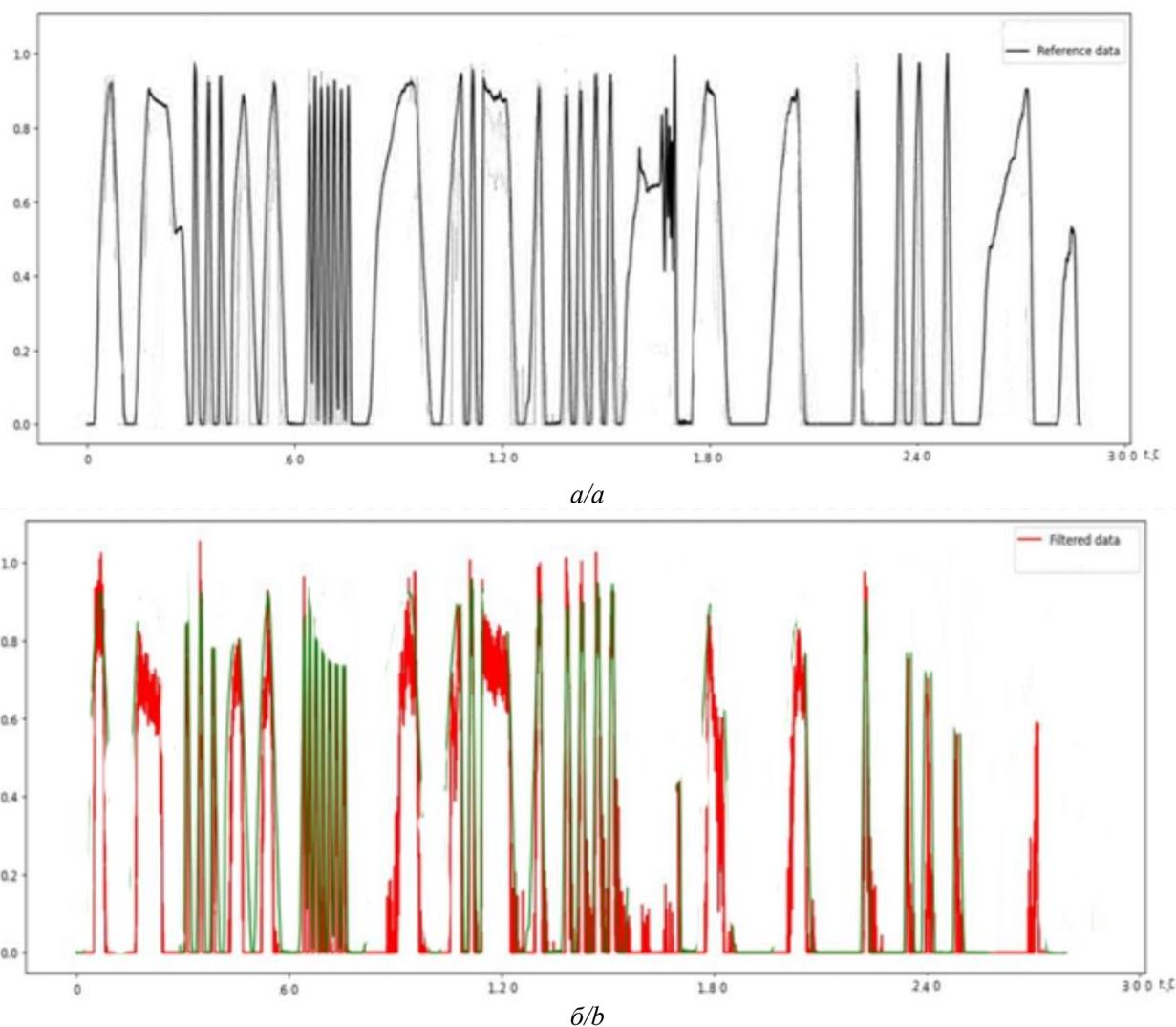


Рис. 3. Результат фильтрации тестовых данных: а) эталонный сигнал; б) отфильтрованный сигнал
Fig. 3. Results of test data filtering: a) reference signal; b) filtered signal

Обучение нейросетевого фильтра

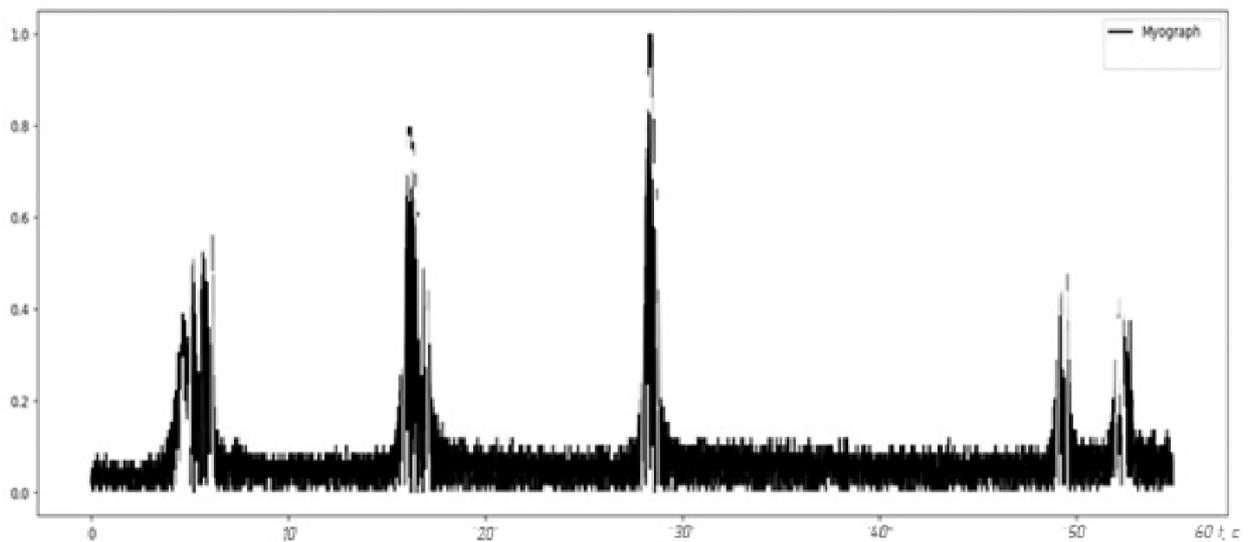
Полученные данные использовались для обучения модели нейросетевого фильтра. В процессе обучения модель настраивала свои параметры таким образом, чтобы минимизировать ошибку между предсказанными и фактическими значениями сигнала ЭМГ. Обучение проводилось с использованием оптимизатора и функции потерь на заданном наборе данных. В качестве критерия обучения модели служит соответствие фильтрованного сигнала эталонному, то есть точность. Отслеживание данного критерия проводилось по функции потерь (loss), основанной на среднеквадратичной ошибке. После завершения обучения модель оценивалась на тестовом наборе данных, который не использовался

в процессе обучения (рис. 3). Это позволило оценить производительность модели на новых данных и оценить ее способность фильтровать сигналы ЭМГ с высокой точностью и эффективностью [23].

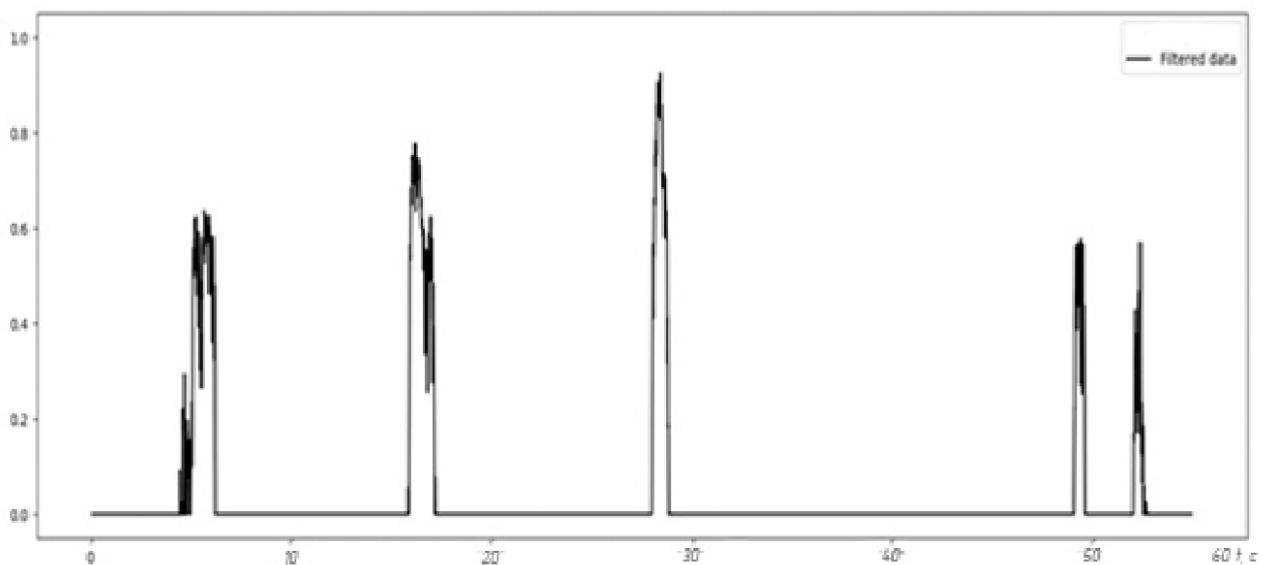
Результаты работы нейросетевого фильтра

После обучения нейросетевого фильтра на него был подан сигнал с электромиографа в реальном времени.

На рис. 4, а представлен пример исходного сигнала ЭМГ до применения фильтрации. Из иллюстрации видно, что исходный сигнал содержит различные искажения, помехи и шумы, которые могут повлиять на точность его анализа и интерпретации.



а/а



б/б

Рис. 4. Фильтрация данных в реальном времени: а) входные данные; б) выходные данные

Fig. 4. Data filtering in real time: a) input data; b) output data

На рис. 4, б показан отфильтрованный сигнал ЭМГ после применения нейросетевого фильтра. Иллюстрация демонстрирует, что фильтрация сигнала ЭМГ позволила эффективно удалить помехи и искажения, сохраняя при этом основные характеристики мышечной активности. Отфильтрованный сигнал выглядит более чистым и сглаженным, что делает его более подходящим для дальнейшего анализа и использования.

Заключение

Результаты работы нейросетевого фильтра были подробно проанализированы с использованием различных метрик. Во время обучения модели значение функции потерь (loss) было систематически уменьшено благодаря применению оптимизатора и выбору подходящей функции потерь. Например, начальное значение loss на валидационных данных

составляло около 0,5, а после обучения оно было снижено до примерно 0,02, что свидетельствует о хорошем обучении модели.

После завершения обучения модель была протестирована на отдельном наборе данных для оценки ее производительности. Результаты тестирования показали, что нейросетевому фильтру успешно удалось фильтровать помехи и искажения, сохраняя при этом существенную часть полезной информации о мышечной активности.

Таким образом, подробный анализ результатов работы нейросетевого фильтра подтвердил его эффективность в фильтрации сигнала с электромиографа и его пригодность для дальнейшего использования в реальных приложениях, таких как управление копирующим манипулятором.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Атреш М., Навроцкий В., Маненко В. Применение искусственных нейронных сетей для фильтрации электромиографических сигналов // Информационные технологии и системы. – 2019. – № 1 (35). – С. 92–97.
2. Сандаков Д.Б., Захаревская Г.И. Элементарные физиологические процессы. URL: <https://studfile.net/preview/5624297/> (дата обращения: 14.02.2024).
3. Сандаков Д.Б. Физиология человека и животных. URL: <https://www.booksite.ru/localtxt/phi/sio/logy/gurin.pdf> (дата обращения: 14.02.2024).
4. Физиология мышцы с картинками. URL: <https://studfile.net/preview/9819319/> // (дата обращения: 14.02.2024).
5. Марджян А.И., Кожухарь И.Ю., Бухонина А.А. Использование искусственных нейронных сетей для анализа электромиографических сигналов // Техника и технология. – 2018. – № 4. – С. 67–71.
6. Магомедов Р.З., Балашов В.В., Тимофеев С.Ф. Применение нейронных сетей для анализа электромиографических сигналов // Медицинская техника. – 2017. – № 4 (84). – С. 32–35.
7. Surface electromyography signal processing and classification techniques / R.H. Chowdhury, M.B. Reaz, M.A. Ali et al. // Sensors (Basel). – 2013. – Vol. 13. – № 9. – P. 12431–12466.
8. Englehart K., Hudgins B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2003. – Vol. 50. – № 7. – P. 848–854.
9. Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature reduction and selection for EMG signal classification // Expert Systems with Applications. – 2012. – Vol. 39. – № 8. – P. 7420–7431.
10. Ortiz-Catalan M., Branemark R., Hakansson B. Biologically inspired algorithms applied to prosthesis control // Progress in Brain Research. – 2011. – Vol. 194. – P. 67–77.
11. Александров В.И., Стрелкова А.И., Вишнякова А.С. Методы фильтрации электромиографических сигналов в управлении робототехническими системами // Робототехника и искусственный интеллект. – 2020. – № 2. – С. 49–54.
12. Сергеева Е.Н., Мосолов В.Е. Анализ методов фильтрации электромиографических сигналов // Вестник Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана. Серия «Приборостроение». – 2015. – № 1. – С. 52–59.
13. Setti V.R.S., Pal S.K. ECG denoising using neural networks and multiresolution wavelet analysis // International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing. – 2012. – Vol. 3. – № 2 – P. 1–3.
14. Subasi K. Automatic detection of EEG artefacts using wavelet transform and artificial neural networks // Expert Systems with Applications. – 2010. – Vol. 4 – P. 1084–1093.
15. Tobar-Muñoz D.G.L., Picos-Corrales R.A., Pomar-Diaz D.B. EMG signal denoising using a novel neural network algorithm // Journal of Electrical Engineering, Electronics, Control and Computer Science (JEECCS). – 2019. – Vol. 12 – P. 2–3.
16. Patel B., Jha R.S., Thakor S.M. MRI image denoising and enhancement using deep learning approach // Procedia Computer Science. – 2018. – Vol. 54 – P. 2–8.
17. Абдуллаев Н.Т., Исмаилова К.Ш. Применение нейронных сетей для распознавания патологических изменений в стимуляционной электромиограмме. URL: <http://www.mtjournal.ru/archive/2011/meditsinskaya-tekhnika-6/primenenie-neuronnykh-setey-dlya-raspoznaniya-patologicheskikh-izmeneniy-v-stimulyatsionnoy-elektro> (дата обращения: 14.02.2024).
18. Гавриленко В.С. Глубокое обучение: принципы и алгоритмы. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 4 с.
19. Нейросетевые технологии / А.А. Кадулин, Н.А. Гордеев, К.Е. Самуйлов, А.В. Сергеев. – М.: Физматлит, 2018. – 169 с.
20. Иванов В.В., Моргачев Е.В. Оценка эффективности алгоритмов машинного обучения в задачах анализа данных. – М.: Физматлит, 2016. – 6 с.
21. Бахтеев О.Ю., Попова М.С., Стрижов В.В. Нейросетевой анализ данных: примеры решения задач. – М.: Физматлит, 2016. – 28 с.
22. Крылов С.В., Стрижов В.В. Анализ и обработка изображений в задачах машинного обучения. – М.: Физматлит, 2015. – 253 с.

23. Кадури́н А.А., Стри́зов В.В. Глубокое обучение, обучение без учителя и адаптация // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2018. – № 5. – P. 132–140.

Информация об авторах

Андрей Анатольевич Бошляков, кандидат технических наук, доцент, заместитель заведующего кафедрой СМ7, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5. boshlyakov@bmstu.ru

Никита Александрович Шилов, магистрант, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5. nikita.shilov.2000@inbox.ru

Максим Иванович Жарков, магистрант, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5. m.zharkov.11@gmail.com

Поступила: 27.02.2024

Принята: 15.03.2024

Опубликована: 29.03.2024

REFERENCES

1. Atresh M., Navrockij V., Manenko V. Application of artificial neural networks for filtering electromyography signals. *Informatsionnye tekhnologii i sistemy*, 2019, no. 1 (35), pp. 92–97. (In Russ.)
2. Sandakov D.B., Zaharevskaya G.I. *Elementary physical processes*. (In Russ.) Available at: <https://studfile.net/preview/5624297/> (accessed 14 February 2024).
3. Sandakov D.B. *Human and animal physiology*. (In Russ.) Available at: <https://www.booksite.ru/localtxt/phi/sio/logy/gurin.pdf> (accessed 14 February 2024).
4. *Muscle physiology with pictures*. (In Russ.) Available at: <https://studfile.net/preview/9819319/> (accessed 14 February 2024).
5. Mardzhiyan A.I., Kozhuhar I.Yu., Bukhonina A.A. Application of artificial neural networks for analyzing electromyography signals. *Tekhnika i tekhnologiya*, 2018, no. 4, pp. 67–71. (In Russ.)
6. Magomedov R.Z., Balashov V.V., Timofeev S.F. Application of neural networks for analyzing electromyography signals. *Meditinskaya tekhnika*, 2017, no. 4 (84), pp. 32–35. (In Russ.)
7. Chowdhury R.H., Reaz M.B., Ali M.A. Surface electromyography signal processing and classification techniques. *Sensors (Basel)*, 2013, vol. 13, no. 9, pp. 12431–12466.
8. Englehart K., Hudgins B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2003, vol. 50, no. 7, pp. 848–854.
9. Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, 2012, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431.
10. Ortiz-Catalan M., Branemark R., Hakansson B. Biologically inspired algorithms applied to prosthesis control // *Progress in Brain Research*. – 2011. – Vol. 194. – P. 67–77.
11. Aleksandrov V.I., Strelkova A.I., Vishnyakova A.S. Methods of filtering electromyography signals in controlling robotic systems. *Robototekhnika i iskusstvennyy intellekt*, 2020, no. 2, pp. 49–54. (In Russ.)
12. Sergeeva E.N., Mosolov V.E. Analysis of the methods of filtering electromyography signals. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta imeni N.E. Baumana. Seriya «Priborostroeniye»*, 2015, no. 1, pp. 52–59. (In Russ.)
13. Setti V.R.S., Pal S.K. ECG denoising using neural networks and multiresolution wavelet analysis. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2012, vol. 3, no. 2, pp. 1–3.
14. Subasi K. Automatic detection of EEG artefacts using wavelet transform and artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2010, vol. 4, pp. 1084–1093.
15. Tobar-Muñoz D.G.L., Picos-Corrales R.A., Pomar-Diaz D.B. EMG signal denoising using a novel neural network algorithm. *Journal of Electrical Engineering, Electronics, Control and Computer Science (JEECCS)*, 2019, vol. 12, pp. 2–3.
16. Patel B., Jha R.S., Thakor S.M. MRI image denoising and enhancement using deep learning approach. *Procedia Computer Science*, 2018, vol. 54, pp. 2–8.
17. Abdullaev N.T., Ismaylova K.Sh. *Application of neural networks for detecting pathological changes in a stimulation electromyogram*. (In Russ.) Available at: <http://www.mtjournal.ru/archive/2011/meditsinskaya-tekhnika-6/primeneniye-neyronnykh-setey-dlya-raspoznavaniya-patologicheskikh-izmeneniy-v-stimulyatsionnoy-elektro> (accessed 14 February 2024).
18. Gavrilenko V.S. *Deep learning: principles and algorithms*. Moscow, DMK Press, 2018. 4 p. (In Russ.)
19. Kadurin A.A., Gordeev N.A., Samuylov K.E., Sergeev A.V. *Neural network technologies*. Moscow, Fizmatlit Publ., 2018. 169 p. (In Russ.)
20. Ivanov V.V., Morgachev E.V. *Assessment of the efficiency of machine learning algorithms in data analysis tasks*. Moscow, Fizmatlit Publ., 2016. 6 p. (In Russ.)
21. Bahteev O.Yu., Popova M.S., Strizhov V.V. *Neural network data analysis: examples of solving the problems*. Moscow, Fizmatlit Publ., 2016. 28 p. (In Russ.)
22. Krylov S.V., Strizhov V.V. *Analysis and processing images in machine learning tasks*. Moscow, Fizmatlit Publ., 2015. 253 p. (In Russ.)
23. Kadurin A.A., Strizhov V.V. Deep learning, learning without a teacher and adaptation. *Vestnik kompyuternykh i informatsionnykh tekhnologiy*, 2018, no. 5, pp. 132–140. (In Russ.)

Information about the authors

Andrey A. Boshlyakov, Cand. Sc., Associate Professor, deputy Head of the S7 Departement, Bauman Moscow State Technical University, 5, bld. 1, 2nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russian Federation. boshlyakov@bmstu.ru

Nikita A. Shilov, Master's Student, Bauman Moscow State Technical University, 5, bld. 1, 2nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russian Federation. nikita.shilov.2000@inbox.ru

Maksim I. Zharkov, Master's Student, Bauman Moscow State Technical University, 5, bld. 1, 2nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russian Federation. m.zharkov.11@gmail.com

Received: 27.02.2024

Revised: 15.03.2024

Accepted: 29.03.2024