

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ им. В.А. ТРАПЕЗНИКОВА
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК

На правах рукописи



УНАНЯН Нарек Новлетович

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОМИОГРАФИЧЕСКОГО
СИГНАЛА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МЕХАНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ**

Специальность 2.3.1 — Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика (технические науки)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва — 2022

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН)

Научный руководитель: **Белов Алексей Анатольевич**,
кандидат физико-математических наук.

Официальные оппоненты:

1. Жиравок Алексей Нилович, д.т.н., профессор, профессор кафедры автоматизации и управления федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Дальневосточный федеральный университет»;
2. Брико Андрей Николаевич, к.т.н., доцент, зам. зав. кафедрой «Медико-технические информационные технологии» (БМТ2) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)».

Ведущая организация:

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова».

Защита диссертации состоится 16 февраля 2023 года в 14 часов 00 минут на заседании диссертационного совета 24.1.107.01 при Институте проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН по адресу: 117997, Москва, ул. Профсоюзная, 65, ИПУ РАН.

С диссертацией можно ознакомиться на сайте Института проблем управления РАН (<https://www.ipu.ru/>).

Автореферат разослан «__» _____ 2022 года.

Ученый секретарь
Диссертационного совета 24.1.107.01
кандидат технических наук



Жарко Е.Ф.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы.

В последние десятилетия роботизация значительно распространилась во всех отраслях науки, промышленности и медицины. Роботизированные комплексы постепенно внедрялись в области реабилитационной медицины, автоматизации промышленных линий, автоматизации исследовательских лабораторий. Современные роботы позволяют работать с активными веществами, опасными поверхностями и многими агрессивными средами. Антропоморфные роботизированные руки также были усовершенствованы благодаря достижениям в системах управления, схемотехники и конструирования. Как следствие, методы управления для достижения антропоморфных функций с высокой точностью роботизированными приложениями являются крайне актуальными на данный момент. Зачастую управление данными роботами осуществляется по заранее запрограммированным движениям. Однако все чаще возникает потребность управления роботом в режиме реального времени, что в свою очередь значительно уменьшает их функциональность ввиду ограниченности инструментов для гибкого управления. Обычно такими инструментами являются джойстики или пульт дистанционного управления.

Для решения подобных задач исследователи прибегают к различным физиологическим сигналам человека, Ли З. описывает отслеживание траектории руки с помощью электроэнцефалографии (ЭЭГ), Минати Л. использует электроокулографию (ЭОГ) и глоссокинетические потенциалы (ГКП), Нанденкар Н. и Веер К. рассказывают о сигналах электромиографии (ЭМГ). Среди этих физиологических сигналов ЭМГ сигналы напрямую коррелируют с сокращением и расслаблением мышечных волокон и, таким образом, стали широко использоваться в качестве показателя при управлении манипуляторами.

Электромиографический сигнал — это разность потенциалов, возникающая в мышцах человека в покое и при их активации. Под ЭМГ сигналом подразумевается сигнал, сгенерированный костным мозгом, который приводит к сокращению мышцы. ЭМГ иногда называют миоэлектрической активностью.

Различные движения человека могут быть классифицированы с использованием сигналов ЭМГ. Кроме того, нейронные электрофизиологические характеристики ЭМГ сигнала делают его пригодным для применения в реальной жизни, поскольку распространение нейронной активности в мышечных волокнах происходит синхронно или даже быстрее, чем движения человека. В последние годы поверхностная электромиография все чаще используется для записи ЭМГ сигнала в клинических случаях, когда требуется исследование поверхностных мышц. Поверхностная ЭМГ — это метод записи информации, присутствующей в этих потенциалах мышечного действия, с использованием ЭМГ датчиков, установленных на тело человека. Существует множество приложений для использования ЭМГ. ЭМГ используется клинически для диагностики неврологических и нервно-мышечных проблем. ЭМГ также используется во многих типах

исследовательских лабораторий, в том числе в тех, которые занимаются биомеханикой, контролем моторики, нервно-мышечной физиологией, двигательными расстройствами, контролем осанки и физиотерапией. Для таких исследований более удобно применять поверхностную ЭМГ. Анализ ЭМГ-сигналов позволяет определить планируемое движение человека для приведения в действие исполнительного механизма (например, электродвигателя протеза или экзоскелета).

Несмотря на широкое распространение исследований в области электромиографии, многие задачи, связанные с распознаванием сигналов, остаются открытыми. К таким задачам можно отнести:

- задача повышения точности распознавания жестов по данным ЭМГ;
- задача удешевления системы распознавания за счет оптимизации числа электродов, снижения требований к аппаратному обеспечению;
- задача повышения быстродействия алгоритмов распознавания и снижения задержки распознавания;
- задача распознавания движения отдельных пальцев руки.

Диссертационное исследование посвящено решению приведенных выше задач на базе низкоразрядных микроконтроллеров.

Объектом исследования является электромиографический сигнал.

Предметом исследования является обработка и классификация электромиографического сигнала.

Цель. Целью работы является разработка методов и алгоритмов обработки сигналов, позволяющих анализировать и классифицировать ЭМГ-сигналы в реальном времени.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- Исследовать существующие подходы к обработке и классификации ЭМГ сигнала.
- Разработать алгоритм классификации ЭМГ сигнала, способный работать в режиме реального времени на низкоразрядных микроконтроллерах.
- Исследовать влияние внешних возмущающих факторов на качество классификации ЭМГ сигнала и предложить методы повышения надежности классификации.
- Разработать систему управления механической системой для практической апробации полученных алгоритмов распознавания электромиографической активности на примере пятизахватного механизма.

Научная новизна. К основным новым результатам относятся следующие:

1. Разработан новый подход к решению задачи классификации ЭМГ сигнала. Предложен оконно-амплитудный алгоритм обработки ЭМГ сигнала, позволяющий работать в режиме реального времени на низкоразрядных микроконтроллерах. Разработана методика обучения и индивидуальной настройки параметров классификатора.
2. Предложен метод распознавания мышечной активности отдельных пальцев руки на основе оконно-амплитудного алгоритма.
3. Разработан метод адаптивной коррекции параметров классификатора для повышения точности и надежности классификации ЭМГ сигнала при воздействии внешних возмущающих факторов.

Теоретическая значимость. Теоретическая значимость состоит в формализации методов распознавания и обработки ЭМГ сигналов на основе алгоритмических процедур. Предложенные в работе методы и алгоритмы классификации ЭМГ сигнала могут быть использованы для обеспечения стабильности распознавания активности мышц.

Практическая значимость. Предложенные алгоритмы классификации и методы диагностики составили основу системы технических решений, позволяющих управлять механическими системами. Разработанный алгоритм позволил производить распознавание и классификацию движений всех пальцев руки по отдельности, значительно повысил надежность распознавания и классификации. Таким образом, появилась возможность управления каждым пальцем по отдельности в многофункциональном пятизахватном механизме. Разработаны алгоритмические основы для повышения надежности защиты от воздействия внешних факторов, таких как потовыделение, усталость, повреждение и смещение датчика.

Внедрение результатов работы. Результаты работы использованы в ООО «ПИК-модуль» и ООО «ИНТЕХ», что подтверждается имеющимися актами о внедрении результатов диссертационной работы. На основе теоретических и практических результатов диссертационной работы построены и используются экспериментальные устройства автоматизации процесса укладки плитки и система диагностики и реабилитации мышц тазового дна.

Основные положения, выносимые на защиту

- Алгоритм обработки и классификации ЭМГ сигнала.
- Алгоритмы диагностики отказов датчиков.
- Алгоритм адаптивной коррекции для повышения точности классификации при воздействии внешних факторов.

Соответствие паспорту специальности.

1. П.5 Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации.
2. П.10 Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений в технических системах.

Апробация результатов работы.

Результаты работы докладывались и обсуждались на следующих всероссийских и международных конференциях: 21th International Carpathian Control Conference (ICCC 2020), Slovakia, 2020; 20th International Carpathian Control Conference (ICCC 2019), Poland, 2019; 15-й Международная конференция «Устойчивость и колебания нелинейных систем управления» (конференция Пятницкого), Москва, 2020; 13-й Мультиконференция по проблемам управления (МКПУ-2020). Санкт-Петербург, 2020; Межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов им. Е.В. Арменского, Москва 2019; 20th IFAC Conference on Technology, Culture and International Stability, Moscow 2021.

Публикации.

По теме диссертации опубликовано 11 работ, оформлено 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. В том числе 4 журнальных статей в рецензируемых изданиях (индексируются в Web of Science, Scopus) [1, 2, 3, 4], 7 статей в сборниках конференций (2 индексируются в Web of Science и Scopus, 5 конференции индексируются в РИНЦ) [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11].

Связь с планами научных исследований.

Работа выполнялась при поддержке грантов: 18-71-00105 РНФ «Разработка методов синтеза отказоустойчивых систем управления, находящихся под влиянием случайных возмущений», 19-38-90293 РФФИ «Разработка интеллектуальной отказоустойчивой системы управления бионическим протезом кисти руки с учетом случайных внешних возмущений».

Структура диссертации.

Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы. Работа изложена на 116 страницах, содержит 49 иллюстраций, 7 таблиц. Список цитируемой литературы включает 128 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность и значимость исследуемой проблематики, дан обзор литературы, сформулированы цель и задачи исследования, основные положения, выносимые на защиту, приведены данные о структуре и объеме диссертационной работы.

В главе 1 рассмотрены основные подходы к считыванию и обработке ЭМГ сигнала, дано краткое изложение исторических аспектов и основ теории обработки ЭМГ сигнала. В первом разделе даются основные определения, относящиеся к системам считывания, обработки, распознаванию и классификации ЭМГ сигнала. Рассмотрены различные виды и подходы к классификации ЭМГ, приведены формулы описывающие ЭМГ сигнал, методы классификации, обработки и распознавания ЭМГ сигнала. Приведен обзор захватного механизма с подробным описанием механических частей.

Исследование ЭМГ началась с документации Франческо Реди в 1666 году. В документе сообщается, что высокоэффективная мышца угря вырабатывает электричество. В 1792 году А. Гальвани показал, что электричество может инициировать сокращения мышц. Позже, в 1849 году, Дубиос-Раймонд обнаружил, что можно также регистрировать электрическую активность во время произвольного сокращения мышц. Первая запись этой активности была сделана Мареем в 1890 году, который также ввел термин электромиография. В 1922 году Гассер и Эрлангер использовали осциллограф, чтобы показать электрические сигналы от мышц.

Клиническое применение поверхностной ЭМГ для лечения специфических расстройств началось в 1960-х годах. Хардик и его исследователи были первыми (1966) практиками, которые использовали ЭМГ в лечебных целях. В начале 1980-х годов Крам и Стегер представили клинический метод сканирования различных мышц с помощью датчика ЭМГ. Таким образом, появилась необходимость извлечения из электромиографического сигнала информации, на основе которой можно принимать решения о наличии и типе мышечной активности, совершаемой человеком. Такая задача носит название классификации электромиографического сигнала. Для обработки сигнала перед его классификацией в большинстве случаев используют различные частотные, временные или комбинированные подходы. Рассмотрим их подробнее.

Подходы во временной области являются наиболее простыми и популярными в реализации, так как не требуют дополнительных преобразований. Пусть x_i — i -е дискретное измерение ЭМГ сигнала, а N — число измерений, выбранных для анализа. Рассмотрим наиболее популярные временные характеристики ЭМГ сигналов.

Сумма абсолютных значений. Данная характеристика представляет со-

бой суммирование сигналов ЭМГ в окне размера N отсчетов по формуле

$$G = \sum_{i=1}^N |x_i|. \quad (1)$$

Впоследствии данная сумма сравнивается с ранее определенным порогом и принимается решение об активности мышцы.

Среднее абсолютное значение (MAV) является одним из самых популярных, используемых при анализе сигналов ЭМГ.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|. \quad (2)$$

Принцип распознавания тот же.

Среднеквадратичное значение (RMS) также используется для анализа ЭМГ. Оно определяется выражением:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}. \quad (3)$$

Длина волны (WL) — это мера сложности ЭМГ сигнала. Этот параметр определен как совокупная величина изменения амплитуды сигнала ЭМГ за временной сегмент. Математически эту функцию можно представить так:

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|. \quad (4)$$

Изменение средней амплитуды (AAC) почти эквивалентно WL, за исключением того, что длина волны усреднена. AAC вычисляется по формуле:

$$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|. \quad (5)$$

Разница значений абсолютного стандартного отклонения (DASDV) выглядит как параметр RMS, другими словами, это значение стандартного отклонения изменения амплитуды сигнала

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}. \quad (6)$$

Пересечение нуля (ZC) — это мера частотной информации сигнала ЭМГ, определенный во временной области. Параметр определяется как

$$ZC = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N |\text{sgn}(x_i - h) - \text{sgn}(x_{i-1} - h)|, \quad (7)$$



Рис. 1. Захватный механизм в сборе

где h - среднее значение сигнала ЭМГ.

Изменение знака наклона (SSC) — это ещё один способ представления частотной информации сигнала ЭМГ. SSC определяется количеством раз, когда наклон сигнала ЭМГ меняет знак. Количество изменений между положительным и отрицательным наклоном среди трех последовательных сегментов выполняется с порогом для предотвращения фонового шума в сигнале ЭМГ. Это может быть математически записано следующим образом

$$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} f(x_i), \quad (8)$$

$$f(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } (x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1}) \geq 0, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (9)$$

Признаки, извлеченные с помощью описанных выше подходов используются для дальнейшей классификации, например, в задачах распознавания жестов или определения типа движения. Наиболее популярным методом классификации в настоящее время является использование искусственных нейронных сетей (ИНС), нечеткой логики, методов машинного обучения и т.д.

На основе распознавания и классификации ЭМГ сигнала появляется возможность реализовать управление механическими системами, например, пятизахватным механизмом.

Пятизахватный механизм, рассматриваемый в работе, представляет из себя устройство схожее с конечностью человека, в котором пальцы образуют хватательный механизм (см. рис. 1). Каждый палец можно представить как линейный манипулятор, в котором один конец цепи закреплен внутри базовой рамы, в то время как другой конец свободен (см. рис. 2). Движение пальца осуществляется за счет сервопривода, установленного у основания пальца. Враще-

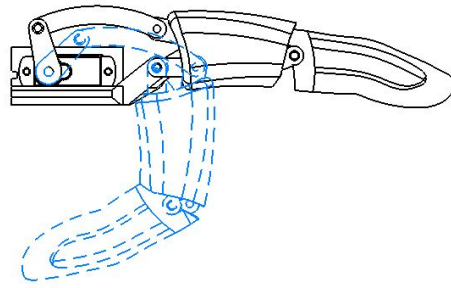


Рис. 2. Механизм работы устройства

ние сервопривода приводит в движение рычаг, соединенный с выходным валом привода, что впоследствии приводит к движению всего механизма.

Предполагается, что захватный механизм будет управляться с использованием ЭМГ сигналов, снимаемых с мышц, соответствующих пальцам кисти руки человека. Для решения поставленной выше задачи управления требуется: разработать алгоритм распознавания и классификации ЭМГ сигнала, спроектировать аппаратный модуль обработки сигналов в режиме реального времени, а также решить кинематические задачи для точного позиционирования подвижных узлов механизма.

Глава 2. Во второй главе описывается алгоритм идентификации мышечной активности в режиме реального времени. Особенности данного алгоритма являются следующие: низкая вычислительная сложность, пригодная для обработки в режиме реального времени на низкоразрядных микроконтроллерах; возможность классификации промежуточных мышечных состояний. Каждый класс активности ЭМГ сигнала представляет собой движение пальца кисти руки. При расслабленной - руке палец разжат, при напряжении - палец сжат и промежуточное состояние, когда палец находится в полупозиции между сжатым и расслабленным состоянием.

Данные категории позволят сформировать управление каждым сочленением (пальцем) по отдельности и группой, производя заранее запрограммированный жест. Так как в промышленности, управлять каждым сочленением независимо от других, не является необходимым, зачастую используют заранее запрограммированные движения.

Для измерения активности мышц в работе были использованы датчики ЭМГ от DF Robotics. Эти датчики включают в свой состав электрод, фильтр и усилитель сигнала. Каждый датчик размещается непосредственно на мышцах, которые управляют пальцами.

Метод можно условно разделить на несколько частей. Рассмотрим их подробнее.

Предварительная обработка ЭМГ сигнала. Для того, чтобы исходный сигнал был пригоден для извлечения полезной информации, требуется провести процедуру предварительной обработки. Для этого сначала определяется

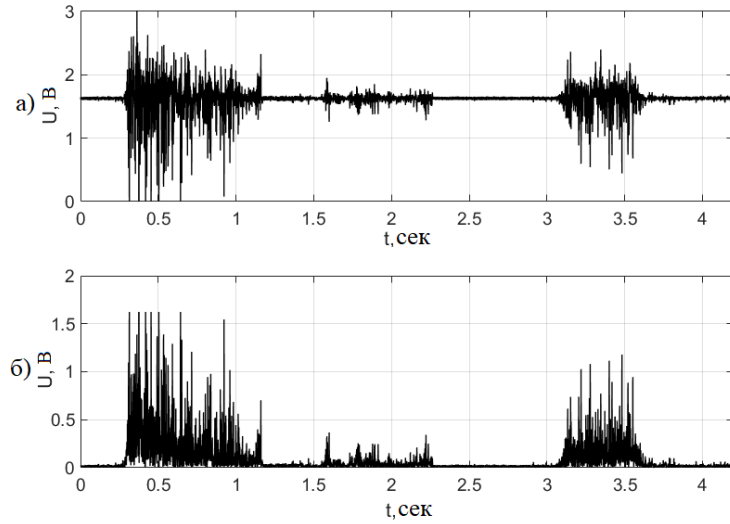


Рис. 3. ЭМГ сигнал: а) — исходный сигнал, б) — нормализованный сигнал.

значение скользящего среднего

$$\sigma_i = \sum_k^N \frac{X_{i-k}}{N}, \quad (10)$$

где N — ширина окна (число отсчетов в окне), которое подбирается индивидуально при параметризации устройства.

После этого все последующие значения корректируются с использованием скользящего среднего:

$$\hat{X}_i = |X_i - \sigma_i|. \quad (11)$$

Результат предобработки сигнала ЭМГ можно увидеть на рис. 3 (в данном примере $N = 50$).

Классификация ЭМГ сигнала. Нормализованный сигнал разбивается на интервалы по L значений. В каждом интервале вычисляется максимальное значение X_{max} (12). X_{max} формирует временную шкалу, показанную на рис. ??.

$$X_{max} = \max[X_1, X_2, \dots, X_L]. \quad (12)$$

Далее формируется три окрестности, в которых определяется сформированное максимальное значение (13).

$$G(X_{max}) = \begin{cases} 1, & \text{если } a_1 < X_{max} \leq b_1, \\ 2, & \text{если } a_2 < X_{max} \leq b_2, \\ 3, & \text{если } a_3 < X_{max} \leq b_3. \end{cases} \quad (13)$$

Для обеспечения стабильной классификации был введен еще один параметр X_{max}^* . X_{max}^* — это нижняя граница всех значений X_{max} в пределах каждого временного интервала. Если $G(X_{max}) \neq G(X_{max}^*)$, то $G(X_{max}) := G(X_{max}^*)$ и

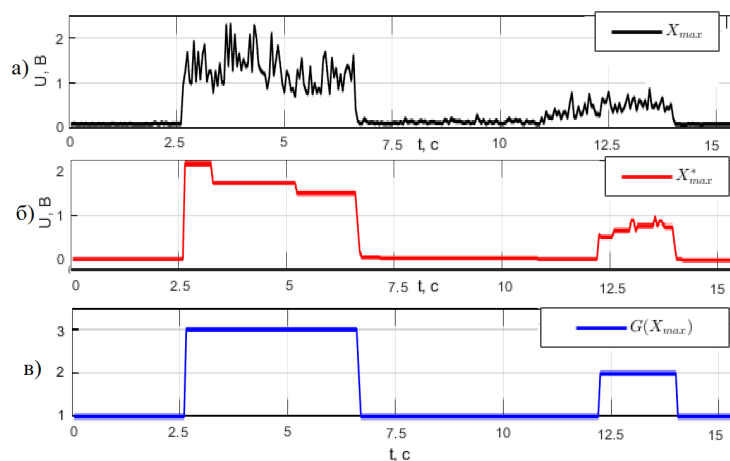


Рис. 4. Результат классификации ЭМГ сигнала: а) — значения X_{max} , б) — значения X_{max}^* , в) — функция G после классификации.

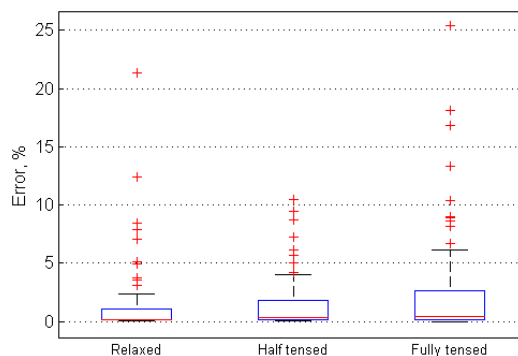


Рис. 5. Статистическая проверка ошибки идентификации.

X_{max}^* сбрасывается. Это обеспечивает надежную идентификацию, показанную на рис. 4.

Следует заметить, что пороговые параметры a_i и b_i определяются экспериментально с помощью динамометра и являются целевыми параметрами при обучении классификатора.

Разработанный алгоритм был изучен экспериментально. Исследования были проведены на группе людей разной возрастной категории, телосложения, пола, а также на людях с ограниченными возможностями. В исследовании приняли участие 28 человек. При настройке параметров a_i и b_i были считаны ЭМГ сигналы, которые соответствовали полностью расслабленной мышце, а также напряженной на 30% и на 60% от максимально возможного для испытуемого. Данные определялись лаборантом с помощью цифрового динамометра. На этапе валидации под контролем лаборанта испытуемого просили напрягать мышцы на требуемый уровень. Данные классификации, полученные с помощью алгоритма и динамометра сравнивались между собой. Подробные графики ошибок распознавания представлены на рис. 5.

Глава 3 посвящена исследованию факторов, влияющих на надежность

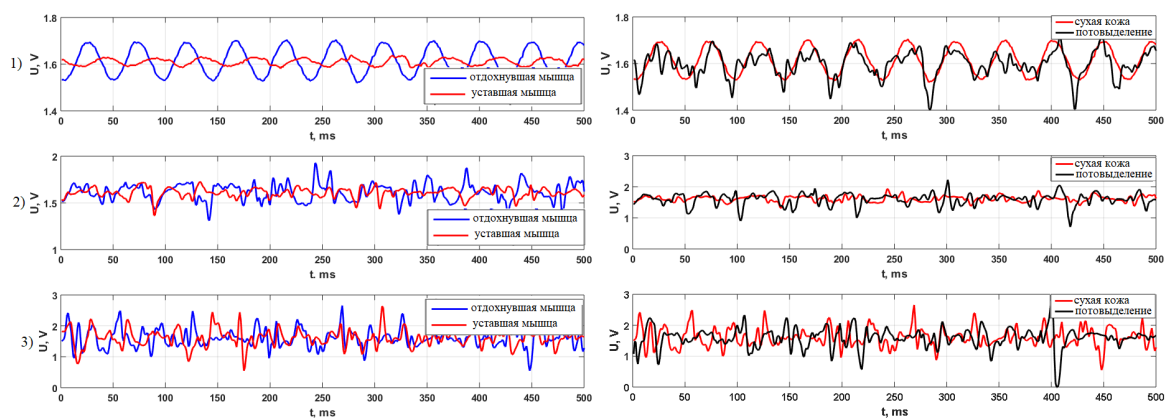


Рис. 6. Графики ЭМГ 3 состояниях мышечной активности: а) — для отдохнувшей и истощенной мышц. б) — Сигнал ЭМГ при сухой и влажной коже.

работы оконно-амплитудного метода классификации ЭМГ сигнала. В работы были исследованы следующие факторы: мышечная усталость, потовыделение, смещение датчиков и их повреждение.

Мышечная усталость. Термин «мышечная усталость» используется для описания временного снижения физической способности выполнять движения. Для исследования и проверки оконно-амплитудного алгоритма был проведен эксперимент. В этом эксперименте испытуемый выполнял физические упражнения с эспандером, чтобы нагружать мышцы работой до тех пор, пока они не устанут. Испытуемый прекращал нагружать мышцы, когда те полностью утомлялись и практически теряли функциональность. На протяжении всего процесса велась запись ЭМГ. Особый интерес вызывали состояния частично утомленных и полностью утомленных мышц. Схема ЭМГ всех трех положений пальцев изображена на рис. 6 а). Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что мышечная усталость может снизить качество и точность распознавания действий в силу снижения общей амплитуды ЭМГ сигнала.

Потовыделение. Потовыделение является еще одним возмущающим фактором, который может повлиять на качество распознавания мышечной активности, т.к. чувствительные элементы ЭМГ датчиков могут намочнуть из-за пота. Для оценки влияния потовыделения на надежность и качество работы алгоритма был поставлен эксперимент. Руку испытуемого, на которой были установлены ЭМГ датчики, обернули в целлофановый пакет. В комнате, где проводился эксперимент, искусственно подняли температуру до 28°C , тем самым создавая благоприятную среду для потовыделения. Далее испытуемый выполнял серию физических упражнений. В момент, когда визуально просматривался пот на предплечье, эксперимент был остановлен и записан ЭМГ сигнал. Результат измерения можно увидеть на рис. 6.

На рис. 6 б) показано, что сигнал ЭМГ сильно искажен. В частности, умень-

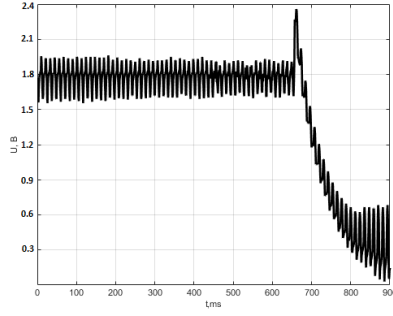


Рис. 7. Измерение ЭМГ сигнала при неисправности датчика.

шилась амплитуда и увеличилось количество смен знака сигнала.

Неисправность датчика. Для моделирования этой ситуации была собрана экспериментальная установка, в которой положительный контакт источника питания датчика был замкнут через реле. Такая схема подключения позволяла смоделировать ситуацию выхода из строя датчика. В данном случае предполагается, что датчик полностью потеряет свой функционал. Считается, что выйдут из строя какие-либо жизненно необходимые компоненты схемы датчика. Данное реле программируется на отключение через 650 миллисекунд после запуска измерения сигнала. После проведения эксперимента были получены результаты показанные на рис. 7.

Коррекция алгоритма при потовыделении и усталости мышцы. Экспериментальные результаты показали, что появление внешних факторов значительно снижают точность классификации ЭМГ сигнала. Для повышения надежности и точности оконно-амплитудного метода было предложено провести коррекцию границ a_i и b_i . Новые пороговые значения определяются следующими соотношениями:

$$\begin{aligned}
 a_1 &= 0, \\
 a_2 = b_1 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{relaxed}} + \sum_{i=1}^N X_i^{\text{half}}}{2N}, \\
 a_3 = b_2 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{half}} + \sum_{i=1}^N X_i^{\text{full}}}{2N}, \\
 b_3 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{full}}}{N} + 2.5,
 \end{aligned} \tag{14}$$

где X_i^{relaxed} , X_i^{half} , и X_i^{full} — максимальное значение окна для расслабленной, частично напряженной и полностью напряженной мышцы соответственно, N — количество отсчетов для вычисления среднего значения ($N = 150$). Результаты распознавания мышечной активности до и после коррекции приведены в

таблице 2. Таблица показывает, что алгоритм коррекции позволяет повысить точность амплитудного метода классификации ЭМГ сигнала. Также следует отметить, что ошибки соответствуют переходному процессу между состояниями мышечной активности.

Таблица 2. Ошибка распознавания оконно-амплитудного алгоритма.

Состояние мышцы	Расслабленная	Частично сжатая	Полностью сжатая
Усталость без коррекции, %	12	52	28.8
Усталость с коррекцией, %	3.5	8.2	2.5
Потовыделение без коррекции, %	24	19.5	6
Потовыделение с коррекцией, %	12	9.8	4.5

Самодиагностика при неисправности датчика. Диагностическая система непрерывно оценивает, находится ли среднее значение измеренного сигнала ЭМГ в Δ -слое с заданным порогом. Если измеренный сигнал выходит за пределы Δ -слоя, система временно прекращает все действия, связанные с этим датчиком. Затем алгоритм запускает вычисление среднего значения для скользящего окна из 100 отсчетов. Если эти средние значения монотонно убывают, датчик считается неисправным.

В главе 4 рассмотрена возможность применения алгоритма распознавания мышечной активности с помощью ЭМГ сигнала для реализации управления механическими системами на примере управления пятизахватным механизмом.

Механическая часть захватного механизма была оснащена блоком управления, который преобразует значения с датчика ЭМГ в управляющее напряжение для серводвигателей. Электронный аппаратный блок управляется с помощью микроконтроллера Arduino Nano. Структурная схема системы управления приведена на рис. 8. Здесь мВ — милливольтная активность мышцы, С — сигнал, сформированный датчиком (1.5-3 В), X — задающее воздействие, u — управляющий сигнал, ИМ — преобразователь распознанного сигнала в управляющее воздействие, УУ — управляющее устройство.

Скорость вращения сервопривода должна удовлетворять дополнительным требованиям, таким как плавное ускорение и замедление, а также надежное управление без ложных срабатываний. Для того, чтобы выполнить эти требования, была предложена модификация закона управления для сервопривода. А именно, Arduino nano был соединен с потенциометром для считывания угла поворота и скорости вращения. Для считывания потребляемого тока был

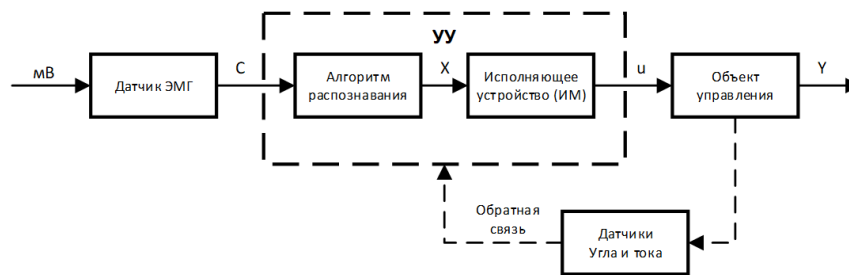


Рис. 8. Структурная схема системы управления пятизахватным механизмом на основе ЭМГ сигнала.

Таблица 3. Зависимость угла сервопривода от G .

Звено пятизахватного механизма		Функция G		
		1	2	3
Большой палец	Дистальная фаланга	0°	30°	60°
	Шарнир	0°	20°	50°
Указательный		0°	45°	110°
Средний		0°	45°	110°
Безымянный		0°	35°	90°
Мизинец		0°	35°	85°

использован датчик тока. Чтобы решить задачу плавного ускорения и замедления, была применена схема управления, основанная на нечеткой логике. Закон управления имеет следующий вид:

Пусть φ – целевой угол поворота, а $\Delta\varphi$ – разница между текущей и целевой позицией сервопривода, тогда ускорение производится следующим образом:

Если $|\Delta\varphi| < 10^\circ$, то угловая скорость задается как $\omega = 30\Delta\varphi$.

Если $|\Delta\varphi| < 10^\circ$, то первые 10 градусов поворота угловая скорость увеличивается линейно от 0 до $\omega = 30\Delta\varphi$ оборотов в минуту, далее $\omega = 300$ оборотов в минуту. Торможение происходит по аналогичной схеме.

Потребляемый ток используется для детектирования препятствий движению, а также для диагностики отказов сервопривода. Для потребляемого тока I рассматривается следующая схема диагностики:

Если $I \approx 0$, то отсутствует тяга.

Если $I > 1A$, то превышен порог нагрузки, сигнализирующий о наличии препятствия, сервопривод останавливается.

Каждому значению состояния мышцы G присваивается определенный угол поворота сервоприводов, который был найден при решении прямой и обратной задач кинематики. Зависимость угла поворота сервопривода от значения флага приведена в таблице 3.

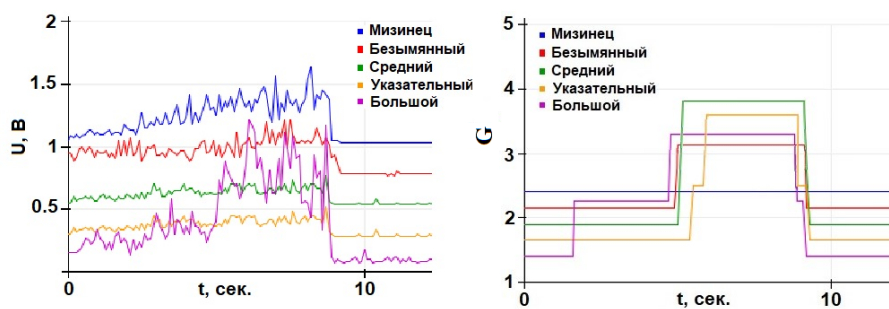


Рис. 9. Классификация для жеста точного захвата.

Используя Arduino nano был проведен эксперимент. Arduino nano был подключен к компьютеру. На компьютере запущено программное обеспечение Arduino ide. Данное ПО предназначено для программирования микроконтроллеров семейства ATmega. Также Arduino ide позволяет получить быстрый доступ к данным аналоговых сигналов и результатам работы алгоритма через СОМ порт. В результате был написан программный код, который отражает работу алгоритма и проведен эксперимент с жестом точного захвата. Результаты работы программы представлены на рис. 9. На левой картинке можно наблюдать сигнала, записанный с ЭМГ датчика. На правой картинке флаг состояния пальца, где 1 — расслаблен, 2 — частично сжат, 3 — полностью сжат.

ВЫВОДЫ

В диссертационной работе в рамках решения проблемы классификации ЭМГ сигнала были разработаны и предложены новые методы и алгоритмы распознавания мышечной активности на основе ЭМГ. Были исследованы внешние факторы, влияющие на качество, точность и надежность классификации ЭМГ сигнала, а также предложены методы самодиагностики оборудования и компенсации воздействия неблагоприятных факторов. Кроме того, поставлены и решены задачи интегрирования приведенных методов обработки и классификации ЭМГ в систему управления пятизахватным механизмом.

Были получены следующие результаты:

1. Исследованы существующие подходы к распознаванию и классификации ЭМГ сигнала и методы оценки качества предлагаемых алгоритмов.
2. Разработан новый оконно-амплитудный алгоритм классификации ЭМГ сигнала. Приведено сравнение разработанного алгоритма с другими методами классификации ЭМГ сигналов. Полученный классификатор в процессе проверки продемонстрировал высокое качество распознавания мышечной активности. Основными преимуществами алгоритма являются простота обучения и возможность применения на низкоразрядных микроконтроллерах в режиме реального времени.

3. Разработаны алгоритмы повышения надежности оконно-амплитудного метода классификации ЭМГ сигнала в условиях внешних возмущающих факторов. Разработанные методы диагностики позволяют понизить влияние на точность и качество классификации таких факторов как потовыделение, усталость, повреждение или смещение датчика.
4. Разработана система управления пятизахватным механизмом для практической апробации полученных алгоритмов классификации ЭМГ сигнала. Проведен ряд экспериментальных исследований, подтверждающий корректность классификации ЭМГ сигнала и возможность работы алгоритма в режиме реального времени.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в рецензируемых журналах Wos/Scopus

1. Unanyan N. Anthropomorphic Arm Control System with Remote Gesture Tracking/ N. Unanyan, A. Belov // IFAC-PapersOnLine. Amsterdam, the Netherlands: Elsevier Ltd. - 2021. - V. 54. - Iss. 13. - pp. 443-448, 2021.
DOI: 10.1016/j.ifacol.2021.10.488
2. Unanyan N. Design of upper limb prosthesis using real-time motion detection method based on EMG signal processing/ N. Unanyan, A. Belov // Biomedical Signal Processing and Control. Amsterdam, the Netherlands: Elsevier Science Publishing Company. - 2021. - V. 70. pp. 103062 (1-11).
DOI: 10.1016/j.bspc.2021.103062
3. Unanyan N. Case Study: Influence of Muscle Fatigue and Perspiration on the Recognition of the EMG Signal/ N. Unanyan, A. Belov // Advances in Systems Science and Applications. - 2011. - V. 21. - No. 2. - pp. 58-70 (1-13).
<https://ijassa.ipu.ru/index.php/ijassa/article/view/1053>.
DOI: 10.25728/assa.2021.21.2.1053
4. Unanyan N. Low-Price Prosthetic Hand Controlled by EMG Signals/ N. Unanyan, A. Belov // IFAC-PapersOnLine. Amsterdam, the Netherlands: Elsevier Ltd. - 2021. - V. 54. - Iss. 13. - pp. 299-304.
DOI: 10.1016/j.ifacol.2021.10.463

Статьи в сборниках конференций WoS/Scopus

5. Unanyan N. A Real-Time Fail-Safe Algorithm for Decoding of Myoelectric Signals to Control a Prosthetic Arm/ N. Unanyan, A. Belov // Proceedings of the 21th International Carpathian Control Conference ICCS. - 2020. - pp. 1-6.
DOI: 10.1109/ICCC49264.2020.9257287

6. Unanyan N. Signal-Based Approach to EMG-Sensor Fault Detection in Upper Limb Prosthetics/N. Unanyan, A. Belov // Proceedings of the 20th International Carpathian Control Conference (ICCC 2019, Krakow-Wieliczka, Poland). - 2019. - pp. 1–6. DOI: 10.1109/CarpathianCC.2019.8765960

Прочие публикации

7. Унанян, Н.Н. Алгоритм детектирования сбоев и отказов ЭМГ датчиков при распознавании мышечной активности предплечья/Н.Н. Унанян // Межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов им. Е.В. Арменского - 2019. -М. : МИЭМ НИУ ВШЭ. -С. 29-30.
8. Унанян, Н.Н. Прототип миоэлектрического протеза кисти руки, изготовленный с использованием аддитивных технологий /Н.Н. Унанян, А.А. Белов // Медицинская техника. - 2021. - N 5. - С. 1–4.
9. Унанян, Н.Н. Разработка бионического протеза кисти руки с интеллектуальным управлением /Н.Н. Унанян // Труды 13-й Мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2020). - 2020. - СПб.: АО "Концерн "ЦНИИ "Электроприбор". - С. 162-164.
10. Унанян, Н.Н. Распознавание мышечной активности с помощью электромиографических датчиков в задачах управления бионическим механизмом. /Н.Н. Унанян, А.А. Белов // Материалы 15-й Международной конференции «Устойчивость и колебания нелинейных систем управления» (конференция Пятницкого). - 2020. - М.: ИПУ РАН, - С. 427-430.
11. Ягур, А.М. Анализ обратной кинематики и планирование пути для параллельного механизма 6DOF с RSS - структурой /А.М. Ягур, Н.Н. Унанян // Межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов им. Е.В. Арменского. - 2019. - М. : МИЭМ НИУ ВШЭ, - С. 31-32.

Личный вклад соискателя в публикациях. В публикациях: в [1, 2, 4, 9] автором проведен анализ строения кисти руки, поставлены и решены задачи проектирования антропоморфной руки и управлением полученного механизма с помощью ЭМГ сигнала; в [3, 7, 10] решена задача повышения надежности и точности алгоритма идентификации ЭМГ сигнала; в [5] получено решение для управления антропоморфным механизмом с помощью сенсорной перчатки; [6, 8] разработан алгоритм подготовки и классификации ЭМГ сигнала; [11] поставлена и решена задача анализа обратной кинематики и планирование пути для параллельного манипулятора 6DOF с RSS-структурой.

Научное издание

Унанян Нарек Новлетович

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОМИОГРАФИЧЕСКОГО
СИГНАЛА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МЕХАНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ**

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки

Институт проблем управления имени

В.А. Трапезникова

Российской академии наук

117997

ул. Профсоюзная, д.65

Россия, Москва

www.ipu.ru