

**Н.А. Будко****МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ КЛАССИФИКАТОРА ЖЕСТОВ**

*Работа посвящена исследованию возможности оптимизации процесса синтеза классификаторов жестов путем выбора наиболее значимых каналов электромиографической (ЭМГ) активности мышц предплечья. Первая часть исследования посвящена разработке и анализу эффективности работы классификаторов жестов с различным числом каналов ЭМГ, ранжированных по значимости на основе критерия Пирсона. Решение задачи классификации жестов по ЭМГ сигналам впервые осуществлено на основе ансамблей деревьев решений, обучаемых по методу градиентного бустинга. Для этого было разработано программное обеспечение, позволяющее производить автоматический синтез и обучение классификаторов жестов. Далее была проведена серия исследований по поиску оптимального числа каналов ЭМГ на основе трех критериев: скорость обучения классификатора, быстроедействие обученной модели и площадь под кривой ошибки ROC AUC. Для этого был произведен цикл обучений и тестирований классификатора для наборов данных, записанных при различных положениях электродов на предплечье. Затем были построены диаграммы размаха исследуемых критериев для различных количеств задействованных в работе каналов ЭМГ от 1 до 8, ранжированных по значимости в каждой из выборок. Установлено, что оптимальное количество задействованных каналов ЭМГ в условиях эксперимента составило 3-6 шт., поскольку дальнейшее увеличение не приводило к уменьшению ошибки классификации, при этом ухудшая быстроедействие. Предложенный метод позволяет автоматически выбрать каналы, электроды которых расположены над наиболее информативными зонами предплечья при случайном изменении положения датчиков. Вторая часть работы содержит результаты проведения натурального эксперимента по демонстрации возможности управления колесным роботом посредством анализа ЭМГ.*

*ЭМГ; ансамбль деревьев решений; градиентный бустинг.*

**N.A. Budko****OPTIMIZATION METHOD FOR GESTURE CLASSIFIER**

*The work is devoted to the study of the possibility of optimizing the process of synthesis of gesture classifiers by selecting the most significant channels of electromyographic (EMG) activity of the muscles of the forearm. The first part of the study is devoted to the development and analysis of the performance of gesture classifiers with a different number of EMG channels, ranked by significance based on the Pearson criterion. The solution of the problem of classification of gestures by EMG signals was first implemented on the basis of ensembles of decision trees trained by the gradient boosting method. For this, software was developed that allows automatic synthesis and training of gesture classifiers. Next, a series of studies was carried out to find the optimal number of EMG channels based on three criteria: the classifier learning rate, the performance of the trained model, and the area under the ROC AUC error curve. To do this, a cycle of training and testing of the classifier was carried out for data sets recorded at different positions of the electrodes on the forearm. Then, range diagrams of the studied criteria were constructed for various numbers of EMG channels involved in the work from 1 to 8, ranked by significance in each of the samples. It was found that the optimal number of EMG channels involved under the experimental conditions was 3-6, since a further increase did not lead to a decrease in the classification error, while significantly degrading the performance. The proposed method allows you to automatically select the channels, the electrodes of which are located above the most informative areas of the forearm in case of an accidental change in the position of the sensors. The second part of the work contains the results of a full-scale experiment to demonstrate the possibility of controlling a wheeled robot through EMG analysis.*

*EMG; decision tree ensemble; gradient boosting.*

**Введение.** Электромиография (ЭМГ) относится к способам измерения электрической активности скелетных мышц и часто применяется в последнее время при разработке протезов с электромиографическим управлением [1, 2]. Кроме того, устройства на базе ЭМГ могут применяться для управления роботизированным инвалидным креслом, манипуляторов-ассистентов, экзоскелетов и других современных средств замещения утраченных функций и клинической терапии [3–8]. Поэтому тема исследования является актуальной.

Работа посвящена анализу ЭМГ сигналов мышц предплечья. В руке человека находится более 30 мышц [9], при этом многие движения руки используют мышцы предплечья, связанные с тонкими сухожилиями. Анатомические особенности мышц предплечья показаны на рис. 1 [9].

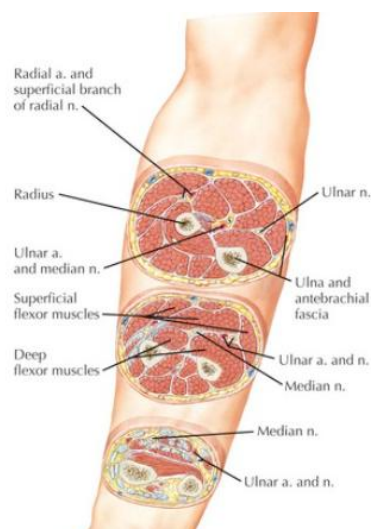


Рис. 1. Анатомические особенности мышц предплечья [9]

Расположение и число датчиков ЭМГ влияет на то, с каких мышц будет сниматься сигнал в большей или меньшей степени, и сама по себе задача выбора их необходимого числа и положения является актуальной. Кроме того, одной из главных проблем машинного обучения является нестационарность сигналов ЭМГ и изменение положения электродов относительно кожи в процессе эксплуатации, поскольку надежность – это ключевая характеристика любого клинического решения.

Целью данного исследования является анализ данных ЭМГ предплечья на предмет значимости каналов для распознавания движений кисти и оценка возможности оптимизации процесса распознавания жестов по критериям точности и быстродействия. Дополнительной задачей исследования является оценка возможности построения эффективных классификаторов жестов на основе ансамблей деревьев решений, обученных по методу градиентного бустинга.

Для регистрации сигналов ЭМГ использовался браслет Muo от фирмы Thalmic Labs. Датчики браслета Muo используют электроды на коже и операционный усилитель для измерения и усиления разности потенциалов между электродами. Muo – это 8-канальный браслет, способный записывать данные ЭМГ с частотой 200 Гц [10–12]. Необработанный сигнал оцифровывается с помощью 8-битного аналого-цифрового преобразователя, дающего измерения в диапазоне от -128 до 127 единиц. Внешний вид браслета показан на рис. 2.



Рис. 2. Внешний вид браслета Muo от фирмы Thalmic Labs

Браслет Muo помещается над мышцами предплечья, так как большинство мышц, контролирующую кисть находятся внутри предплечья. Мышцы предплечий слоистые, что означает, что показания некоторых мышц будут ослаблены другими мышцами, а кроме того присутствует эффект наложения сигналов от разных мышц.

**Аналитический обзор.** Для построения систем миоэлектрического управления могут быть использованы различные методы. Метод обычного двухпозиционного контроля (ЭМГ-управление в бинарном режиме) подходит для устройств замещения функций с максимум двумя степенями свободы [13]. В схеме пропорционального управления (пропорциональный миоэлектрический контроль) напряжение, подаваемое на двигатель вспомогательного устройства, пропорционально уровню сокращения/интенсивности сигналов ЭМГ [14]. Для классификации жестов по ЭМГ также может быть использован алгоритм k ближайших соседей [15].

Текущий уровень техники и исследований в данный момент в основном представлен системами на основе различных методов машинного обучения. Так, разными авторами были предложены некоторые методы искусственного интеллекта (ИИ), основанные на нейронных сетях, для обработки и распознавания сигнала ЭМГ [16]. Одной из основных проблем, связанных с проектированием интерфейсов ЭМГ, является поддержание высокой точности классификации при длительном использовании. В реальном использовании, сокращения мышц, то есть классы, связанные с управляющими командами, выполняются в различных условиях, которые могут приводить к различиям в свойствах сигналов, что делает их нераспознаваемыми для классификатора. Поэтому актуальной остается и задача поиска новых надежных методов классификации.

**Методология.** В процессе исследования, в целях определения оптимального числа каналов, позволяющего производить распознавание без потери точности, производилась запись сигналов 8-каналов при выполнении 6 жестов: «кисть вверх», «кисть вниз», «кисть влево», «кисть вправо», «кулак» и «расслабление». Выбор данных жестов обусловлен тем, что мышцы, отвечающие за движение пальцев, располагаются дальше от кожи поверхности предплечья, чем мышцы, ответственные за движение кисти [9]. Это приводит к тому, что сигналы ЭМГ, отвечающие за движение пальцев, имеют меньшую амплитуду и большее количество шума, чем сигналы, ответственные за движение кисти, из-за ослабления сигналов. Поэтому, для устранения неоднозначности движений, зачастую рекомендуется использовать движения кисти [17]. Длительность записи сигнала для каждого жеста составляла 10 секунд.

Для нивелирования фактора положения датчиков ЭМГ относительно мышц предплечья, обусловленного анатомическими особенностями человека (см. рис. 1 и рис. 3,а, произведено 13 сборов данных для различных положений браслета. Каждое положение браслета получено путем смещения от предыдущего значения на ширину электрода по часовой стрелке, как это показано на рис. 3,б [18].

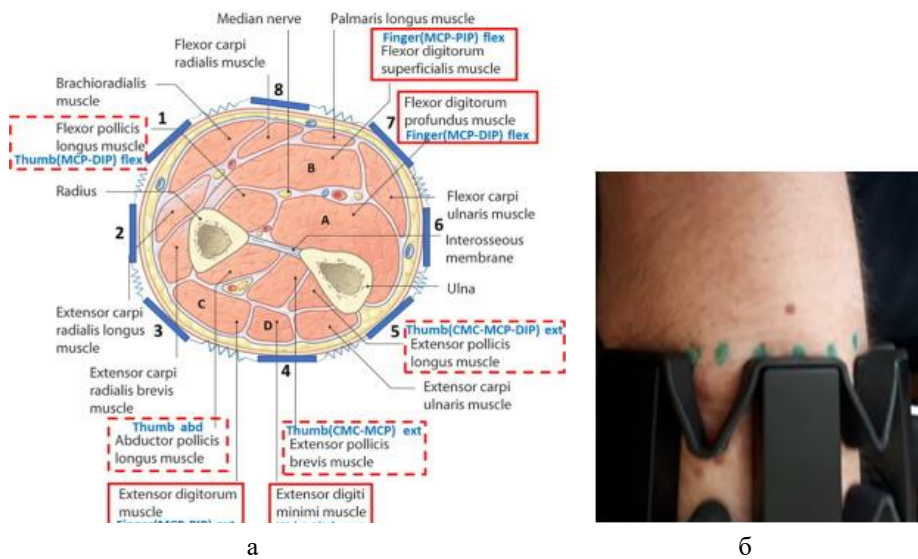


Рис. 3. Расположение датчиков относительно мышц предплечья – а [18], изменение положения датчиков в ходе сбора данных ЭМГ – б

Для сбора данных использовалась библиотека Python для браслета Muo Thalmic Lab с открытым исходным кодом «PyoMuo» – это библиотека, включающая в себя драйвер, который реализует протокол Bluetooth через виртуальный последовательный порт.

После сбора данных была произведена постобработка, состоящая из следующих этапов:

- ◆ разбиение на обучающую и тестовую выборку в соотношении 70% к 30%;
- ◆ расчет таблицы корреляции каналов между собой и каналов с жестами для каждой из 13 выборок данных (для каждого положения браслета на руке);
- ◆ ранжирование каналов по уровню значимости внутри выборки по критерию Пирсона;
- ◆ многократное (по 33 раза для набора статистики) обучение классификатора с различным числом каналов: от 4 до наиболее значимых до всех 8 каналов;
- ◆ расчет метрик качества работы классификатора (по точности и скорости).
- ◆ построение и анализ диаграмм размаха полученных метрик качества работы классификатора.

Расчет значимости данных корреляций между признаками произведён по критерию Пирсона, формула для расчёта коэффициентов корреляции Пирсона для двух числовых рядов  $X$  и  $Y$  (1):

$$r_{xy} = \frac{\sum(d_x \times d_y)}{\sqrt{(\sum d_x^2 \times \sum d_y^2)}} \quad (1)$$

где  $d_x = X - M_x$  и  $d_y = Y - M_y$  – величины отклонения от среднего арифметического для рядов  $X$  и  $Y$ , вычисляемые по формулам (2):

$$\begin{aligned} M_x &= \sum(X)/n \\ M_y &= \sum(Y)/n. \end{aligned} \quad (2)$$

Примеры рассчитанных таблиц корреляции каналов между собой и каналов с жестами показаны на рис. 4.

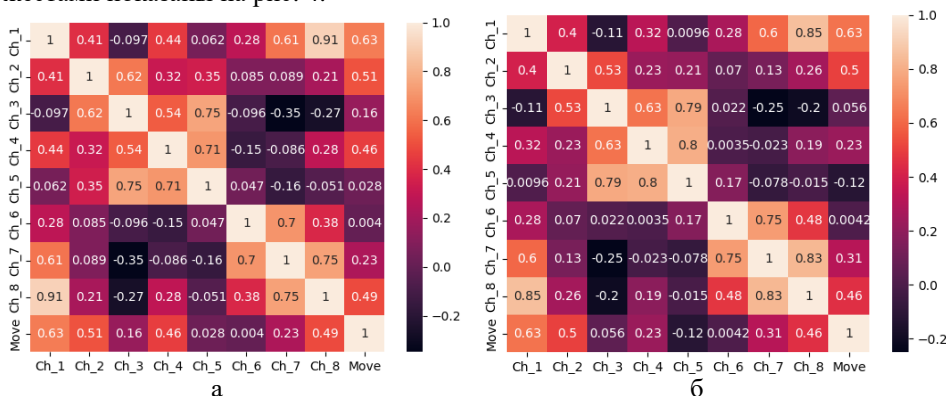


Рис. 4. Примеры таблиц корреляции каналов между собой и каналов с жестами: а – для обучающей выборки, б – для тестовой выборки

Для оценки силы корреляционной связи использовались общепринятые критерии, согласно которым абсолютные значения  $r_{xy} < 0.3$  свидетельствуют о слабой связи, значения  $r_{xy}$  от 0.3 до 0.5 – об умеренной связи, значения  $r_{xy}$  от 0.5 до 0.7 – о заметной связи, значения  $r_{xy}$  от 0.7 до 0.9 – о высокой связи, значения  $r_{xy}$  более 0.9 – о весьма высокой. Ранжирование каналов по значимости выполнялось по рассчитанным значениям критерия Пирсона корреляции каналов с жестами.

Для классификации жестов использовался ансамбль деревьев решений, обученный по методу градиентного бустинга. В частности, использована библиотека машинного обучения Catboost от компании ООО «Yandex». Градиентный бустинг – это метод машинного обучения, используемый для задач регрессии и классификации, который создает модель прогнозирования в виде ансамбля слабых моделей. Он строит модель поэтапно, когда каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки композиции всех предыдущих алгоритмов, таким образом каждая последующая модель сводит ошибку предыдущей к минимуму. Выбор метода обусловлен тем, что он показывает высшие результаты в соревнованиях по машинному обучению, являясь при этом универсальным инструментом, применимым к широчайшему классу задач. Например, он нашел применение для улучшения результатов поиска и расчета прогноза погоды. Кроме того, CatBoost применяется и в рамках сотрудничества с Европейской организацией по ядерным исследованиям. В Большом адронном коллайдере (БАК) работает детектор LHCb, используемый для исследования асимметрии материи и антиматерии во взаимодействиях тяжёлых прелестных кварков. Наиболее сложной задачей при этом является объединение информации с различных частей детектора в максимально точное, агрегированное знание о частице. Результаты CatBoost оказались лучше результатов, получаемых с использованием других методов [19, 20].

В качестве входных данных для классификатора использовались наборы из уровней сигналов ЭМГ в количестве от 1 до 8 каналов, снятых с мышц предплечья с частотой дискретизации 200 Гц.

**Результаты исследования.** Диаграммы размаха оцениваемых параметров качества работы обученных моделей с глубиной дерева равной 1, количеством итераций 100, и скоростью обучения 0,5 показаны на рис. 5-7.

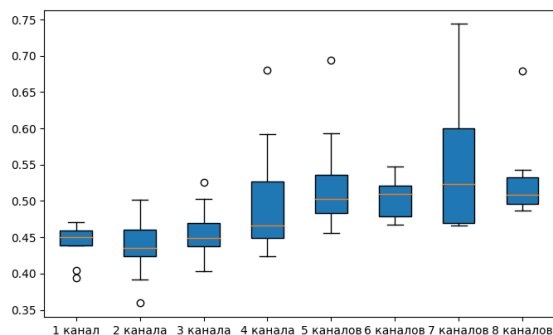


Рис. 5. Время обучения модели для числа каналов от 1 до 8 шт.

Из рис. 5 видно, что в зависимости от количества каналов, время обучения модели изменяется незначительно, имея тренд к возрастанию с ростом числа каналов. Это связано с нарастающей сложностью модели при увеличении числа входов и соответствующим увеличением числа параметров, подлежащих настройке.

Диаграммы размаха времени обработки классификатором тестовой выборки для уже обученных моделей показаны на рис. 6.

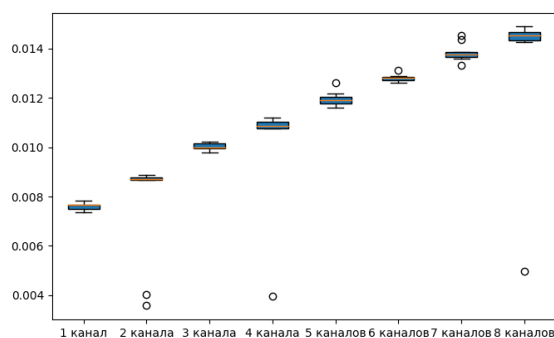


Рис. 6. Длительность обработки классификатором тестовой выборки

Из рис. 6 видно, что средняя длительность обработки сигнала единичного жеста (по средней длительности обработки всей тестовой выборки) обученной моделью нарастает практически линейно с увеличением числа каналов. Следовательно, выводы, озвученные для данных рис. 5 справедливы и для данных рис. 6. В частности, среднее время обработки для числа каналов 1 и 8 шт. отличается на 46 %, для числа каналов 4 и 8 шт. отличается на 23%.

Наибольший интерес представляет многокритериальный анализ данных по времени обучения и производительности в совокупности с точностью работы классификатора. В качестве меры качества работы обученной модели по точности выбрана метрика площади под кривой ошибок ROC AUC (ROC - receiver operating characteristic, AUC - area under the curve) для работы классификатора на тестовой выборке. Диаграммы размаха метрики ROC AUC показаны на рис. 7.

Анализ данных рис. 7 показывает, что оптимальным числом каналов является 3-6 шт., поскольку дальнейшее увеличение не приводит к уменьшению ошибки классификации, при этом существенно ухудшая быстродействие.

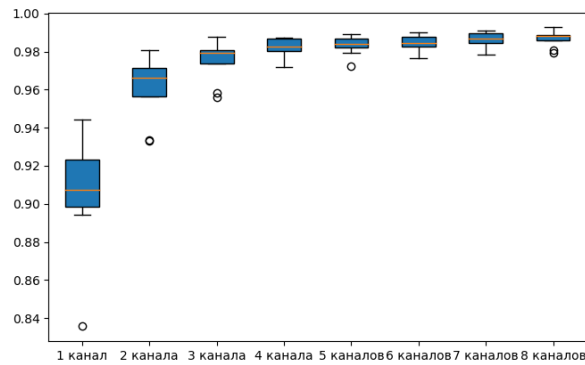


Рис. 7. Диаграммы размаха площади под кривой ошибок ROC AUC для работы обученных моделей на тестовых выборках

**Результаты натурального эксперимента по демонстрации возможности управления колесным роботом.** Для демонстрации возможности управления колесным роботом посредством разработанной системы сбора и анализа данных ЭМГ проведен натуральный эксперимент.

Алгоритм управления роботом показан на рис. 8.

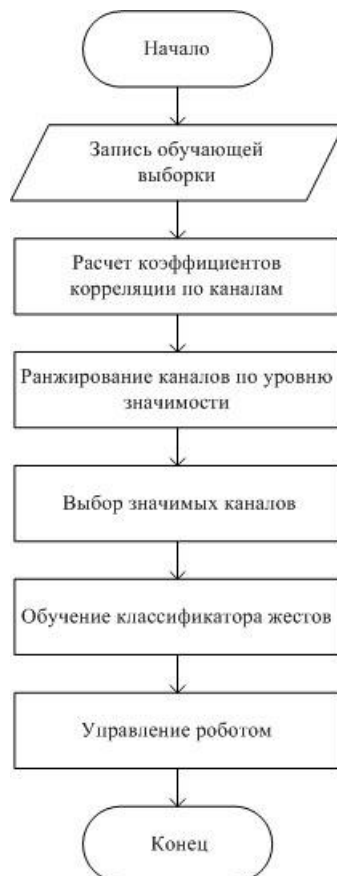


Рис. 8. Блок-схема алгоритма управления роботом

Как видно из рисунка 8, разработанный алгоритм построен на основе предложенного метода синтеза классификаторов жестов. В начале работы выполняется запись обучающей выборки, затем осуществляется расчёт коэффициентов корреляции по каналам. Далее по рассчитанным коэффициентам корреляции происходит выбор каналов по уровню. Затем выполняется обучение классификатора жестов и управление роботом.

Для эксперимента использовался колесный робот TurtleBot робот первого поколения, спроектированный организацией Willow Garage. На рис. 9 представлена его общая структурная схема.

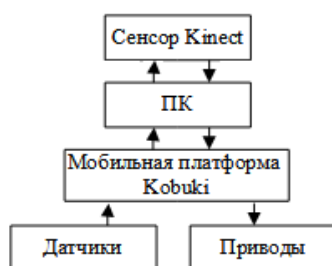


Рис. 9. Структурная схема робота TurtleBot

Робот состоит из следующих компонентов: мобильная платформа Kobuki, обладающая шасси, контроллером, рядом встроенных сенсоров (датчик касания, датчик отрыва колеса от земли), а также несколькими интерфейсами и портами для питания дополнительных электронных устройств; сенсор Kinect; ноутбук с операционной системой на ядре Linux (Ubuntu); каркас, на котором располагается ноутбук и монтируется Kinect. Задача локализации робота в пространстве для оценки качества управления решена с помощью оптического метода на основе ArUco markers. На рис. 10,а изображены робот TurtleBot 1 и маркеры для локализации ArUco. На рис. 10,б желаемая траектория движения робота и маркеры для локализации ArUco.

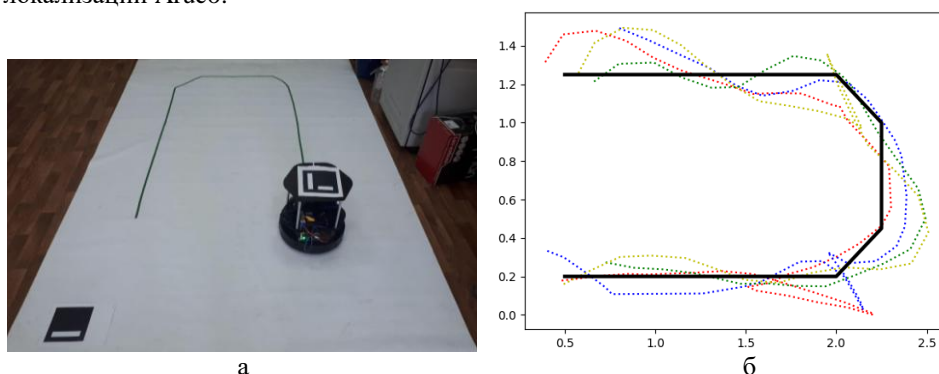


Рис. 10. Робот TurtleBot с установленным маркером ArUco, маркер ArUco начала координат в левом нижнем углу, желаемая траектория – а, результаты 4 заездов – б

Робот был настроен следующим образом. При распознавании жеста «кисть вверх» робот ехал вперед. При распознавании жеста «кисть вниз» робот ехал назад. При распознавании жеста «кисть влево» робот ехал влево по дуге радиусом 20 см. При распознавании жеста «кисть вправо» робот ехал вправо по дуге радиу-



сом 20 см. При распознавании жеста «расслабление» робот прекращал движение. При распознавании жеста «кулак» робот входил и выходил из ждущего режима. Как видно из рисунка 10 (б), средняя ошибка отклонения координат робота от желаемой траектории составила 0,132 м, а максимальная 0,24 м. Стоит отметить, что хуже всего распознавался жест влево, что в данном конкретном случае было связано с неопытностью оператора, в результате которой была записана не очень качественная обучающая выборка.

**Заключение.** В результате исследования разработан метод синтеза классификаторов жестов, оптимальных по точности и быстродействию, отличающийся выбором наиболее информативных каналов ЭМГ по критерию Пирсона и использованием ансамбля деревьев решений, обученного методом градиентного бустинга. Установлено, что использование 8 равномерно распределенных по окружности предплечья датчиков ЭМГ избыточно, однако позволяет при любом случайном положении электродов выбрать порядка 3-6 значимых каналов, использование которых обеспечивает высокую надежность классификации. При этом, среднее время обработки для числа каналов 1 и 8 шт. отличается на 46%, а для числа каналов 4 и 8 шт. отличается на 23%. Отличительной особенностью данного исследования является также то, что разработанный метод позволяет производить надежную классификацию с частотой порядка 200 Гц, при том что методы на основе искусственных нейронных сетей и к-ближайших соседей требуют для надежной работы усреднения выборки данных по каждому из каналов за период времени 250 мс (4 Гц). Таким образом удалось повысить быстродействие системы в 50 раз без существенного снижения точности. Тем не менее, при проведении натурального эксперимента по управлению колесным роботом, было установлено, что использование медианной фильтрации по 5 предсказаниям классификатора существенно улучшает качество управления, поэтому реальная частота выдачи управляющих воздействий составляет порядка 40 Гц, эта цифра все еще в 10 раз превышает достижимые ранее результаты скорости классификации жестов по данным ЭМГ.

Стоит отметить, что полученные результаты исследования могут быть связаны с использованным методом построения классификатора на основе ансамбля деревьев решений и не распространяться на некоторые другие типы классификаторов, например, построенных на базе искусственных нейронных сетей. Данный вопрос может являться предметом дальнейших исследований.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Персон Р.С. Электромиография в исследованиях человека. – М.: Наука, 1969. – 231 с.
2. Jamal M.Z. Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis. Ed. Rijeka: IntechOpen, 2012.
3. Budko N., Medvedev M., Budko A., Budko R. Investigation of the Possibility of Vector-Command Control Based on Forearm EMG / In: Ronzhin A., Shishlakov V. (eds) // Electromechanics and Robotics. Smart Innovation, Systems and Technologies. – Vol. 232. – Springer, Singapore. – [https://doi.org/10.1007/978-981-16-2814-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2814-6_21).
4. Будко Н.А., Будко Р.Ю., Будко А.Ю. Применение искусственных нейронных сетей в интерфейсах человек – машина // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2019. – Т. 7, № 1. – <http://moit.vivt.ru/>.
5. Будко Р.Ю., Чернов Н.Н., Будко Н.А., Будко А.Ю. Распознавание электромиограммы предплечья и выбор жестов для управления протезом // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2019. – Т. 7, № 1. – <http://moit.vivt.ru/>.
6. Будко Р.Ю., Чернов Н.Н., Будко Н.А. Исследование методов классификации ЭМГ в задаче управления жестами руки // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2019. – DOI: 10.17586/0021-3454-2019-62-12-1098-1104.

7. Будко Р.Ю., Чернов Н.Н., Будко Н.А. Метод управления устройствами замещения утраченных функций на основе миоэлектрического сигнала и его верификация в реальном масштабе времени // Вестник молодёжной науки России. – 2019. – Вып. № 6.
8. Будко Н.А., Медведев М.Ю., Будко А.Ю. Разработка и исследование метода векторного анализа ЭМГ предплечья для построения человеко-машинных интерфейсов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 2 (219). – С. 18-31.
9. De Luca C.J.. Surface electromyography: Detection and recording // DelSys Incorporated. – 2002. – Vol. 10, No. 2. – P. 1-10.
10. Muhammad, Uzair & Sipra, Khadija & Waqas, Muhammad & Tu, Shanshan. Applications of Myo Armband using EMG and IMU Signals. – 2020. – 10.1109/ICMRA51221.2020.9398375.
11. Rawat S., Vats S. and Kumar P. Evaluating and exploring the MYO ARMBAND // 2016 International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART). – 2016. – P. 115-120. – DOI: 10.1109/SYSMART.2016.7894501.
12. Tabor Aaron & Bateman Scott & Scheme Erik. Game-Based Myoelectric Training. – 2016. – P. 299-306. – 10.1145/2968120.2987731.
13. Вренденбрегт Дж., Рау Г. Хоуш. Поверхностная электромиография в отношении силы, длины мышц и выносливости // Новые разработки в области электромиографии и клинической нейрофизиологии. – 1973. – С. 607-622.
14. Ferris D.P., Lewis C.L. Robotic lower limb exoskeletons using proportional myoelectric control // Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, Minneapolis, MN, USA, September 3–6, 2009. – P. 2119-124. – <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5333984>.
15. Christopher S, MdRasedul I, M Assad-Uz Z, Mohammad H R. A Comprehensive Study on EMG Feature Extraction and Classifiers // Op Acc J Bio Eng & App. – 2018. – No. 1 (1).
16. Бонилья В.Ф. [и др.]. Идентификация кинематических параметров движения предплечья с помощью технологий искусственных нейронных сетей // Вестник Донского государственного технического университета. – 2015. – Т. 15, № 1 (80). – С. 39-47.
17. Chowdhury R.H., Reaz M.B.I., Ali M.A.B.M., Bakar A.A.A., Chellappan K., Chang T.G. Surface electromyography signal processing and classification techniques // Sensors. – Sep. 2013. – Vol. 13, No. 9. – P. 12431-12466.
18. Pallotti A., Orenzo G., and Saggio G. Measurements comparison of finger joint angles in hand postures between an sEMG armband and a sensory glove // Biocybernetics and Biomedical Engineering. – Apr. 2021. – Vol. 41, No. 2. – P. 605-616.
19. Anna Veronika Dorogush, Andrey Gulin, Gleb Gusev, Nikita Kazeev, Liudmila Ostroumova Prokhorenkova, Aleksandr Vorobev. Fighting biases with dynamic boosting // archive:1706.09516, 2017.
20. Anna Veronika Dorogush, Vasily Ershov, Andrey Gulin. CatBoost: gradient boosting with categorical features support // Workshop on ML Systems at NIPS, 2017.

## REFERENCES

1. Person R.S. Elektromiografiya v issledovaniyakh cheloveka [Electromyography in human research]. Moscow: Nauka, 1969, 231 p.
2. Jamal M.Z. Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis. Ed. Rijeka: IntechOpen, 2012.
3. Budko N., Medvedev M., Budko A., Budko R. Investigation of the Possibility of Vector-Command Control Based on Forearm EMG, In: Ronzhin A., Shishlakov V. (eds), *Electromechanics and Robotics. Smart Innovation, Systems and Technologies*, Vol. 232. Springer, Singapore. Available at: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-2814-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2814-6_21).
4. Budko N.A., Budko R.Yu., Budko A.Yu. Primenenie iskusstvennykh neyronnykh setey v interfeysakh chelovek – mashina [The use of artificial neural networks in human-machine interfaces], *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* [Modeling, optimization and information technology], 2019, Vol. 7, No. 1. Available at: <http://moit.vivt.ru/>.
5. Budko R.Yu., Chernov N.N., Budko N.A., Budko A.Yu. Raspoznavanie elektromiogrammy predplech'ya i vybor zhestov dlya upravleniya protezom [Recognition of the electromyogram of the forearm and the choice of gestures to control the prosthesis], *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* [Modeling, optimization and information technology], 2019, Vol. 7, No. 1. Available at: <http://moit.vivt.ru/>.

6. *Budko R.Yu., Chernov N.N., Budko N.A.* Issledovanie metodov klassifikatsii EMG v zadache upravleniya zhestami ruki, *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Priborostroenie*, 2019. DOI: 10.17586/0021-3454-2019-62-12-1098-1104.
7. *Budko R.Yu., Chernov N.N., Budko N.A.* Metod upravleniya ustroystvami zameshcheniya utrachennykh funktsiy na osnove miosiganala i ego verifikatsiya v real'nom masshtabe vremeni, *Vestnik molodezhnoy nauki Rossii*, 2019, Issue No. 6.
8. *Budko N.A., Medvedev M.Yu., Budko A.Yu.* Razrabotka i issledovanie metoda vektornogo analiza EMG predplech'ya dlya postroeniya cheloveko-mashinnykh interfeysov [Development and research of the method of vector analysis of the forearm EMG for the construction of human-machine interfaces], *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 2 (219), pp. 18-31.
9. *De Luca C.J.* Surface electromyography: Detection and recording, *DelSys Incorporated*, 2002, Vol. 10, No. 2, pp. 1-10.
10. *Muhammad, Uzair & Sipra, Khadija & Waqas, Muhammad & Tu, Shanshan.* Applications of Myo Armband using EMG and IMU Signals, 2020. 10.1109/ICMRA51221.2020.9398375.
11. *Rawat S., Vats S. and Kumar P.* Evaluating and exploring the MYO ARMBAND, *2016 International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART)*, 2016, pp. 115-120. DOI: 10.1109/SYSMART.2016.7894501.
12. *Tabor Aaron & Bateman Scott & Scheme Erik.* Game-Based Myoelectric Training, 2016, pp. 299-306. 10.1145/2968120.2987731.
13. *Vrendenbregt Dzh., Rau G. Khoush.* Poverkhnostnaya elektromiografiya v otnoshenii sily, dliny myshts i vynoslivosti [Surface electromyography in application to muscles, muscles and endurance], *Novye razrabotki v oblasti elektromiografii i klinicheskoy neyrofiziologii* [New developments in the field of electromyography and clinical neurophysiology], 1973, pp. 607-622.
14. *Ferris D.P., Lewis C.L.* Robotic lower limb exoskeletons using proportional myoelectric control, *Annual International Conference of the IEEE Engineer-ing in Medicine and Biology Society, EMBC, Minneapolis, MN, USA, September 3-6, 2009*, pp. 2119-124. Available at: <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5333984>.
15. *Christopher S., MdRasedul I, M Assad-Uz Z, Mohammad H R.* A Comprehensive Study on EMG Feature Extraction and Classifiers, *Op Acc J Bio Eng & App.*, 2018, No. 1 (1).
16. *Bonil'ya V.F. [i dr.].* Identifikatsiya kinematicheskikh parametrov dvizheniya predplech'ya s pomoshch'yu tekhnologiy iskusstvennykh neyronnykh setey [Identification of the kinematic parameters of the movement of the forearm using technologies of artificial neural networks], *Vestnik Donskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Don State Technical University], 2015, Vol. 15, No. 1 (80), pp. 39-47.
17. *Chowdhury R.H., Reaz M.B.I., Ali M.A.B.M., Bakar A.A.A., Chellappan K., Chang T.G.* Surface electromyography signal processing and classification techniques, *Sensors*, Sep. 2013, Vol. 13, No. 9, pp. 12431-12466.
18. *Pallotti A., Orenzo G., and Saggio G.* Measurements comparison of finger joint angles in hand postures between an sEMG armband and a sensory glove, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Apr. 2021, Vol. 41, No. 2, pp. 605-616.
19. *Anna Veronika Dorogush, Andrey Gulin, Gleb Gusev, Nikita Kazeev, Liudmila Ostroumova Prokhorenkova, Aleksandr Vorobev.* Fighting biases with dynamic boosting, *archive:1706.09516*, 2017.
20. *Anna Veronika Dorogush, Vasily Ershov, Andrey Gulin.* CatBoost: gradient boosting with categorical features support, *Workshop on ML Systems at NIPS*, 2017.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.В. Боженок.

**Будко Наталья Александровна** – Южный федеральный университет; e-mail: natalia.tb13@mail.ru; г. Твгвнрог, Россия; тел.: +79185670210; инженер НИИ РИПУ ЮФУ; аспирант кафедры ЭИМ.

**Budko Natalia Aleksandrovna** – Southern Federal University; e-mail: natalia.tb13@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +7918)5670210; engineer of RDIRCS SFU; graduate student.