

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

На правах рукописи

Унания 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).

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
к.ф.-м.н. Белов А.А.

Москва — 2022

Оглавление

Введение	5
1 Существующие методы извлечения, обработки и классификации ЭМГ сигнала и постановка задачи	16
1.1 Электромиографический сигнал: основные понятия	16
1.2 Факторы, влияющие на качество ЭМГ сигнала	18
1.3 Извлечение информации из ЭМГ сигнала	20
1.3.1 Временные характеристики	20
1.3.2 Частотные характеристики	24
1.3.3 Частотно-временные характеристики	25
1.4 Методы классификации ЭМГ сигналов	26
1.5 Точность характеристик ЭМГ сигнала	29
1.6 Постановка задачи управления механической системой с помощью ЭМГ сигнала	29
2 Оконно-амплитудный алгоритм обработки мышечной активности	37
2.1 Измерение ЭМГ сигнала мышц пальцев	38
2.2 Предварительная обработка ЭМГ сигнала	41
2.3 Классификация ЭМГ сигнала	43
2.3.1 Сравнение оконно-амплитудного метода с методами на основе нейронных сетей.	45
2.4 Экспериментальное исследование метода	50

2.4.1	Протокол эксперимента	50
2.4.2	Обучение и настройка параметров a_i и b_i	51
2.4.3	Эксперимент и статистические исследования	52
2.4.4	Применение оконно-амплитудного алгоритма в протезировании верхних конечностей	55
3	Повышение надежности оконно-амплитудного алгоритма классификации ЭМГ сигнала	58
3.1	Экспериментальное исследование факторов, влияющих на классификацию	59
3.1.1	Мышечная усталость	60
3.1.2	Потовыделение	62
3.1.3	Неисправность датчика	64
3.1.4	Смещение датчика	64
3.2	Повышение надежности классификации и диагностика отказов датчиков	67
3.2.1	Адаптивная коррекция при потовыделении и усталости мышцы	67
3.2.2	Самодиагностика при неисправности и смещении датчика	70
4	Применение алгоритма для управления пятизахватным механизмом.	74
4.1	Описание электронных компонентов захватного механизма.	75
4.2	Решение задач кинематики для пятизахватного механизма	76
4.2.1	Решение прямой задачи кинематики	79
4.2.2	Решение обратной задачи кинематики	80
4.2.3	Зависимость всех углов от угла поворота сервопривода q_1	84
4.3	Экспериментальные результаты	88
	Заключение	94

Список сокращений

АИМ - амплитудно-импульсная модуляция.

АОК - анализ основных компонентов.

АСС - авторегрессионная скользящая средняя.

ВП - вейвлет-преобразование.

ВФ - вейвлет-функция.

ГКП - глоссокинетический потенциал.

ДЕ - двигательная единица.

ИДРНС - искусственная динамическая рекуррентная нейронная сеть.

ИСС - интегрированное скользящее среднее.

МИ - межимпульсный интервал.

НСК - наименьший средний квадрат.

ОЗК - обратная задача кинематики.

ПЗК - прямая задача кинематики.

ПД - потенциал действия.

ПДДЕ - потенциал действия двигательной единицы.

ПДМ - потенциал действия мышц.

РВВ - распределение Вигнера-Вилля.

РСИ - разделение слепых источников.

ФПВ - функция плотности вероятности.

ЧИМ - частотно-импульсная модуляция.

ЭМГ - электромиография.

ЭОГ - электроокулография.

ЭЭГ - электроэнцефалография.

AAC - average amplitude change (изменение средней амплитуды).

ANN - artificial neural network (искусственная нейронная сеть).

AR - авторегрессия.

DASDV - difference absolute standard deviation value (разница значений абсолютного стандартного отклонения).

MAV - mean absolute value (среднее абсолютное значение).

MNF - mean frequency (сумма интенсивности спектра).

PSR - power spectrum ratio (коэффициент спектра мощности).

PKF - peak frequency (характеристика пиковой частоты).

RMS - root mean square (среднеквадратичное значение).

SSI - simple square integral (сумма квадратов значений амплитуды ЭМГ).

SSC - slope sign change (изменение знака наклона).

SNR - signal-to-noise ratio (коэффициент отношения сигнал/шум).

VAR - variance of EMG (дисперсия ЭМГ).

ZC - zero crossing (пересечение нуля).

Введение

Актуальность темы

В последние десятилетия роботизация значительно распространилась во всех отраслях науки, промышленности и медицины. Роботизированные комплексы постепенно внедрялись в области реабилитационной помощи, автоматизации промышленных линий и исследовательских лабораториях. 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 пульта дистанционного управления.

Для решения подобных задач исследователи прибегают к различным физиологическим сигналам человека, таким, как отслеживание траектории руки [57], электроэнцефалография (ЭЭГ) [60, 68], электроокулография (ЭОГ) [60, 68], глоссокинетические потенциалы (ГКП) [71] и сигналы электромиографии (ЭМГ) [68, 71, 115]. Среди этих физиологических сигналов ЭМГ сигналы

напрямую коррелируют с сокращением и расслаблением мышечных волокон и, таким образом, стали широко использоваться в качестве показателя при вспомогательном роботизированном управлении. Различные движения человека могут быть классифицированы с использованием сигналов ЭМГ [49, 87]. 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.

При решении задач управления механическими системами с использованием ЭМГ сигналов необходимо выделить из ЭМГ сигнала полезную информацию, необходимую для формирования управляющего сигнала. Такое выделение полезной информации является частью задачи классификации ЭМГ сигналов. Под классификацией ЭМГ сигналов принято считать процесс сопоставления выделенных признаков сигнала к классу активности мышцы. Далее в работе определены следующие термины: распознавание ЭМГ сигнала — обнаружение активности ЭМГ сигнала без определения уровня и отношения к какому-либо классу, классификация сигнала — выявление отношения распознанного ЭМГ сигнала к какому-либо классу активности мышцы. Достаточно хороший обзор современных методов обработки и распознавания сигналов ЭМГ можно найти в [100]. Ряд статей посвящен исследованию системы классификации движений пальцев для управления роботизированной рукой с помощью ЭМГ [9, 58, 92]. Во многих исследованиях изучалась производительность классификации ЭМГ в автономном режиме [9, 68, 100]. Алгоритмы используют различные комбинации предварительной обработки и выделения признаков для классификации ЭМГ путем анализа предварительно записанных сигналов. Среди таких алгоритмов встречаются линейный дискриминантный анализ, многослойный персептрон и различные подходы в частотно-временной области [44]. Исследователи зачастую комбинируют различные методы анализа, для повышения точности алгоритмов классификации. Например, некоторые ученые производят оценку

ЭМГ сигнала по набору признаков, состоящих из среднего абсолютного значения, пересечений нуля, изменения знака наклона и длины сигнала [44, 81, 124]. Таким образом, получается достигнуть точность классификации до 98%. Однако точность классификации значительно снижается при использовании данных методов в режиме реального времени. Стоит заметить, что ЭМГ используется для управления различными робототехническими устройствами, например, промышленными механизмами и протезами верхних и нижних конечностей, что в свою очередь увеличивает потребность повышения точности классификации в реальном времени [7]. Стоит заметить, что ЭМГ часто используется для реабилитации после инсульта или других нарушений нервной системы человека [39].

Наряду с исследованием областей применения, предметом активного изучения является также надежность методов классификации и распознавания ЭМГ сигналов [97, 37, 103, 122]. Хорошо известно, что зарегистрированные поверхностные потенциалы чувствительны к положению и смещению электрода, изменению электрического сопротивления кожного покрова (например, из-за потоотделения), движению мышц относительно электродов и т.д. Кроме того, распределение форм потенциала действия значительно варьируется среди субъектов из-за анатомических различий в расположении двигательных единиц в мышечной ткани. Эти факторы существенно влияют на выполнение алгоритмов миоэлектрического управления.

Все вышеперечисленные трудности мотивируют исследователей к всестороннему изучению ЭМГ сигналов. 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 сниже-

ния задержки распознавания;

- задача распознавания движения отдельных пальцев руки.

Таким образом, диссертационная работа посвящена разработке новых методов обработки ЭМГ сигналов, направленных на решение описанных выше задач. Кроме того, рассматривается возможность применения электромиографических сигналов для управления механическими системами, в частности бионическими хватными механизмами.

Объект исследования.

Объектом исследования является электромиографический сигнал.

Предмет исследования.

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.

Задачи.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:
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.

В ходе работы над диссертацией были получены следующие новые результаты.

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.
- 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:

1. 21th International Carpathian Control Conference (ICCC 2020), Slovakia, 2020.
2. 20th International Carpathian Control Conference (ICCC 2019), Poland, 2019.
3. 15-й Международной конференции «Устойчивость и колебания нелинейных систем управления» (конференция Пятницкого), Москва, 2020.
4. 13-й Мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2020). Санкт-Петербург, 2020.
5. Межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов им. Е.В. Арменского, Москва 2019.
6. 20th IFAC Conference on Technology, Culture and International Stability, Moscow 2021

Публикации.

По теме диссертации опубликовано 11 работ, оформлен 1 РИД и 2 акта внедрения. В том числе 4 журнальных статей в рецензируемых изданиях (ин-

дексируются в Web of Science, Scopus) [110, 111, 112, 113], 7 статей в сборниках конференций (2 индексируются в Web of Science и Scopus, 5 конференции индексируются в РИНЦ) [2, 4, 5, 6, 108, 109, 114].

Личный вклад соискателя.

Все исследования, представленные в диссертационной работе, постановки и решения задач, вычислительные эксперименты выполнены лично соискателем в процессе научной деятельности. Из совместных публикаций в диссертацию без ссылки включен лишь тот материал, который непосредственно принадлежит соискателю.

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 и объем 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.

Содержание работы.

Изложение диссертационной работы построено следующим образом. Во введении обоснована актуальность и значимость исследуемой проблематики, дан обзор литературы, сформулированы цель и задачи исследования, основные по-

ложения, выносимые на защиту, приведены данные о структуре и объеме диссертационной работы.

Глава 1. 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, распознавания и классификации ЭМГ сигнала. Рассмотрены различные виды и подходы к классификации ЭМГ, приведены формулы, описывающие ЭМГ сигнал, методы классификации и распознавания ЭМГ сигнала. Все результаты известны и поэтому приводятся в обзорной форме, с указанием ссылок на первоисточники. Далее рассмотрена конструкция захватного механизма с подробным описанием механических частей, на основе которой будет решена задача управления механической системой с помощью миоэлектрических сигналов.

Глава 2 посвящена описанию разработанного в работе оконно-амплитудного метода обработки и классификации ЭМГ сигнала. Показана схема и методика считывания сигнала ЭМГ от мышц, сгибающих пальцы руки. Вводится понятие амплитудного классификатора. Также описывается метод классификации с использованием искусственных нейронных сетей. Приводится сравнение метода на основе ANN и оконно-амплитудного метода. Во втором разделе выполняется статистическое исследование разработанного метода, а именно, приводится описание эксперимента, приводится протокол, результаты обучения и настройки параметров оконно-амплитудного алгоритма. Показаны результаты статистических исследований выполненных экспериментов. Рассмотрена возможность применения алгоритма в протезировании верхних конечностей.

Глава 3 посвящена решению задачи повышения надежности оконно-амплитудного алгоритма классификации ЭМГ сигнала в условиях воздействия внешних возмущающих факторов. Приводятся результаты экспериментальных исследований факторов, которые не связаны с индивидуальной физиологией, и при этом оказывают влияние на надежность распознавания сигналов. Таки-

ми факторами являются мышечная усталость, потовыделение, неисправность и смещение ЭМГ датчика. Предложены методы повышения надежности алгоритма и диагностики отказов. Разработан алгоритм коррекции параметров оконно-амплитудного алгоритма.

В **главе 4** рассматривается применение оконно-амплитудного алгоритма для управления механической системой на примере пятизахватного механизма. Приводится подробное описание экспериментальной установки. Описывается электронный модуль обработки данных и управления пятизахватным механизмом. Для установления зависимости положения подвижных сочленений от угла поворота приводов были поставлены и решены прямая и обратная кинематические задачи. Приведены результаты экспериментальных исследований, иллюстрирующие высокую точность и эффективность разработанного алгоритма классификации ЭМГ.

Глава 1. Существующие методы извлечения, обработки и классификации ЭМГ сигнала и постановка задачи

В настоящей главе будут рассмотрены основные понятия и определения, касающиеся извлечения, обработки и классификации электромиографических (ЭМГ) сигналов. Будет дано определение электромиографии, а также рассмотрены исторические этапы развития изучения биомедицинских сигналов, исходящих от мышечной ткани. Также будет приведена постановка задачи управления механической системой на примере бионической кисти руки, управляющие команды для которой должны формироваться посредством миоэлектрической активности мышц предплечья.

Результаты, приведенные в данной главе, являются общеизвестными и рассматриваются с указанием ссылок на первоисточники.

1.1. Электромиографический сигнал: основные понятия

Электромиографический (ЭМГ) сигнал — это разность потенциалов, возникающая в мышцах человека в покое и при их активации [1]. Под ЭМГ сигналом подразумевается сигнал, сгенерированный костным мозгом, который приводит к сокращению мышцы. ЭМГ сигнал иногда называют миоэлектрической активностью.

Согласно [12, 51, 89], одними из первых работ по изучению миоэлектрической активности были работы Уолша в 1773 г. и Гальвани в 1791 г. соот-

ветственно. Обе работы касались изучения мышечной ткани животных. Уолш продемонстрировал, что мышечная ткань угря способна вырабатывать электрический ток, а Гальвани смог показать, что электрический ток, приложенный к мышцам лягушки, способен инициировать сокращение мышечной ткани. Впервые термин электромиография был введен Э.-Ж. Мареем, сделавшим первую запись электрической активности мышц в 1890 г. [27] Позднее, в 1922 г. ученые Гассер и Эрлангер смогли показать электрические сигналы, вырабатываемые при сокращении мышц, с помощью осциллографа. В первой половине XX века развитие исследований в области электромиографии касалось усовершенствования аппаратной базы для извлечения и регистрации ЭМГ сигналов [98]. В начале второй половины XX века электромиография начала активно применяться в медицине [27].

В настоящее время существуют два вида методов регистрации миоэлектрической активности: инвазивные и неинвазивные. При инвазивной или игольчатой электромиографии электрод вводится непосредственно в исследуемую мышцу с помощью укола. Очевидно, что такой способ исследования хоть и дает наиболее точный результат, но является неудобным при ежедневном использовании (особенно в протезировании). Учитывая существенные недостатки инвазивных методов, неинвазивные или поверхностные методы, являясь предпочтительными, получили более широкое распространение [74, 51]. Поверхностная ЭМГ — это метод записи миоэлектрических сигналов, основанный на использовании электродов, которые крепятся на тело человека. Данный метод является более универсальным, безболезненным и позволяет использовать многоразовые электроды для регистрации мышечной активности. Поверхностная ЭМГ нашла свое широкое применение в медицине, исследованиях биомеханики, нервной деятельности, в реабилитации, а также при лечении двигательных расстройств.

Как в случае других биомедицинских сигналов, основной целью изучения ЭМГ сигналов, является извлечение полезной информации о мышечной активности. Эта задача носит название распознавания паттернов ЭМГ сигнала. За-

метим, что процесс распознавания паттернов ЭМГ сигнала обычно состоит из трех этапов [100]:

1. предварительная обработка сигнала, т.е. снижение влияния внешних шумов и улучшение соотношения сигнал/шум;
2. извлечение полезной информации;
3. классификация.

Приведем ниже кратко существующие методы и подходы к решению задач каждого этапа.

1.2. Факторы, влияющие на качество ЭМГ сигнала

Несмотря на удобство поверхностной ЭМГ, существуют также и недостатки, которые негативным образом влияют на качество исследований. Когда электромиографический датчик установлен непосредственно на коже, то он неизбежно подвергается действию как внешних, так и физиологических факторов, влияющих на качество обнаружения мышечной активности. Помимо шумов мышц, которые располагаются в зоне чувствительности электрода и вносят паразитные помехи посредством собственной электрической активности, на качество регистрации влияет целый ряд факторов. Рассмотрим их подробнее [37, 89, 97]:

1. Шум, вызванный электронным оборудованием. Данный вид шума является шумом, вызванным датчиками и проводами, регистрирующими миоэлектрическую активность. Собственный шум невозможно устранить.
2. Шум окружающей среды. К такому виду шумов относят различные паразитные электромагнитные поля, окружающие человека. Эти электромагнитные поля могут быть как естественными, как магнитное поле Земли, так и искусственными, например, мобильная связь, статическое электричество от компьютерного оборудования или электрическая сеть. При этом

иногда амплитуда окружающего шума может превышать амплитуду ЭМГ сигнала.

3. Артефакт, связанный с движением. Артефакт, связанный с движением, появляется в результате механического или электромагнитного воздействия на электрод или кабель электрода, что приводит к искажению сигналов. Амплитуда артефакта движения может быть соизмерима с амплитудой ЭМГ сигнала. Для борьбы с артефактом, связанным с движением, применяются различные аппаратные, такие как экранирование или использование проводящих гелей для улучшения контакта с поверхностью, так и программные методы, основанные на фильтрации во временной или частотной областях.
4. Вход в режим насыщения. Некоторые датчики ЭМГ могут входить в режим насыщения, при котором реальная амплитуда регистрируемого сигнала может быть отсечена. Для решения данной проблемы необходимо снижать мощность усилительного каскада.
5. Естественная нестабильность сигнала. Данная нестабильность вызвана долей работающих нейронов, активирующих двигательные единицы, которые излучают сигналы в диапазоне частот от 0 до 20 Гц. Такой вид шума также считается нежелательным и требует устранения.

Помимо шумов на ЭМГ сигналы также влияют другие факторы. В работе [89] этот набор факторов условно разделен на три части: причинные факторы, которые выражаются в виде прямого влияния на сигналы; промежуточные факторы, влияние на которые оказывают причинные факторы; детерминированные факторы. Среди причинных факторов исследователи выделяют факторы, связанные со структурой, площадью поверхности и местом расположения электрода, а также физиологические и анатомические особенности исследуемого человека.

Для повышения качества ЭМГ сигнала необходимо проводить целый комплекс мероприятий, направленных на снижение негативного влияния вышеописанных факторов. Различные решения, направленные на понижение влияния воздействия шумов и факторов, влияющих на качество ЭМГ сигнала, кратко приведены в обзоре [100].

1.3. Извлечение информации из ЭМГ сигнала

После предварительной обработки ЭМГ сигнал должен пройти процедуру извлечения из него полезной информации. Данный этап является самым важным этапом в разработке системы классификации паттернов. На этом шаге можно понизить вычислительную сложность, актуализировать считываемые данные и отбросить лишнюю информацию. Среди основных особенностей ЭМГ сигнала можно выделить временные и частотные характеристики. Рассмотрим их подробнее [7, 83].

1.3.1. Временные характеристики

Суммирование ЭМГ сигнала

Данная характеристика представляет собой суммирование сигналов ЭМГ в окне определенного размера, определяемого количеством отсчетов N . Впоследствии данная сумма сравнивается с ранее определенным порогом и принимается решение об активности мышцы [43, 65].

$$G = \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad (1.1)$$

где x_i — это измеренный сигнал ЭМГ, N — размер исследуемого окна (число отсчетов).

Среднее абсолютное значение

Среднее абсолютное значение (MAV) является одной из самых популярных характеристик, используемых при анализе сигналов ЭМГ [44, 124]. MAV определяется выражением

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad (1.2)$$

где x_i — это измеренный сигнал ЭМГ, N — размер исследуемого окна.

Модификации среднего абсолютного значения

MAV имеет несколько модификаций. Условно их можно разделить на два типа. Первый тип — это модификация с добавлением новой переменной w , которая является своего рода весом промежутка внутри окна [75, 82]. Оно записывается выражением

$$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i |x_i|, \quad (1.3)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{если } 0.25N \leq i \leq 0.75N, \\ 0.5, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (1.4)$$

Второй тип — это модификация с использованием нестационарной переменной w_i :

$$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i |x_i|, \quad (1.5)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{если } 0.25N \leq i \leq 0.75N, \\ 4i/N, & \text{если } i < 0.25N, \\ 4(i - N)/N, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (1.6)$$

Сумма квадратов, дисперсия и среднее абсолютное значение степенной функции

В [30] для анализа предлагается энергия ЭМГ сигнала, рассчитанная как сумма квадратов значений амплитуды ЭМГ сигнала. Данный параметр опре-

деляется как индекс энергии, который может быть выражен как

$$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2. \quad (1.7)$$

Еще одной информативной характеристикой для анализа ЭМГ сигнала является дисперсия (VAR) [78, 124]. Дисперсия определяется как среднеквадратическое значение отклонения этого сигнала, так как среднее значение ЭМГ-сигнала близко к нулю. Следовательно, дисперсия сигнала ЭМГ также может быть определена как

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2. \quad (1.8)$$

Среднее абсолютное значение степенной функции считываемого сигнала можно представить в виде:

$$TM3 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3 \right|, \quad (1.9)$$

$$TM4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4, \quad (1.10)$$

$$TM5 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^5 \right|. \quad (1.11)$$

Среднеквадратичное значение и логарифмическая функция

Среднеквадратичное значение (RMS) также является популярной характеристикой для анализа сигнала ЭМГ [16, 50]. Математическое определение величины RMS может быть выражено как:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}. \quad (1.12)$$

Логарифмическая функция (LOG) не является достаточно распространенной функцией для анализа ЭМГ сигнала, однако некоторые исследователи используют ее. Математически данная функция представляется так:

$$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(|x_i|)}. \quad (1.13)$$

Изменение амплитуды и средней амплитуды

Длина волны (WL) — это мера сложности ЭМГ сигнала [44, 75]. Этот параметр определен как совокупная величина изменения амплитуды сигнала ЭМГ за временной сегмент N . Математически эту функцию можно записать по формуле:

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|. \quad (1.14)$$

Изменение средней амплитуды (AAC) почти эквивалентно WL, за исключением того, что длина волны усреднена [36, 50]. AAC вычисляется по формуле:

$$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|. \quad (1.15)$$

Разница в абсолютном значении стандартного отклонения

Разница значений абсолютного стандартного отклонения (DASDV) выглядит как параметр RMS. Другими словами, это значение стандартного отклонения изменения амплитуды сигнала [50]. Данная характеристика вычисляется по формуле:

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}. \quad (1.16)$$

Пересечение нуля

Пересечение нуля (ZC) — это мера частотной информации сигнала ЭМГ, определенный во временной области [44, 81]. Значения амплитуды сигнала ЭМГ может несколько раз пересечь нулевой уровень амплитуды. Параметр определяется как

$$ZC = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N |\operatorname{sgn}(x_i - h) - \operatorname{sgn}(x_{i-1} - h)|, \quad (1.17)$$

где h - среднее значение сигнала ЭМГ.

Изменение знака наклона

Изменение знака наклона (SSC) [44, 81] — 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. Изменение знака наклона вычисляется как

$$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} f(x_i), \quad (1.18)$$

$$f(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } (x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1}) \geq 0, \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (1.19)$$

1.3.2. Частотные характеристики

Средняя частота

Средняя частота (MNF) рассчитывается как сумма произведений спектра мощности ЭМГ на частоту, разделенная на суммарную мощность спектра [75]. MNF также называют центральной частотой f_c или спектральным центром тяжести [30].

$$MNF = \sum_{i=1}^N f_i P_i / \sum_{i=1}^N P_i, \quad (1.20)$$

где f_i — частота спектра в интервале частот i , P_i — спектр мощности ЭМГ на частотном интервале i , а N — длина частотного интервала.

Коэффициент спектра мощности

Коэффициент спектра мощности (PSR) [88] определяется как отношение между энергией P_0 , близкой к максимальному значению спектра мощности

ЭМГ, и энергией P , которая является всей энергией энергетического спектра ЭМГ. Его расчет может быть выражен как

$$PSR = \frac{P_0}{P} = \sum_{i=f_0-n}^{f_0+n} P_i / \sum_{i=-\infty}^{\infty} P_i, \quad (1.21)$$

где f_0 — значение характеристики пиковой частоты), а n — предел суммирования. В работе [88] величина n выбрана равной 20, а энергия P рассчитывается в интервале от 10 до 500 Гц, включающем основную энергию сигнала ЭМГ.

1.3.3. Частотно-временные характеристики

Частотно-временные характеристики ЭМГ сигнала извлекаются с помощью дискретного вейвлет-преобразования. Например, в работе [7] к ЭМГ сигналу во временной области был применен материнский вейвлет Симмлета пятого порядка для создания четырехуровневой вейвлет-демопозиции. На основе полученного результата были исследованы следующие характеристики коэффициентов вейвлета:

- стандартное отклонение;
- вариация;
- длина волны;
- энергия;
- максимальное абсолютное значение;
- пересечение нуля;
- среднее значение;
- среднее абсолютное значение.

1.4. Методы классификации ЭМГ сигналов

Перечисленные выше методы обработки ЭМГ сигналов применяются к ЭМГ сигналам для выделения информационных признаков. В дальнейшем полученные характеристики используются для классификации ЭМГ сигналов. В этом разделе дается обзор классификации сигналов ЭМГ с использованием различных подходов.

Линейный дискриминантный анализ

Линейный дискриминантный анализ является простым методом классификации ЭМГ сигналов [83]. Метод применяется для нахождения линейных комбинаций признаков, которые наилучшим образом разделяют классы объектов. Особенности данного метода являются робастность в долгосрочной перспективе, а также низкая вычислительная сложность.

К-ближайших соседей

Метод К-ближайших соседей — это метрический алгоритм для автоматической классификации объектов или регрессии. Данный метод относится к методам обучения с экспертом. Преимуществами метода являются быстрое обучение и низкая вычислительная сложность, если число классов является невысоким.

Дерево решений

Дерево решений использует множество сравнений извлеченных характеристик ЭМГ сигнала для того, чтобы отнести к какому-либо классу неизвестный вход.

Метод опорных векторов

Метод опорных векторов является достаточно популярным методом машинного обучения, который применяется для решения задач классификации. В основе подхода лежит идея о построении гиперплоскости, которая разделяет объекты выборки некоторым оптимальным способом.

Методы на основе искусственных нейронных сетей

Преимуществами данных методов является возможность представить не только линейные, но и нелинейные зависимости между характеристиками ЭМГ сигналов. Среди наиболее популярных методов классификации на основе искусственных нейронных сетей можно выделить многослойный перцептрон. Это такая нейросеть, которая состоит из слоев, каждый из которых состоит из элементов — нейронов — имеющих нелинейную функцию активации. Данный классификатор обучается с экспертом, а для его обучение используется, как правило, метод обратного распространения ошибки.

Нечеткая логика

Системы нечеткой логики полезны при обработке и классификации биомедицинских сигналов. Биомедицинские сигналы, такие как сигналы ЭМГ, не всегда строго воспроизводимы и иногда могут даже противоречить друг другу. Таким образом, использование нечеткой логики имеет очевидное преимущество, так как противоречия в данных с использованием систем нечеткой логики могут допускаться [21, 89]. Кроме того, используя обучаемые нечеткие системы, можно обнаружить закономерности в данных, которые нелегко обнаружить другими методами, также как это можно сделать с помощью нейронной сети.

Наконец, можно использовать опыт медицинских экспертов. Это ценное знание можно интегрировать в систему нечеткой логики. Использование опыта экспертов является существенным преимуществом по сравнению с искусствен-

ными нейронными сетями (ANN). Ядром нечеткой системы является механизм нечеткого вывода. Знания эксперта или хорошо классифицированные примеры выражаются в виде или передаются в набор «нечетких производственных правил» в форме «ЕСЛИ — ТО», что приводит к алгоритмам, описывающим, какое действие или выбор следует предпринять на основе наблюдаемой в настоящее время информации [21, 89].

Нейро-нечеткие системы

Нечеткая логика и нейронные системы сильно отличаются друг от друга в требованиях к измеряемым данным. Нечеткие системы, с одной стороны, более уместны в случае, если имеются соответствующие экспертные знания о процессе; нейронные сети, с другой стороны, более полезны, когда соответствующие данные доступны или измеримы. Оба этих подхода строят нелинейные системы, либо числовые, либо символьные. Однако нечеткие системы обладают одновременно и символьными, и числовыми характеристиками.

Таким образом, слияние нейронных и нечетких систем приводит к «симбиотическим» отношениям, в которых нечеткие системы обеспечивают мощный каркас для отображения экспертных знаний, в то время как нейронные сети обеспечивают возможность обучения и исключительное соответствие эффективным с вычислительной точки зрения аппаратным реализациям.

Нейро-нечеткие вычисления позволяют нам создавать более интеллектуальные системы принятия решений, сочетая преимущества ANN (массовый параллелизм, надежность в эксплуатации, обучение в насыщенной данными среде) с нечетким моделированием неточных и качественных знаний.

Метод разделения слепых источников (РСИ), предложенный в 2001 году Белоучрани и др. [13], представляет собой метод на основе нейронной сети, который разделяет линейную суперпозицию стационарных независимых источников, полученных различными датчиками, с использованием статистических моментов более высокого порядка в алгоритме обучения.

Другие методы классификации

Кроме перечисленных выше методов классификации, стоит также отметить менее популярные методы, такие как метод максимального правдоподобия [7], самоорганизующиеся карты, регуляторные сети, метод случайного леса и глубокое обучение [100].

1.5. Точность характеристик ЭМГ сигнала

Представленные методы извлечения полезной информации легли в основу системы распознавания жестов на основе ЭМГ сигналов в работе [83]. Авторами был рассмотрен набор из шести жестов, которые распознавались на основе данных с пяти датчиков ЭМГ. После проведения анализа, были получены количественные результаты, характеризующие точность классификации с использованием рассмотренных в разделе 1.3 характеристик ЭМГ сигнала. Результаты исследований приведены в таблице 1.1.

Стоит заметить, что все эти значения отражают работу методов без внешних воздействий. Под внешними воздействиями подразумеваются циклично изменяющиеся магнитные поля вокруг исследуемого человека, усталость мышц, потовыделение и другие воздействия, характерные при взаимодействии с человеком.

1.6. Постановка задачи управления механической системой с помощью ЭМГ сигнала

Классифицированный ЭМГ сигнал может быть использован для формирования управляющего воздействия, поступающего на вход роботизированных или механических систем. Для проверки разрабатываемых методов классификации на практике был разработан пятизахватный механизм в форме бионической кисти руки человека. Таким образом, появляется возможность проверки

Таблица 1.1. Точность классификации на основе частотных и временных характеристик ЭМГ сигнала [83].

Функции	Точность классификации, %
G	86 ± 5
MAV	86 ± 9
MAV1	86 ± 9
MAV2	86 ± 9
SSI	74 ± 9
VAR	75 ± 9
TM3	51 ± 7
TM4	59 ± 7
TM5	41 ± 7
RMS	86 ± 9
LOG	83 ± 10
WL	89 ± 7
AAC	88 ± 8
DASDV	89 ± 7
ZC	87 ± 8
SSC	88 ± 7
MNF	76 ± 9
PSR	50 ± 9

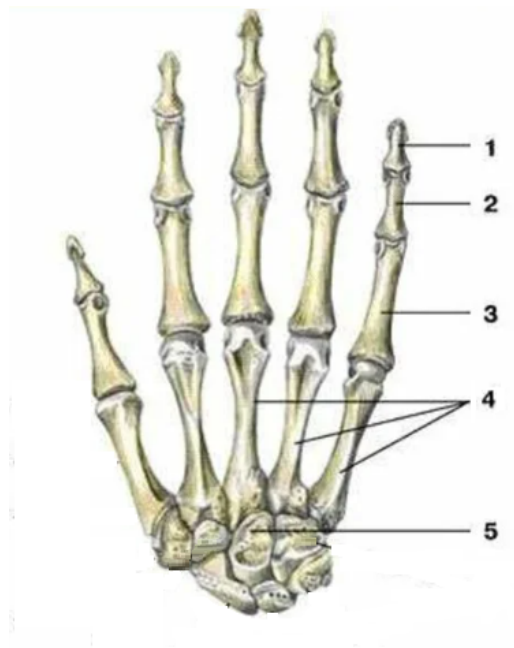


Рис. 1.1. Скелет кисти руки.

многопальцевого управления, так как каждый сигнал, формируемый мышцами, сокращающими пальцы руки, можно использовать для сжатия бионических пальцев хватного механизма.

Рука — это сложное механическое устройство, которое позволяет нам выполнять повседневные задачи. Анатомия запястья включает кости, связки и сухожилия, мышцы, сосуды и нервы. Механическим каркасом кисти являются кости, которые имеют следующие названия: (1) — дистальная фаланга, (2) — средняя фаланга, (3) — проксимальная фаланга, (4) — пястная кость и (5) — основание пястной кости, которое состоит из группы костей (см. рис. 1.1).

Пальцы образуют хватный механизм. Каждый палец можно представить как линейный манипулятор, в котором один конец цепи закреплен внутри базовой рамы, в то время как другой конец свободен. В текущей работе используется механизм в несколько упрощенном виде. А именно, отсутствует шарнирный механизм между дистальной и средней фалангами. Эти две фаланги статически прикреплены друг к другу, что сводит проблему управления пальцем к задаче управления механизмом с двумя шарнирами. На основе приведенных выше

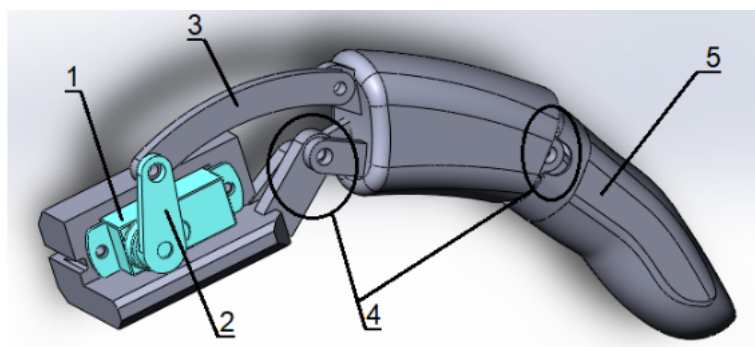


Рис. 1.2. Механика механизма: 1 — сервопривод, 2 — рычаг, 3 — тяга пальца, 4 — шарнирные опоры, 5 — палец.

упрощений был разработан шарнирный механизм пальца. Для проектирования конструкции и моделирования движения кисти руки была использована САПР SolidWorks. Модель механизма показана на рис. 1.2. Данное программное обеспечение позволяет провести ряд исследований до изготовления первого макетного образца. В частности, используя внутренние библиотеки и расширенные возможности SolidWorks, были проанализированы все движущиеся механизмы, проведено имитационное моделирование с приложением нагрузок и проверка на отсутствие взаимопересечений тел.

Когда сервопривод вращается, рычаг, соединенный с выходным валом привода, перемещается (см. рис. 1.3). Это приводит в движение остальную часть механизма. Каждый палец масштабируется до необходимого размера.

После успешного моделирования печать образца осуществлялась с помощью 3D печати. Когда речь идет о 3D печати, основными параметрами являются тип используемого материала и степень заполнения модели. После проведения испытаний на разрыв было принято решение печатать модель с помощью "ABS" пластика (FlashForge, Китай), который позволит получить:

1. прочность при растяжении 35-50 МПа,
2. прочность при изгибе 50-87 МПа,
3. прочность при сжатии 46-80 МПа,

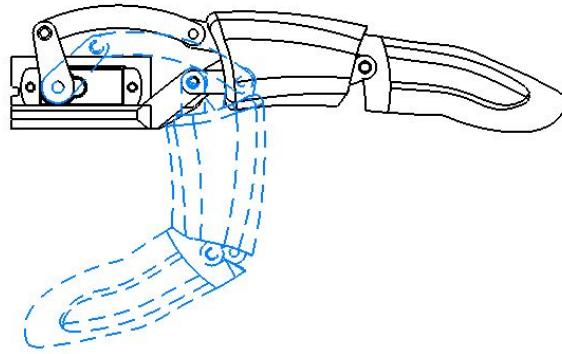


Рис. 1.3. Движение захватного механизма.

4. температуру самовоспламенения 395 °С.

После проектирования и печати выполняется полная сборка. Следует отметить, что в качестве приводящего механизма для пальца был выбран многорычажный механизм. Такой механизм удобнее и практичнее в использовании, чем механизм с сухожильными приводными системами. Большой палец, в отличие от остальных, имеет два сервопривода: один нужен для вращения пальца относительно плоскости ладони, а другой для сгибания фаланги. Пальцы масштабируются под необходимый размер и крепятся на корпусе кисти, как показано на рис. 1.4. Также стоит заметить, что по строению большой палец отличается от остальных четырёх пальцев. Это выражается в отсутствии средней фаланги, однако, как это видно на рис. 1.4, дистальная фаланга большого пальца исполнена как сочетание двух фаланг на остальных пальцах. Основная цель такого исполнения — это улучшение захватывающих способностей механизма. Для выполнения движения большим пальцем используется два сервопривода: один сервопривод — для вращения пальца вдоль плоскости ладони, второй сервопривод — для сгибания фаланги.

Собранный прототип изображен на рис. 1.5.

Таким образом, можно поставить следующую задачу управления. Требуется разработать систему принятия решений на основе данных электромиографических датчиков, подключенных к мышцам, отвечающим за сгибание пальцев

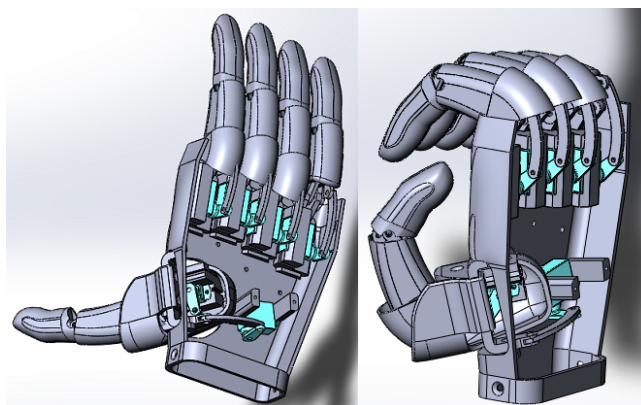


Рис. 1.4. Модель механизма в сборе.



Рис. 1.5. Захватный механизм в сборе.

кисти руки, для формирования команд на захватный механизм в форме бионической кисти руки с целью отслеживания жестов кисти руки человека.

Выводы к главе 1

В этой главе были рассмотрены основные понятия, природа и факторы влияющие на распознавание электромиографического сигнала. Приводится определение электромиографического сигнала, а также описаны методы моделирования, регистрации и обработки электромиографических сигналов. Рассмотрены основные характеристики ЭМГ сигнала, применяемые при извлечении информативных данных из ЭМГ сигнала. Приводится обзор характеристик, выделяемых во временной и частотной области.

Во второй части главы ставится задача управления механической системой на примере бионической кисти руки. Такой механизм был выбран для проверки работоспособности и возможности реализации на практике многопальцевого управления механическими системами с использованием ЭМГ.

Глава 2. Оконно-амплитудный алгоритм обработки мышечной активности

В данной главе предлагается оконно-амплитудный алгоритм, который значительно повышает надежность работы классификации ЭМГ в реальном времени и при этом минимизирует вычислительную сложность. Особенности данного алгоритма являются следующие: низкая вычислительная сложность, пригодная для обработки в режиме реального времени на низкоразрядных микроконтроллерах; возможность классификации промежуточных мышечных состояний. Для классификации ЭМГ сигнала были выбраны 3 состояния мышцы:

- расслабленная мышца;
- частично напряженная мышца;
- полностью напряженная мышца.

Каждый класс активности представляет собой движение пальца кисти руки. При расслабленной мышце палец разжат, при напряжении — палец сжат, а в промежуточном состоянии палец находится в полупозиции между сжатым и расслабленным состоянием.

Данные классы позволяют 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. Используя 5 каналов по 3 категории мы получаем 5^3

возможных жестов. Результаты, изложенные в настоящей главе, были опубликованы в работах [5, 4, 109, 114]

2.1. Измерение ЭМГ сигнала мышц пальцев

Считывание ЭМГ сигнала отличается от стандартных систем измерения (например, температуры, влажности и т.д.) ввиду того, что в данном случае отсутствует прямой контакт с измерительной средой (мышцами). Для того, чтобы точность измерения была максимальной, датчики должны быть установлены максимально близко к поверхности исследуемой мышцы, что означает необходимость понимания расположения мышц и мест, где мышцы пересекаются друг с другом. Так как сгибатели и разгибатели, кроме большого пальца, в основном расположены у сустава предплечья, то большинство электродов необходимо располагать около него. Эти мышцы ориентированы в основном параллельно оси предплечья между локтем и запястьем. Расположение вокруг предплечья напоминает расположение датчиков при использовании электромиографического браслета, как в [120] или [96], которые пользователь может легко надеть или снять. Данный браслет представляет собой группу из 8 ЭМГ датчиков, скрепленных между собой, которые образуют компактное устройство для предплечья. К положительным характеристикам такого решения можно отнести: мобильность, компактность и неприхотливость к точному позиционированию [25, 77]. В то же время размещение датчика с использованием принципа браслета приводит к чрезмерному зашумлению сигнала в некоторых каналах, так как некоторые мышцы могут активировать несколько электродов. Данные шумы существенно усложняют возможность идентификации каждого пальца по отдельности. В связи с этим было решено разместить каждый датчик непосредственно на мышцах, которые управляют пальцами. Это глубокий сгибатель пальцев, супинатор, длинный сгибатель большого пальца, лучевой сгибатель запястья и поверхностный сгибатель пальцев. На рис. 2.1 показаны

основные положения датчиков ЭМГ.

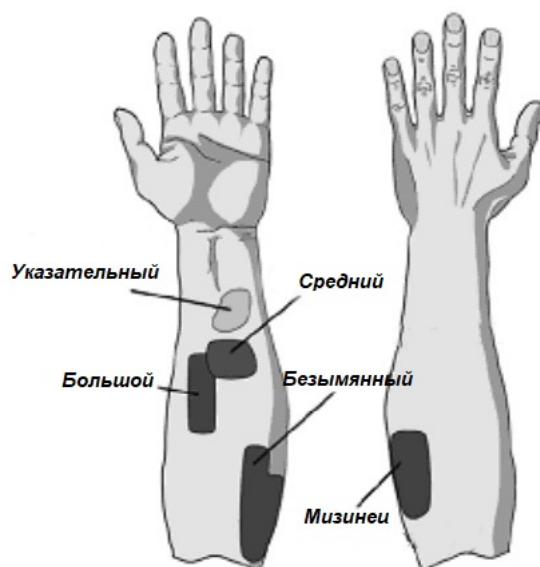


Рис. 2.1. Место крепления ЭМГ датчиков.

Для измерения активности мышц в работе были использованы датчики ЭМГ от DF Robotics, представленные на рис. 2.2. Эти датчики включают в свой состав электрод, фильтр и усилитель сигнала. ЭМГ датчик усиливает минимальный сигнал электрических потенциалов в пределах 1,5 мВ с коэффициентом 10^3 и подавляет шум (особенно высокочастотные помехи) с помощью дифференциального входа и аналогового фильтра. Выходной сигнал аналоговый, для которого в качестве опорного напряжения используется 1,5 В. Диапазон выходного напряжения 0.1–3 В. Уровень сигнала зависит от интенсивности мышечной активности. Выходной сигнал указывает на мышечную активность и используется для анализа сигнала ЭМГ.

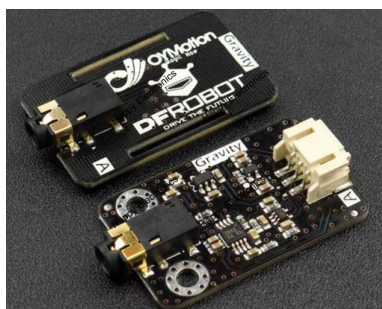


Рис. 2.2. Датчик ЭМГ.

Параметры датчика для считывания сигнала ЭМГ:

1. Напряжение питания в диапазоне 3.3—5.5 В; ток питания должен быть не менее 20 мА; ток пульсаций и ток помех должны быть как можно меньше. Рекомендуется стабилизированное постоянное напряжение.
2. Эффективный диапазон спектра составляет 20—500 Гц, выборка должна быть дискретизована аналого-цифровым преобразователем (АЦП), который имеет разрешение не менее 8 бит, полосу пропускания 1 кГц. Это необходимо, чтобы сохранить полезную информацию.
3. Размещение металлического сухого электрода должно соответствовать направлению мышц.

Эти датчики обеспечивают высокое качество приема сигнала и простоту использования. Стоит отметить, что данный датчик подразумевает сухой электрод, то есть при его использовании нет необходимости использовать проводящий гель. Перед установкой датчика рекомендуется очистить поверхность, на которой будет производиться установка. Цель этой операции — обезжирить поверхность.

Электронный аппаратный блок организован на базе Arduino Nano. Аппаратный блок использует микросхему FTDI FT232RL для преобразования USB-Serial и использует кабель mini-USB для связи. FTDI позволяет контролировать аналоговый сигнал, считанный с ЭМГ датчика в реальном времени с достаточно большой скоростью. Связь с различными устройствами обеспечивает UART, интерфейсы I2C и SPI. Внешние устройства, которые могут быть подключены к плате, например сервоприводы, создают шум и падение тока, что приводит к нестабильности микроконтроллера. К тому же это приводит к увеличению шума и неправильной работе датчиков ЭМГ. Чтобы избежать этой проблемы, предлагается разделить питание микроконтроллера и периферийных устройств. Схема подключения силовой платы изображена на рис. [2.3](#).

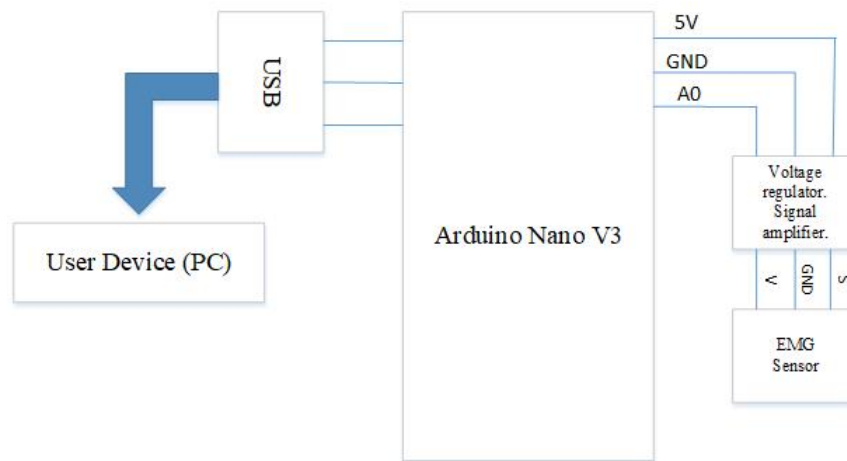


Рис. 2.3. Схема подключение Arduino к ПК для записи ЭМГ сигнала.

Датчики считывают ЭМГ сигнал и через USB порт подают на компьютер. Формы сигналов ЭМГ для случая напряженной и расслабленной мышцы изображены на рис. 2.4. На рис. 2.4 черная пунктирная линия соответствует расслабленной мышце. Видно, что в расслабленном состоянии без помех и каких-либо внешних возмущений сигнал ведет себя плавно с минимальным числом смен знака наклона. Редкие знаковые переключения могут быть вызваны неточной установкой самого датчика. Красная линия на рис. 2.4 соответствует периоду мышечной активности. Нетрудно заметить, что при мышечной активности количество смен знака наклона и величина амплитуды значительно увеличиваются. При этом количество переходов через ноль и среднее абсолютное значение различаются незначительно.

2.2. Предварительная обработка ЭМГ сигнала

Классификация ЭМГ сигнала является достаточно сложной задачей. Как было сказано ранее, зашумленность ЭМГ сигнала и его нестационарность создают большую сложность в извлечении полезной информации и последующей классификации. Ввиду этого сигнал должен быть подготовлен к выполнению классификации. Это также важно для сокращения ресурсов памяти микроконтроллера и снижения вычислительной сложности алгоритма. Для осуществле-

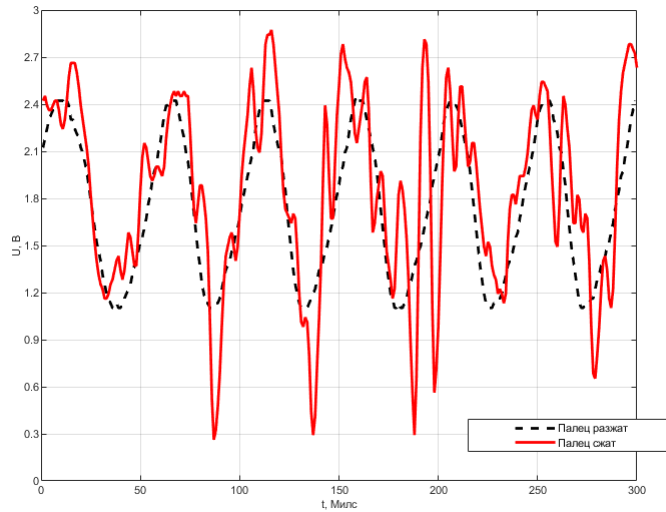


Рис. 2.4. Форма ЭМГ сигнала для случаев расслабленной и напряженной мышцы.

Для эффективного управления пятизахватным механизмом, устройство должно обрабатывать 6 потоков данных в режиме реального времени. Опираясь на данные условия необходимо минимизировать математические вычисления и максимизировать скорость принятия решения. Опишем алгоритм подготовки данных.

Входной сигнал X_i от ЭМГ датчика сохраняется в памяти микроконтроллера во временном интервале из N отсчетов. Число отсчетов N индивидуально для каждого человека и определяется эмпирическим путем. Далее вычисляется значение скользящего среднего по формуле

$$\sigma_i = \sum_k^N \frac{X_{i-k}}{N}. \quad (2.1)$$

После этого все последующие значения нормализуются с использованием скользящего среднего в следующем виде:

$$\hat{X}_i = |X_i - \sigma_i|. \quad (2.2)$$

Результат предварительной обработки сигнала ЭМГ представлен на рис. 2.5 (в данном примере $N = 50$).

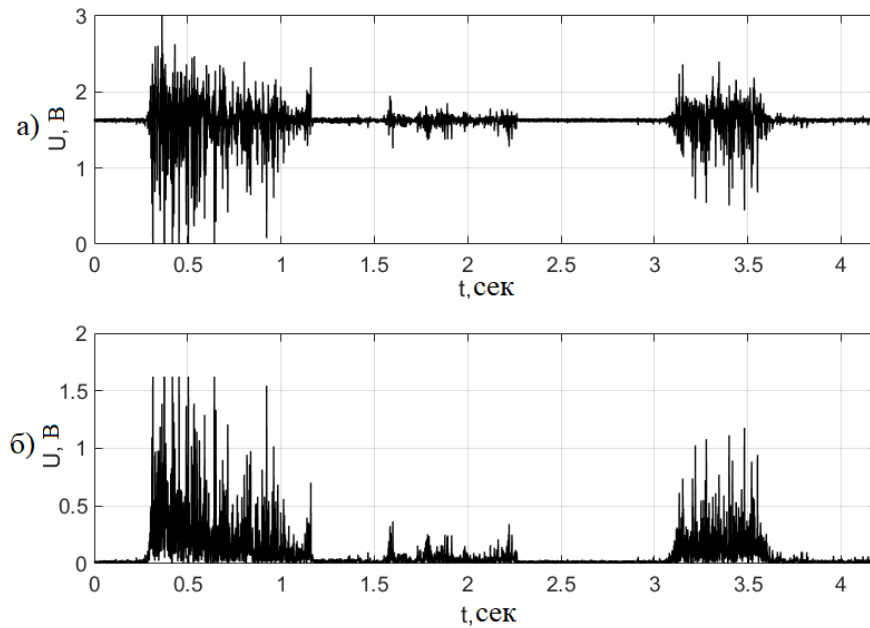


Рис. 2.5. ЭМГ сигнал: а) — исходный сигнал, б) — нормализованный сигнал.

2.3. Классификация ЭМГ сигнала

После нормализации сигнала (см. рис. 2.5) необходимо определить ряд параметров, которые помогут классифицировать ЭМГ сигнал. Эта задача решается следующим образом: нормализованный сигнал разбивается на интервалы по L значений. В каждом интервале формируется массив, после чего вычисляется максимальное значение в массиве:

$$X_{max} = \max[X_1, X_2, \dots, X_L]. \quad (2.3)$$

Значения X_{max} задают функцию времени. Пример такой функции приводится на рис. 2.6.

Далее формируется три окрестности, попадание в которые параметра X_{max} отвечает различным уровням мышечной активности:

$$G(X_{max}) = \begin{cases} 1, & \text{если } a_1 < X_{max} \leq b_1, \\ 2, & \text{если } a_2 < X_{max} \leq b_2, \\ 3, & \text{если } a_3 < X_{max} \leq b_3. \end{cases} \quad (2.4)$$

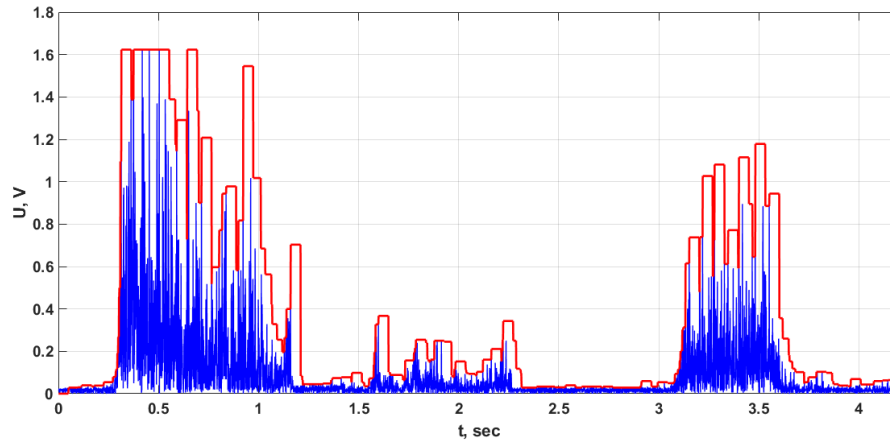


Рис. 2.6. Максимальные значения, X_{max} .

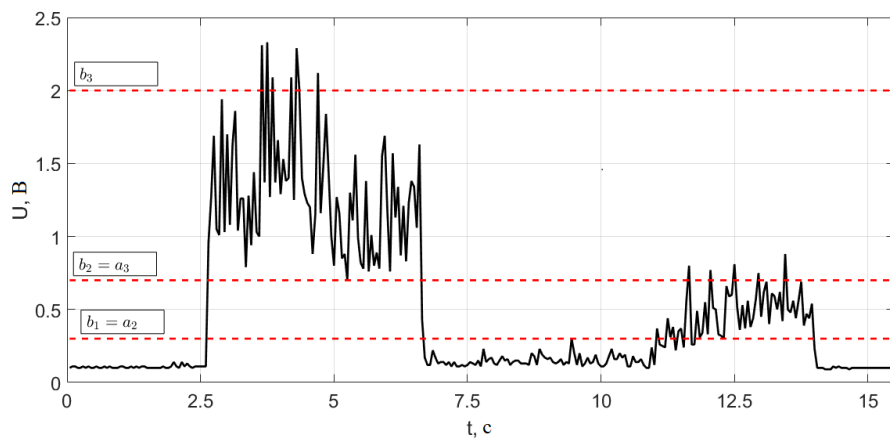


Рис. 2.7. Пороговые значения для классификации сигнала ЭМГ сигнала.

Стоит отметить, что предложенное решение на основе оконно-амплитудного метода применяется для классификации каждого потока сигнала ЭМГ. Это означает, что процедура обучения сводится к настройке пороговых значений a_i и b_i для извлеченных признаков, заданных в выражении (2.4), которые можно интерпретировать как нейроны со ступенчатой функцией активации. Точность классификации определяется длиной каждого временного интервала, т.е. величиной L . Очевидно, что чем длиннее интервал L , тем точность классификации выше, однако увеличение интервала приводит к увеличению задержки при распознавании типа мышечной активности. Исходя из вышесказанного, можно сформулировать оптимизационную задачу, которая состоит в поиске такого значения минимального L^* , при котором величина задержки и точность распо-

знавания находятся в допустимых пределах. В качестве приемлемого значения L можно выбрать интервал $L^* = 100$ мс. Рис. 2.7 иллюстрирует пример со следующими значениями a_i и b_i :

$$G(X_{max}) = \begin{cases} 1 & \text{если } 0 < X_{max} \leq 0.3, \\ 2 & \text{если } 0.3 < X_{max} \leq 0.7, \\ 3 & \text{если } 0.7 < X_{max} \leq 2. \end{cases} \quad (2.5)$$

На рис. 2.8 б) показано, что классификация состояния расслабленной, а также полностью напряженной мышцы является приемлемой. Однако состояния частично напряженной мышцы классифицируются с большими ошибками, а в процессе классификации происходят скачки из одной области в другую.

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. Значения X_{max}^* , а также значения X_{max} показаны на рис. 2.9. Если $G(X) \neq G(X_{max}^*)$, то $G(X_{max}) := G(X_{max}^*)$ и X_{max}^* сбрасывается. Это повышает надежность классификации. На рис. 2.10 представлена работа алгоритма классификации с учетом введенного параметра.

Сравнение классификации сигналов на рис. 2.8 и рис. 2.10 позволяет сделать вывод, что введение дополнительной корректирующей переменной может значительно повысить надежность алгоритма.

2.3.1. Сравнение оконно-амплитудного метода с методами на основе нейронных сетей.

Классификация с использованием искусственных нейронных сетей

Одна из простейших и наиболее широко используемых искусственных нейронных сетей — это многослойный перцептрон, характеризующийся набором входных блоков, слоем выходных блоков и определенным количеством скрытых слоев (обычно один или два). Каждый входной узел связан с блоком в

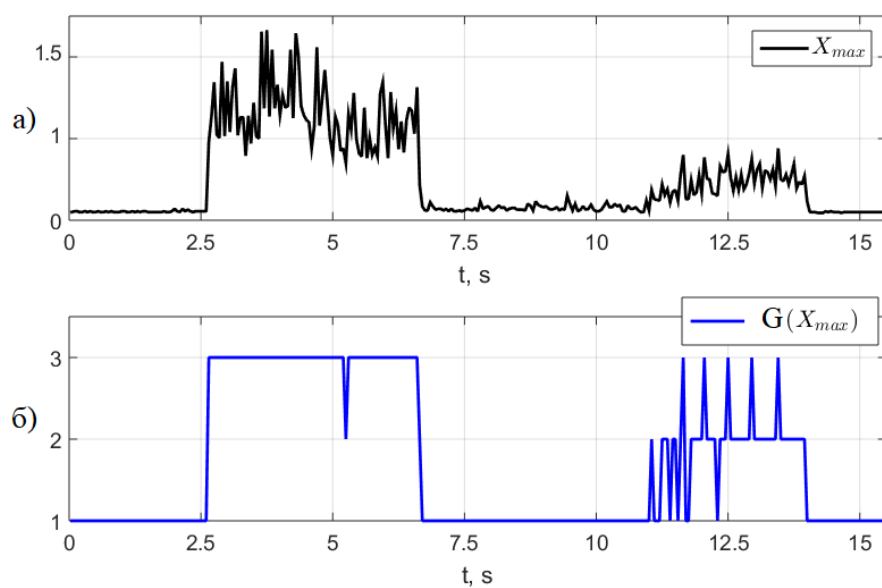


Рис. 2.8. Результат классификации ЭМГ сигнала: а) — значения X_{max} , б) — функция G после классификации.

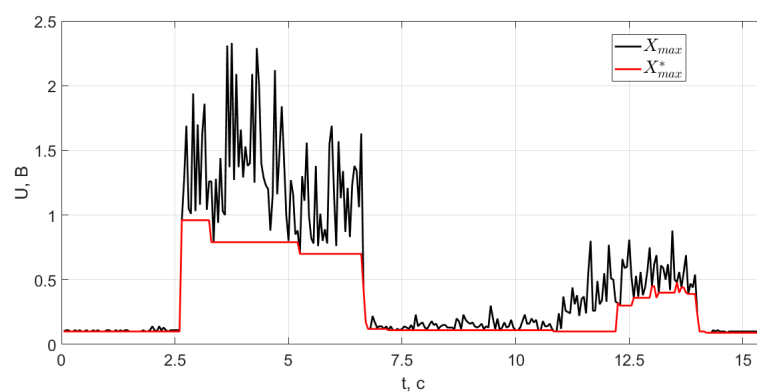


Рис. 2.9. Значения X_{max} и X_{max}^* .

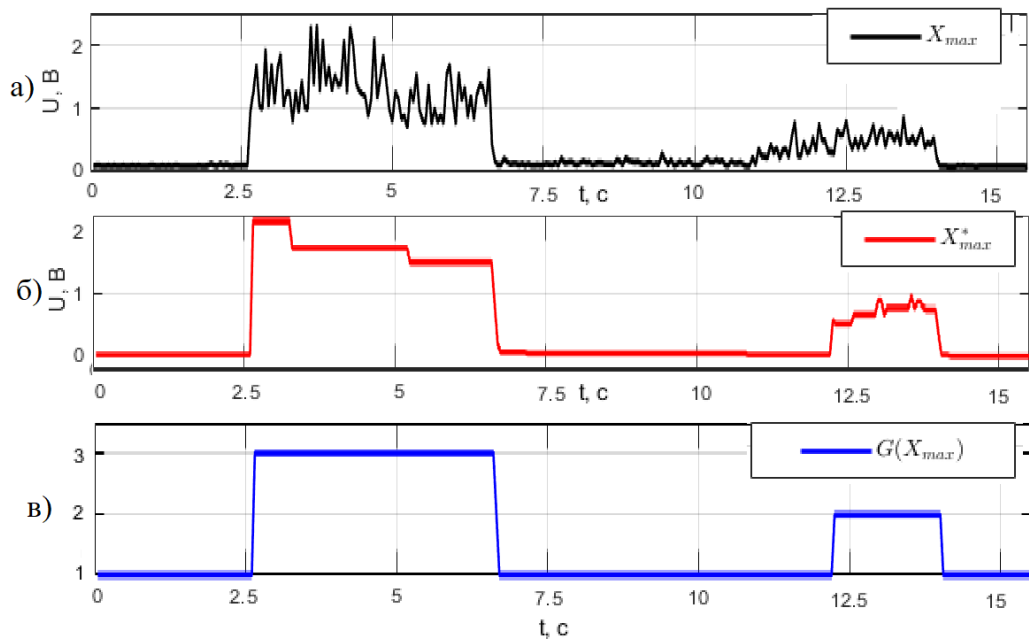


Рис. 2.10. Результат классификации ЭМГ сигнала: а) — значения X_{max} , б) — значения X_{max}^* , в) — функция G после классификации.

скрытом слое. Связи между блоками имеют соответствующий вес W ; каждая единица скрытого слоя аналогичным образом связана с нейронами следующего слоя, будь то скрытый слой или выходной блок. Блоки ввода хранят одно и то же значение для каждого ввода. Скрытые и выходные узлы имеют передаточную функцию $F(\alpha)$, где $\alpha = \sum_{j=1}^n \omega_j a_j$ — общий нейронный ввод, a_i — i -й вход, а ω_i — его вес. Наиболее часто используемые передаточные функции:

1. Логарифмическая сигмоида.

$$f_{log}(s) = \frac{1}{1 + e^{-\beta s}}. \quad (2.6)$$

2. Гиперболическая тангенциальная сигмоида

$$f_{tan}(s) = \frac{e^{\beta s} - e^{-\beta s}}{e^{\beta s} + e^{-\beta s}}. \quad (2.7)$$

Для обучения нейросети применяется метод обратного распространения ошибки [67].

Стоит заметить, что в работе рассматривается два каскадно связанных многослойных персептрона. Оба они имеют один слой с передаточными функциями

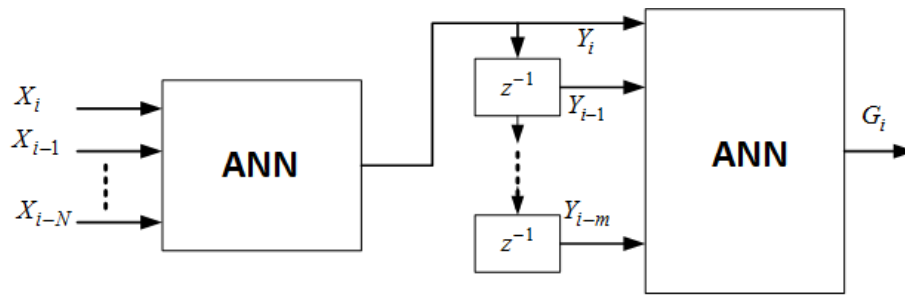


Рис. 2.11. Структура нейронной сети для классификации ЭМГ сигнала.

сигмоида гиперболического тангенса. Второй перцептрон необходим для уменьшения ложных срабатываний классификатора. Фактически вторая нейронная сеть является фильтром. Общая структура сети изображена на рис. 2.11. Здесь X_i — измерение ЭМГ сигнала, z^{-1} — оператор временной задержки, Y_i — выход предварительного классификатора, G_i — функция ответа, N и m — количество наблюдений X_i и Y_i соответственно. Очевидно, что увеличение значений N и m с одной стороны повышает надежность и устойчивость классификатора, но с другой стороны снижает скорость отклика. Следовательно, мы можем сформулировать задачу оптимизации следующим образом:

Найти $(N^*, m^*) = \min(N, m)$, которые обеспечивают ответ G_i с высокой точностью и с минимальной временной задержкой.

Решение этой задачи оптимизации может обеспечить максимальную скорость отклика классификатора. Оптимальные значения можно найти эвристически в процессе обучения. Для рассматриваемого случая были выбраны значения равные $N^* = 40$ и $m^* = 4$. Нейронные сети имеют 15 и 10 нейронов на каждом слое соответственно. Результат распознавания ЭМГ-сигнала изображен на рис. 2.12.

Для сравнения обоих описанных методов на рис. 2.13 приводится график результатов классификации. Автономное моделирование искусственной нейронной сети с использованием Matlab показывает, что классификатор на основе нейронных сетей имеет переменную задержку, тогда как классификатор на ос-

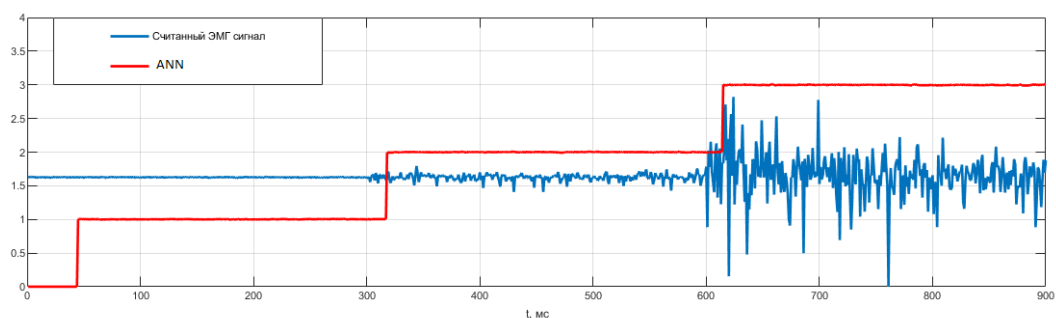


Рис. 2.12. Классификация сигнала с использованием нейронной сети.

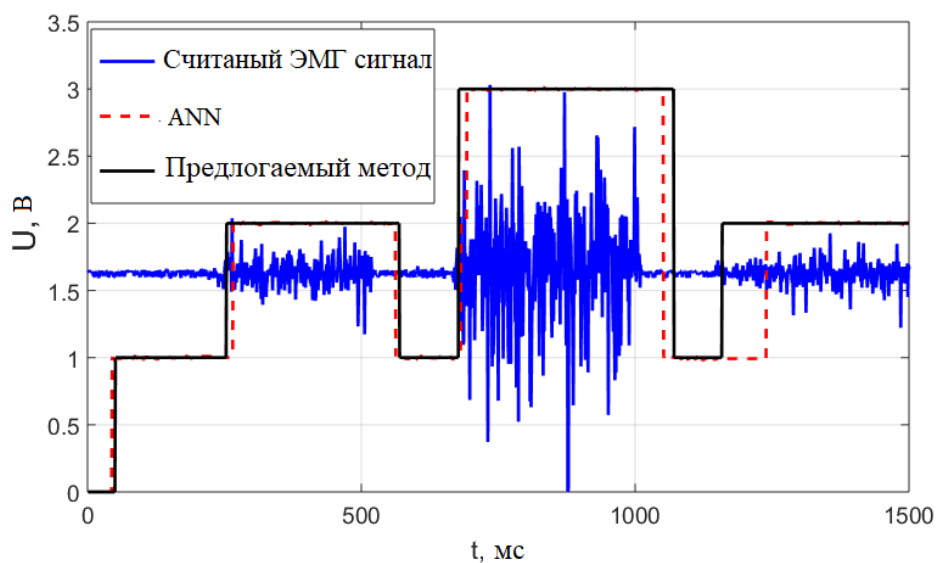


Рис. 2.13. Сравнительный анализ классификации ЭМГ сигнала двумя методами.

нове оконно-амплитудного метода обеспечивает постоянную задержку 100 мс. В момент времени 1100 мс происходит мышечное действие. Однако нейронный классификатор не определяет это действие должным образом. Оконно-амплитудный метод в данном эксперименте является предпочтительным, так как имеет постоянную задержку при распознавании действий, что является более удобным для человека.

2.4. Экспериментальное исследование метода

В данном разделе приведены результаты статистических исследований оконно-амплитудного метода классификации ЭМГ сигнала. Приводятся результаты экспериментального исследования применимости данного метода классификации. Исследования были проведены на группе людей разной возрастной категории, телосложения, пола, а также людях с ограниченными возможностями.

2.4.1. Протокол эксперимента

Сигналы ЭМГ регистрировались с левого и правого предплечья у 28 человек с частотой дискретизации 1 кГц. Испытуемые со здоровыми конечностями (21 мужчина и 7 женщин) в возрасте 20–55 лет разного соматического типа. Каждый участник приглашался в комнату с постоянной температурой 21°C и относительной влажностью 50%. Вокруг участника эксперимента была установлена разная оргтехника: принтер, ноутбук, блоки питания, сетевые переключатели и т.д. таким образом, естественные магнитные поля, окружающие человека в повседневной жизни, не были искусственно занижены. После вводного инструктажа и получения согласия на эксперимент участник садился на офисный стул, приняв наиболее удобную позу. Перед сбором данных каждому участнику было предложено выполнить разминочные упражнения с эспандером «Фортиус» твердостью 10 кг в течение 30–45 с. Предплечье испытуемого обрабатывалось специальным антисептиком для обезжиривания и повышения проводимости поверхности кожи. Далее производилась установка ЭМГ датчиков непосредственно на подготовленное место предплечья. Пять датчиков были установлены в определенных местах, предположительно в зоне максимальной мышечной активности согласно схеме на рис. [2.1](#). Затем испытуемому было предложено полностью сжать эспандер. В момент сжатия эспандера лаборант проверял активность сигнала ЭМГ, и при необходимости переустанавливал датчик.

После успешной установки датчиков испытуемому был передан ручной ди-

намометр с индикацией силы сжатия. Лаборант просил с максимальным усилием сжать ручной динамометр. Динамометр, используемый в эксперименте, имеет максимальную измеряемую нагрузку 90 кг и индикаторный дисплей. Поскольку сила мышц у каждого испытуемого разная, лаборант попросил участника сжать динамометр каждым пальцем как можно сильнее и зафиксировать положение на 5 с. Эту операцию выполняли по 5 раз на каждом пальце. Среднее значение считалось и принималось за максимальное усилие. После этого пороговые значения для частично и полностью напряженной мышцы выбираются равными 30% и 60% от максимальной силы соответственно.

2.4.2. Обучение и настройка параметров a_i и b_i

Поскольку каждое значение a_i и b_i определяется индивидуально для каждого участника, этап обучения ведется следующим образом. Лаборант просил каждого испытуемого выполнить последовательность действий:

1. первые 7 секунд держать руку в расслабленном состоянии, без приложения усилия к динамометру;
2. в интервале времени 8–14 с каждый палец был частично сжат, так чтобы визуально динамометр отображал около 30% относительно максимального усилия пальца;
3. в интервале времени 15–21 с испытуемый сжимает палец так, чтобы динамометр показывает около 60% относительно максимального усилия пальца.

Этот тест проводился 5 раз с каждым испытуемым, чтобы минимизировать ошибки времени перехода. Данные транслируются через СОМ-порт микроконтроллера Arduino nano. Обработка данных осуществлялась с помощью программного обеспечения Matlab. Пороговые значения a_i и b_i определялись

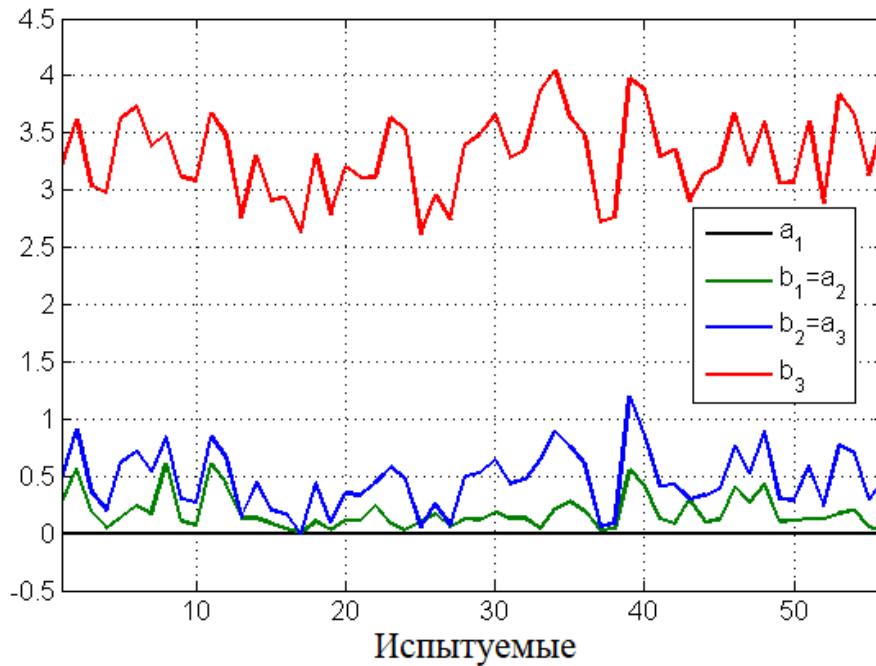


Рис. 2.14. Целевые значения пороговых величин a_i и b_i для испытуемых.

согласно (2.4). Результаты настройки для каждого участника представлены на рис. 2.14.

2.4.3. Эксперимент и статистические исследования

Значения a_i и b_i , определенные на предыдущем шаге, были сохранены в микроконтроллере Arduino nano для каждого участника. Лаборант попросил участника выполнить определенные действия. Усилие, выполняемое во время каждого действия, контролировалось посредством ручного динамометра, чтобы зафиксировать тип действия. Затем производилась классификация ЭМГ сигнала с помощью оконно-амплитудного алгоритма. Полученные результаты сравнивались с результатами, записанными лаборантом с динамометра в ходе эксперимента, после чего рассчитывались ошибки идентификации по формуле

$$\epsilon = \frac{N_i^w}{N_i^{all}} 100\%, \quad (2.8)$$

где N_i^w — количество ложных срабатываний, N_i^{all} — количество всех резуль-

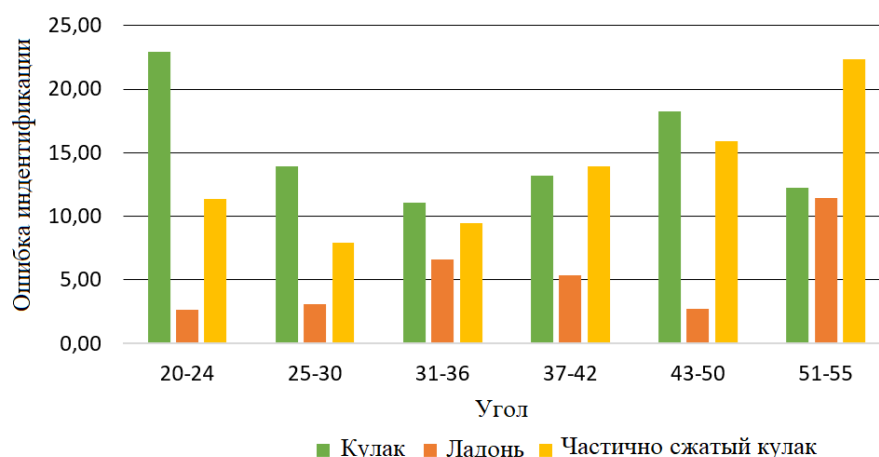


Рис. 2.15. Средняя ошибка идентификации в разных возрастных группах.

татов классификации, полученных от i -го участника. Статистическая проверка, такая как средняя ошибка идентификации, средняя ошибка и разброс, были получены с использованием Matlab. Диаграмма средней ошибки изображена на рис. 2.15.

В этом эксперименте средние значения ошибки для всех участников составляют 4.8%, 13.8% и 15.1% для расслабленных мышц, наполовину напряженных мышц и полностью напряженных мышц соответственно. Однако в некоторых индивидуальных случаях эта ошибка может достигать до 25% для каждого типа мышечной активности. Подробные графики представлены на рис. 2.16.

Для сравнения эффективности разработанного оконно-амплитудного метода, рассмотрим методы классификации ЭМГ сигналов, описанные в главе 1. Все данные полученные в процессе эксперимента были идентифицированы с помощью частотно-временного и нейросетевого классификаторов. Временной классификатор подразумевал подсчет RMS, AAC и SSC. Функция G_{TF} рассчитывается на основе трех критериев с использованием пороговой функции.

$$G_{TF} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \oplus \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \oplus \sum_{i=2}^{N-1} [f[(x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1})]], \quad (2.9)$$

где f считается по формуле (1.19), $N = 150$ (количество измерений сигнала, что

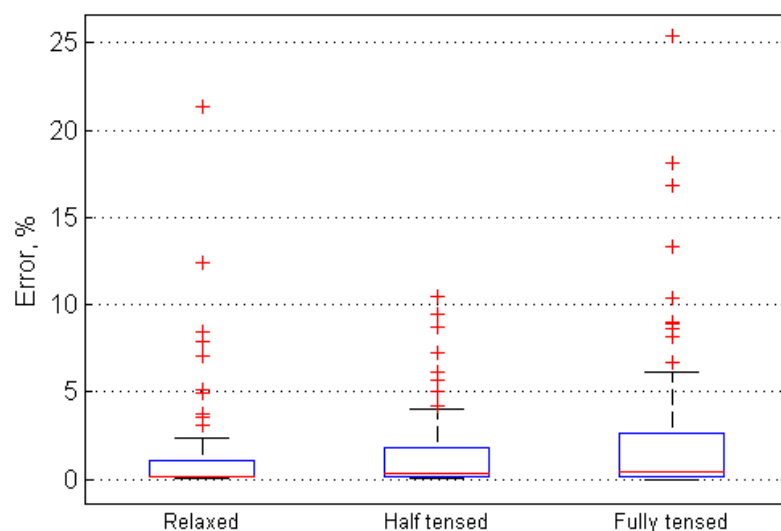


Рис. 2.16. Статистическая проверка ошибки идентификации.

Таблица 2.1. Точность методов при обработке ЭМГ сигнала.

Функции	Средняя точность классификации, %
G_{TF}	$76 \pm 5\%$
ANN	$85 \pm 7\%$
Амплитудный метод	$86 \pm 7\%$

соответствует промежутку 150 мс.), x_i — сигнал ЭМГ в i -й момент времени.

Далее G_{TF} сравнивалась с пороговыми значениями и принималось решение о принадлежности к классу напряженности мышцы.

В таблице [2.1](#) показаны результаты классификации всех трех методов. Можно сделать вывод, что предложенный оконно-амплитудный метод по точности не уступает рассмотренным аналогам.



Рис. 2.17. Схема подключения ЭМГ датчиков.

2.4.4. Применение оконно-амплитудного алгоритма в протезировании верхних конечностей

Возможности использования оконно-амплитудного метода распознавания мышечной активности были исследованы на мужчине 19 лет с врожденными нарушениями опорно-двигательного аппарата. Четыре датчика были установлены на следующих мышцах: локтевом сгибателе запястья, длинном лучевом сгибателе запястья, лучевом сгибателе запястья и плечевой мышце. Схема установки представлена на рис. 2.17. Для определения пороговых значений a_i и b_i выполнялась следующая процедура. Датчики ЭМГ были установлены на неповрежденной конечности участника для сравнения мышечного тонуса травмированной конечности. После этого были выбраны приблизительные границы для a_i и b_i . Затем эмпирически с помощью участника подбирали силу сигнала мышц травмированной конечности. После этого были найдены окончательные пороговые значения a_i и b_i . Пример распознавания мышечной активности для лучевого сгибателя запястья с обработанным ЭМГ сигналом показан на рис. 2.18. Средняя ошибка распознавания составляет 8,43% для расслабленных мышц, 16,10% для полу напряженных мышц и 5,21% для полностью напряженных мышц.

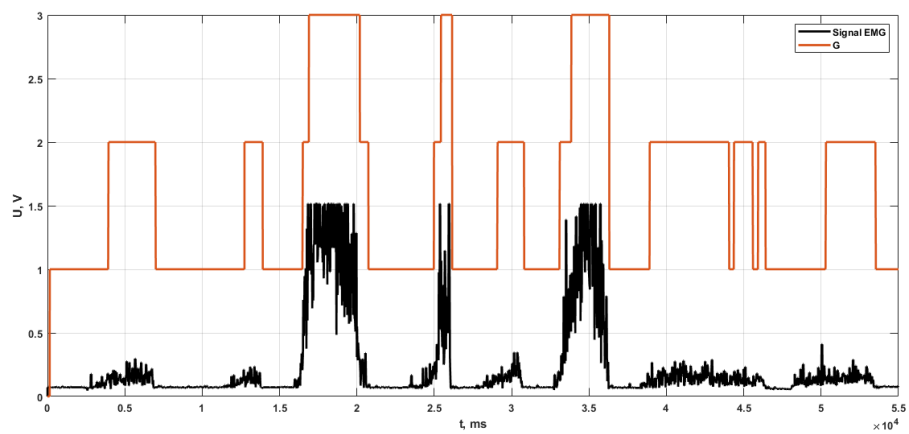


Рис. 2.18. Результаты классификации ЭМГ сигнала.

Выводы к главе 2

В данной главе был разработан оконно-амплитудный алгоритм классификации мышечной активности в режиме реального времени. Описан процесс считывания ЭМГ сигнала и приведены графики, где визуализирован сигнал ЭМГ. Было показано, что распознавание мышечной активности с использованием разработанного алгоритма имеет высокую степень точность и низкую вычислительную сложность. Разработанный алгоритм, подобно нейросетевым методам распознавания движения, имеет процедуру обучения. Данная процедура заключается в предварительной настройке пороговых функций для определения диапазонов типа движения. Данное обучение также производится по тестовым сигналам и под контролем ассистента. Было проведено сравнение результатов классификации оконно-амплитудным алгоритмом и с использованием искусственных нейронных сетей. Приводится сравнительный анализ качества распознавания мышечной активности в сравнении с некоторыми существующими аналогами. Экспериментальные результаты, описанные в главе, показывают, что оконно-амплитудный алгоритм может быть использован на людях вне зависимости от возраста, телосложения и пола.

Глава 3. Повышение надежности оконно-амплитудного алгоритма классификации ЭМГ сигнала

В последние десятилетия, и особенно в последние годы, было приложено много усилий для реализации эффективных алгоритмов управления, основанных на обработке электромиографических сигналов [86]. Основная сложность классификации ЭМГ сигнала заключается в том, что статистические свойства сигнала ЭМГ меняются со временем. Это приводит к тому, что системы управления становятся нестабильными или трудными в использовании по прошествии определенного периода времени [79]. На практике очень важно максимизировать эффективность классификации ЭМГ. Для этого необходимо оценить состояние конечного пользователя, наблюдая за состоянием кожи, тканей, анатомией скелета, силой и активностью мышц, а также диапазоном движений. Также немаловажным фактором является контроль формы, амплитуды, частоты сигнала. Только после полного изучения пользователя можно спроектировать систему для корректного приема и распознавания сигнала ЭМГ.

Высокая чувствительность датчиков ЭМГ к внешним воздействиям и другим факторам не позволяют точно распознавать мышечную активность. Такие факторы исследуются в [54]. Среди них:

1. Мышечная усталость во время работы [24, 116].
2. Потовыделение кожи.
3. Неисправность датчика.

4. Смещение чувствительных элементов [18, 108, 90].

Такие факторы, как мышечная усталость и потовыделение, могут привести к неправильному распознаванию мышечной активности. Исследователи утверждают, что скопление пота под датчиком приводит к уменьшению амплитуды и фильтрации высокочастотных составляющих [104, 47]. Однако мало что известно о количестве пота, при превышении которого могут возникнуть эти и другие проблемы.

Многие авторы также изучают влияние мышечной усталости на качество классификации ЭМГ сигнала. В [101] говорится, что при мышечной усталости изменяется как амплитуда, так и частота сигнала ЭМГ. Было обнаружено, что мышечная усталость обычно количественно определяется как уменьшение максимальной мышечной силы или мощности, что приводит к различным изменениям сигналов от электродов ЭМГ с течением времени [33]. Для оценки мышечной усталости были изучены различные подходы, такие как вейвлет-преобразование [20, 11], количество пересечений нуля [64] и коэффициенты авторегрессии [8]. Важно отметить, что идентификация мышечной усталости обычно проводится в частотной области. Это связано со смещением спектра ЭМГ в сторону более низких частот [54].

Целью данной главы является разработка методов и алгоритмов повышения надежности оконно-амплитудного метода распознавания мышечной активности с учетом воздействия внешних возмущений, описанных выше. Результаты, описанные ниже в данной главе, опубликованы в работах [2, 108, 109, 113]

3.1. Экспериментальное исследование факторов, влияющих на классификацию

Проведем исследование внешних возмущающих факторов на качество классификации ЭМГ сигнала с помощью оконно-амплитудного метода. Рассмотрим

их подробнее.

3.1.1. Мышечная усталость.

Термин «мышечная усталость» используется для описания временного снижения физической способности выполнять движения. Несколько исследователей изучают влияние мышечной усталости, используя характеристики сигнала ЭМГ во временной или частотной области, такие как максимальная амплитуда или спектральная плотность мощности [11]. Было приложено много усилий, чтобы определить уровень утомляемости. Чтобы смягчить последствия утомления, исследования сосредоточены на сборе данных с разных уровней утомляемости и их общем анализе. Это требует записи большего количества данных, чем простой случай классификации, и создает другие вычислительные требования к системе. Разработанный выше оконно-амплитудный метод также может терять эффективность вследствие мышечной усталости. 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 сигнала. Наибольший интерес представляли собой состояния частично утомленных и полностью утомленных мышц. График ЭМГ сигналов для различных состояний мышц изображены на рис. 3.1.

На рис. 3.2 показан необработанный сигнал ЭМГ в увеличенном масштабе. Видно различие между двумя состояниями: отдохнувшей мышцей и полностью уставшей мышцей. Оба сигнала указывают на одни и те же физические состояния исследуемой мышцы. Заметно, что в канале появляются шумы и снижается амплитуда сигнала по мере накопления усталости. Однако можно также сделать вывод, что шумы незначительны и ими можно пренебречь в условиях частичной усталости. Среднеквадратичное значение (RMS) также не сильно от-

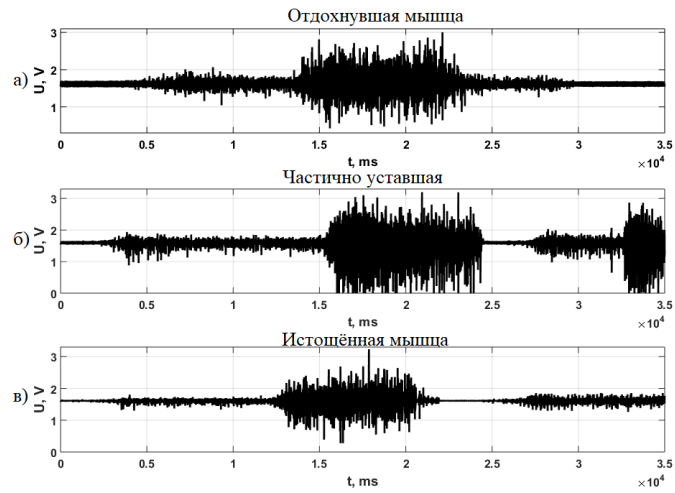


Рис. 3.1. Графики ЭМГ при усталости мышц: а) отдохнувшая мышца; б) частично истощенная мышца; в) полностью истощенная мышца.

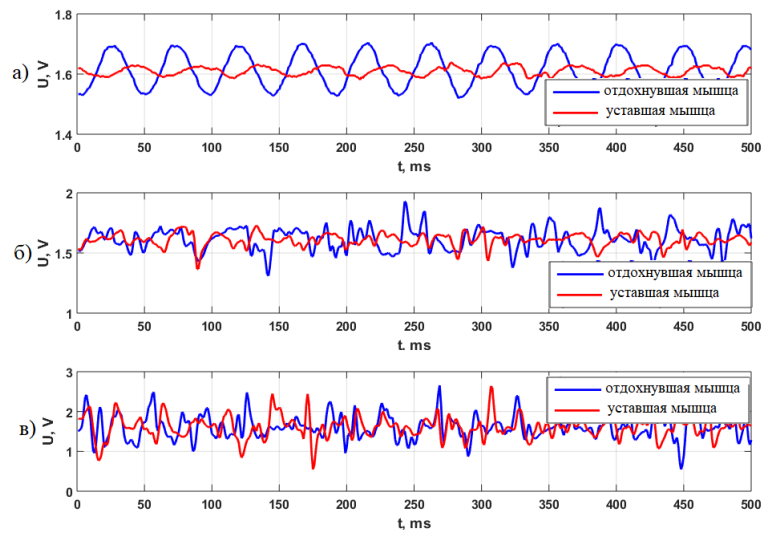


Рис. 3.2. Графики ЭМГ для отдохнувшей и истощенной мышц: а) — расслабленная мышца, б) — частично напряженная мышца, в) — полностью напряженная мышца.

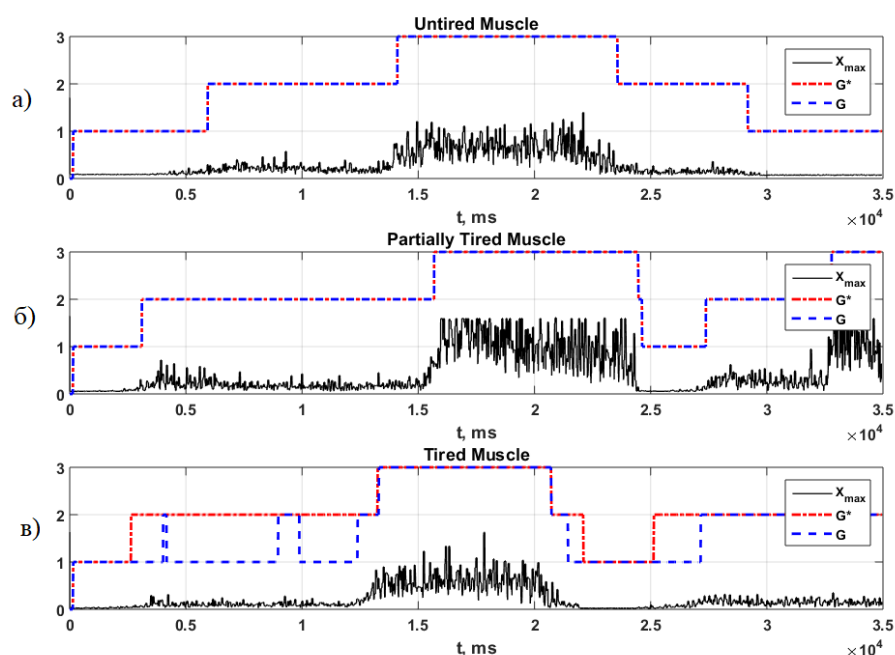


Рис. 3.3. Результаты классификации при усталости мышц: а) — отдохнувшая мышца, б) — частично истощенная мышца, в) — полностью истощенная мышца.

личается. То же самое и с количеством пересечений нуля (относительно уровня 1.5 В). Однако количество изменений знака функции и ее амплитуда существенно различаются из-за появления шума.

Следует отметить, что наилучшая точность распознавания достигается только тогда, когда мышцы не утомлены. Частично утомленные мышцы также обеспечивают удовлетворительное распознавание. Однако невозможно правильно распознать активность полностью уставшей мышцы. На рис. 3.3 изображены G^* — корректно классифицированный сигнал и G — это сигнал, классифицированный оконно-амплитудным алгоритмом. Можно сделать вывод, что почти в 50% случаев состояние полупряженной уставшей мышцы распознается неверно.

3.1.2. Потовыделение

Теперь проверим, как будет себя вести система, если во время работы место размещения чувствительного элемента покроется потом. Для этого был постав-

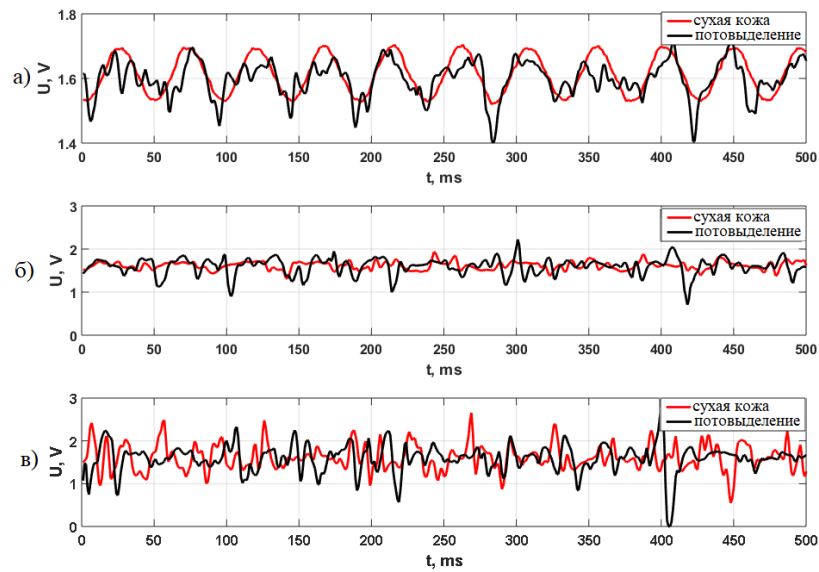


Рис. 3.4. Сравнение формы волны с потоотделением: а) — мышца расслаблена, б) — мышца частично напряжена, в) — мышца полностью напряжена.

лен следующий эксперимент. Испытуемого одели в повседневную одежду. Рука, на которой были установлены ЭМГ датчики, обернули в целлофановый пакет. В комнате, где проводился эксперимент, искусственно подняли температуру до $28\text{ }^{\circ}\text{C}$, тем самым создавая условия для потоотделения. Далее испытуемый выполнял серию физических упражнений. В момент, когда визуально просматривался пот на предплечье была произведена запись ЭМГ сигнала для каждого класса активности мышцы. Результат измерения можно увидеть на рис. 3.4

На рис. 3.4 показано, что сигнал ЭМГ сильно искажен. В частности, уменьшилась амплитуда и увеличилось количество смен знака сигнала. RMS практически не изменился. Однако количество пересечений нуля (относительно величины 1.5 В) увеличилось. При такой сильной помехе есть вероятность частого ложного срабатывания оконно-амплитудного алгоритма классификации. Рис. 3.5 иллюстрирует результаты распознавания после потоотделения. Видно, что число ложных срабатываний заметно увеличилось.

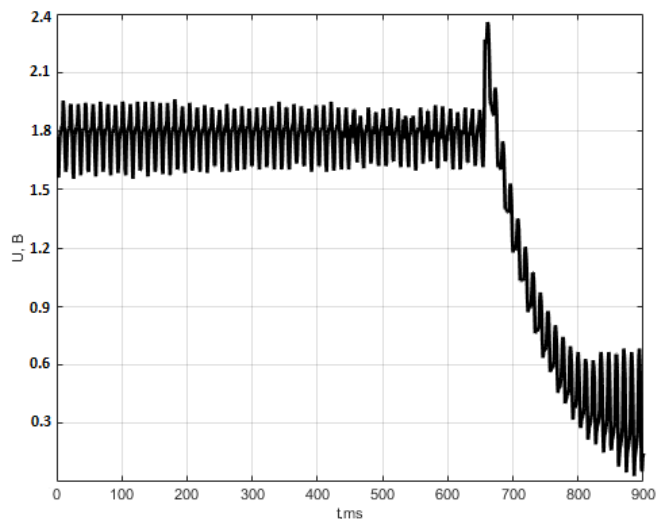


Рис. 3.6. Измерение ЭМГ сигнала при неисправности датчика.

1. правильное расположение датчика;
2. легкое смещение, сигнал искажается незначительно;
3. смещение элемента датчика является критическим, мышечная активность не обнаруживается.

Эксперимент проводился на испытуемом 27 лет. Участника поместили в комнату с постоянной температурой 21°C и относительной влажностью 50%. Вокруг объекта была установлена разная оргтехника: принтер, ноутбук, блоки питания, сетевые переключатели и т.д. таким образом, естественные магнитные поля, окружающие человека в повседневной жизни, не были искусственно занижены. После вводного инструктажа и получения согласия на эксперимент участник сидел на офисный стул, приняв наиболее удобную позу. Далее лаборант устанавливал один ЭМГ датчик на локтевой сгибатель кисти. Данная мышца выбрана ввиду того, что она максимально приближена к кожаной ткани. Далее испытуемому предлагалось расслабить руки. Лаборант, дождавшись стабилизации сигнала, записывал его, затем производил смещение, используя вращательные движения, где ось вращения была перпендикулярна предпле-

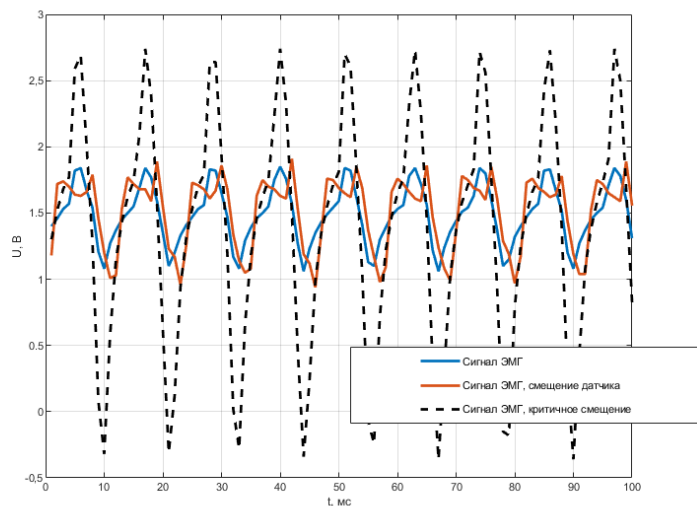


Рис. 3.7. Измерения ЭМГ сигнала при смещении датчика.

чью. Смещение датчика составило порядка 20° , далее лаборант повторял запись сигнала. В конечной фазе эксперимента, испытуемый совершал циклично работу исследуемой мышцей, а лаборант смещал датчик ЭМГ. Когда ЭМГ сигнал перестал показывать активность мышцы, испытуемый прекращал выполнять физические упражнения, а лаборант записывал сигнал ЭМГ. Необработанные сигналы ЭМГ для всех рассматриваемых позиций показаны на рис. 3.7.

В третьем случае амплитуда сигнала значительно увеличилась и датчики ЭМГ не обнаруживали активность. Во втором случае возможны частые ложные срабатывания, что считается некорректной работой алгоритма (см. рис. 3.7).

Таким образом, внешние факторы, такие как потовыделение, усталость или смещение датчика, оказывают существенное негативное влияние на качество классификации ЭМГ сигнала. Следовательно, необходимо поставить и решить задачу повышения надежности классификации ЭМГ сигнала на основе оконно-амплитудного алгоритма. Ниже рассмотрим методы коррекции и повышения надежности классификации ЭМГ сигнала с помощью программных методов.

3.2. Повышение надежности классификации и диагностика отказов датчиков

3.2.1. Адаптивная коррекция при потовыделении и усталости мышцы

Экспериментальные результаты показали, что появление внешних факторов значительно снижает точность классификации ЭМГ сигнала. Поэтому требуется разработать алгоритм, который сможет частично или полностью скомпенсировать влияние внешних факторов. Задача устранения внешних факторов является крайне сложной в условиях эксплуатации алгоритма. В то же время задача компенсации и понижения влияния внешних факторов является не тривиальной, но решаемой. Для повышения точности и надежности было предложено использование коррекции пороговых значений a_i и b_i , чтобы повысить надежность и точность оконно-амплитудного метода.

Предлагается следующая стратегия коррекции граничных значений. Программный код для пересчета новых границ запускается каждые 5 минут в автоматическом режиме без взаимодействия с пользователем. Интервал времени в 5 минут был выбран эмпирически после нескольких экспериментов. Временной интервал может быть изменен индивидуально. Процесс коррекции - это цикл, в ходе которого система проверяет активность пользователя. После инициализации коррекции границ система переключается в режим ожидания и ожидает мышечной активности. После обнаружения активности алгоритм коррекции собирает около 150 измерений для каждого типа мышечной активности. Когда собираются данные по трем типам мышечной активности, выполняется этап коррекции между непрерывными движениями, например, между расслабленной и наполовину напряженной мышцей. Новые границы определяются следующими

соотношениями:

$$\begin{aligned}
 a_1 &= 0, \\
 a_2 = b_1 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{relaxed}} + \sum_{i=1}^N X_i^{\text{half}}}{2N}, \\
 a_3 = b_2 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{half}} + \sum_{i=1}^N X_i^{\text{full}}}{2N}, \\
 b_3 &= \frac{\sum_{i=1}^N X_i^{\text{full}}}{N} + k,
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

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 ($N = 150$), k — коэффициент верхней границы b_3 , который подбирается индивидуально при настройке алгоритма.

Результаты распознавания мышечной активности до и после коррекции приведены в таблице [3.1](#). 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.

Рассмотрим пример работы алгоритма на экспериментальных данных, полученных ранее. Результаты коррекции имеют вид:

$$G = \begin{cases} 1 & \text{если } 0 < X_{max} \leq 0.11, \\ 2 & \text{если } 0.11 < X_{max} \leq 0.42, \\ 3 & \text{если } 0.42 < X_{max} \leq 3.3. \end{cases} \tag{3.2}$$

$$G_{\text{fatig.}}^* = \begin{cases} 1 & \text{если } 0 < X_{max} \leq 0.03, \\ 2 & \text{если } 0.03 < X_{max} \leq 0.3, \\ 3 & \text{если } 0.3 < X_{max} \leq 3. \end{cases} \tag{3.3}$$

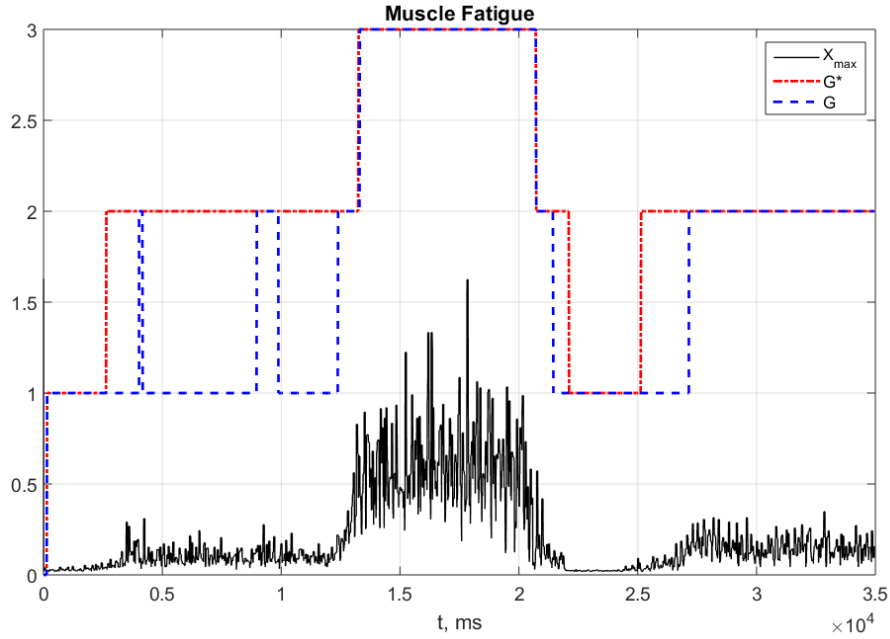


Рис. 3.8. Работа алгоритма после коррекции границ при мышечной усталости.

$$G_{\text{persp.}}^* = \begin{cases} 1 & \text{если } 0 < X_{\text{max}} \leq 0.12, \\ 2 & \text{если } 0.12 < X_{\text{max}} \leq 0.45, \\ 3 & \text{если } 0.45 < X_{\text{max}} \leq 3.5. \end{cases} \quad (3.4)$$

Границы для исходных условий определены в (3.2), скорректированные значения для уставших мышц определены с помощью (3.3), а скорректированные значения для вспотевшей кожи представлены в выражении (3.4).

Можно видеть, что для уставших мышц соответствующие граничные значения меньше исходных, в то время как скорректированные границы для вспотевшей поверхности кожи больше идеальных. Работу алгоритма после коррекции границ можно увидеть на рис. 3.8 и 3.9. Из графиков видно, что предложенная процедура коррекции обеспечивает улучшенное распознавание без существенных сбоев во время работы.

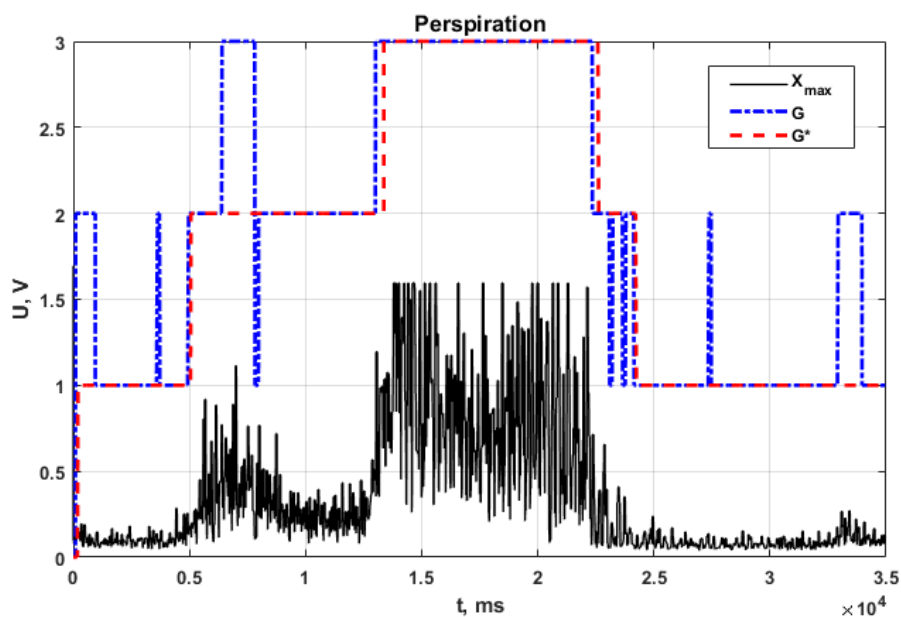


Рис. 3.9. Работа алгоритма после коррекции границ для потовыделения.

3.2.2. Самодиагностика при неисправности и смещении датчика

Для диагностики аппаратных неисправностей датчика была предложена следующая автоматическая процедура. Диагностическая система непрерывно оценивает, находится ли измеренное значение в Δ -слое с порогом $[1, 2.5]$. Если измеренный сигнал выходит за пределы Δ -слоя, система временно прекращает все действия, связанные с этим датчиком. Производится вычисление среднего значения для скользящего окна из 100 отсчетов. Если эти средние значения монотонно убывают, то датчик считается неисправным. Диаграмма среднего значения изображена на рис. 3.10. Дальнейшее мышечное сокращение анализируется за счет оставшихся четырех датчиков, и пользователю отображается номер ошибки. Структурная схема этого алгоритма представлена на рис. 3.11.

Смещение датчика удалось исправить только конструктивно. Алгоритмически чаще всего, при некритичных смещениях ошибку классификации исправляет корректировка a_i и b_i .

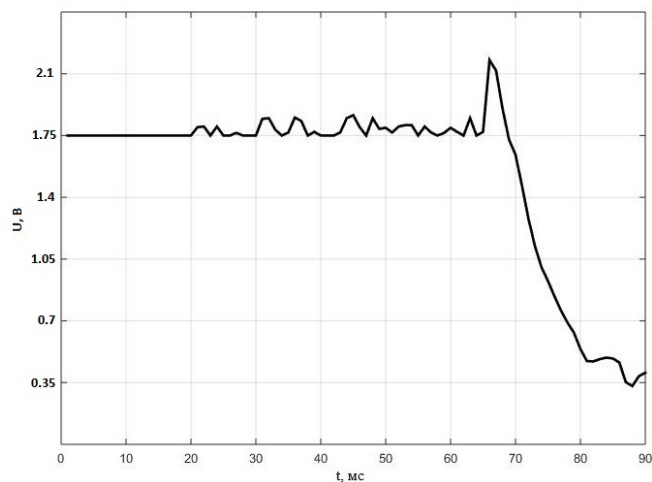


Рис. 3.10. Диаграмма при наличии неисправности датчика ЭМГ.

Таблица 3.1. 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

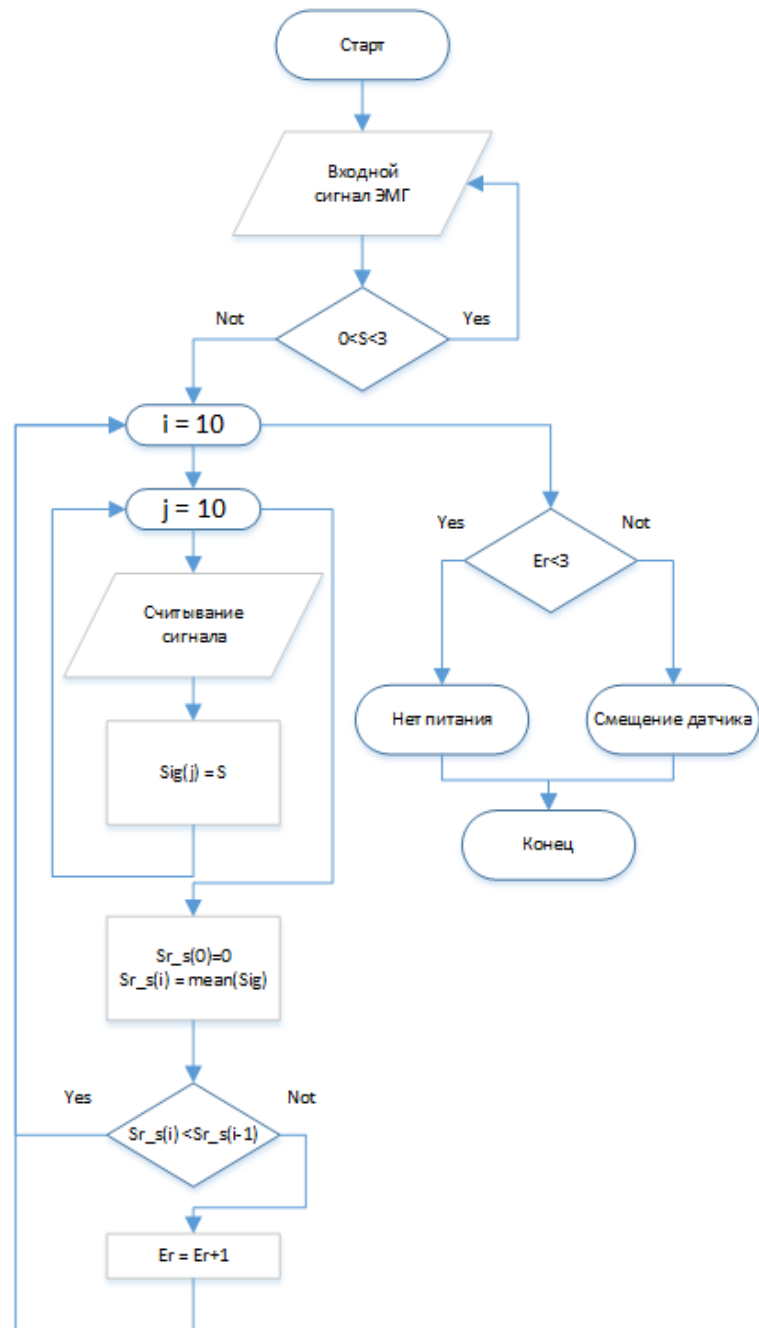


Рис. 3.11. Алгоритм обнаружения неисправности датчика ЭМГ.

Выводы к главе 3

В этой главе были рассмотрены основные факторы, влияющие на качество работы оконно-амплитудного метода классификации ЭМГ сигнала. Были исследованы следующие внешние факторы: мышечная усталость, потовыделение, смещение и отключение датчиков. Экспериментальные результаты показали, что воздействие внешних факторов среды существенным образом влияет на качество распознавания мышечной активности на основе ЭМГ сигналов. Так, усталость мышц может снизить наихудшую точность классификации до 50%. Таким образом, была поставлена и решена задача повышения точности классификации ЭМГ сигнала с использованием метода подстройки пороговых значений оконно-амплитудного алгоритма. Наряду с этим были рассмотрены и решены задачи детектирования сбоев в ЭМГ датчиках. Была предложена процедура самодиагностики отказов датчиков, способная работать в фоновом режиме в реальном времени на простом микроконтроллере. Результаты экспериментов, представленные в главе показали эффективность предложенных решений.

Глава 4. Применение алгоритма для управления пятизахватным механизмом.

Разработанный выше оконно-амплитудный алгоритм продемонстрировал высокое качество и надежность работы при классификации сигналов ЭМГ, снятых с поверхности предплечья. Так как целью разработки алгоритма является его возможность реализации в режиме реального времени для управления механическими системами, в том числе и захватными механизмами, то практическая реализация алгоритма может выявить различные проблемы, влияющие на качество и надежность распознавания. Так, использование некоторых методов машинного обучения в распознавании жестов показывает существенное падение точности классификации в реальном времени в сравнении с лабораторными испытаниями [100]. Таким образом, возникает целый ряд практических задач, требующих своей реализации. Перечислим эти задачи:

1. Разработка электронной схемы устройства с учетом требований к микроконтроллеру.
2. Задача позиционирования элементов захватного устройства в зависимости от классифицированного сигнала.
3. Практическая апробация алгоритма с одновременно включенными пятью датчиками ЭМГ.

Все эти задачи решаются ниже для описанного в первой главе захватного устройства. Результаты, изложенные в настоящей главе, были опубликованы в работах [3, 4, 110, 111, 112, 114].

Таблица 4.1. Характеристики серводвигателя.

Модель	DHV56MG
Напряжение работы	DC 4.8 – 7.4 В
Ток потребления	DC до 1 А
Скорость работы (4.8 В)	0.14 сек/ 60°
Скорость работы (6 В)	0.12 сек/ 60°
Скорость работы (7.4 В)	0.1 сек/ 60°
Момент (4.8 В)	0.85 кг*см
Момент (6 В)	1.05 кг*см
Момент (7.4 В)	1.2 кг*см
Размеры	19.8 × 8.2 × 21.5 мм

4.1. Описание электронных компонентов захватного механизма.

Электронные компоненты захватного устройства включают в себя ЭМГ датчик DF Robotics, который был подробно описан во второй главе, сервоприводы и электронную плату с микроконтроллером. Для позиционирования пальцев захватного устройства, были выбраны сервоприводы марки DHV56MG. Спецификация сервопривода отображается в таблице [4.1](#).

Электронный аппаратный блок управляется Arduino Nano (см. рис. [4.1](#)). Особенностью такой миниатюрной платы является то, что на ней нет внешнего разъема питания, но вместо этого ее можно легко подключить непосредственно

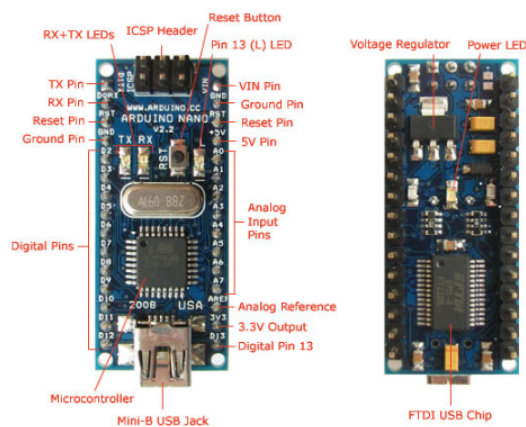


Рис. 4.1. Плата Arduino nano

к контактным системам питания. Плата использует микросхему FTDI FT232RL для последовательного преобразования USB и использует кабель mini-USB для связи с Arduino вместо стандартного. Связь с различными устройствами обеспечивается интерфейсами UART, I2C и SPI.

По спецификации, изложенной в таблице [4.1](#), ясно, что ток потребления может достигать 1 А. При работе всего механизма ток потребления может достигать 6 А, к тому же пусковые токи значительно выше. Такое потребление тока может привести к нестабильной работе микроконтроллера и увеличению шума в каналах ЭМГ. Чтобы избежать этой проблемы, источники питания сервоприводов и микроконтроллера спроектированы независимо. Схема подключения питания изображена на рис. [4.2](#).

4.2. Решение задач кинематики для пятизахватного механизма

Для того, чтобы определить зависимости положений пальцев захватного устройства от углов поворота сервоприводов, необходимо решить кинематические задачи. В робототехнике традиционно рассматриваются две основные задачи кинематики: прямая и обратная. Для исследования кинематики нашего механизма необходимо решить данные задачи.

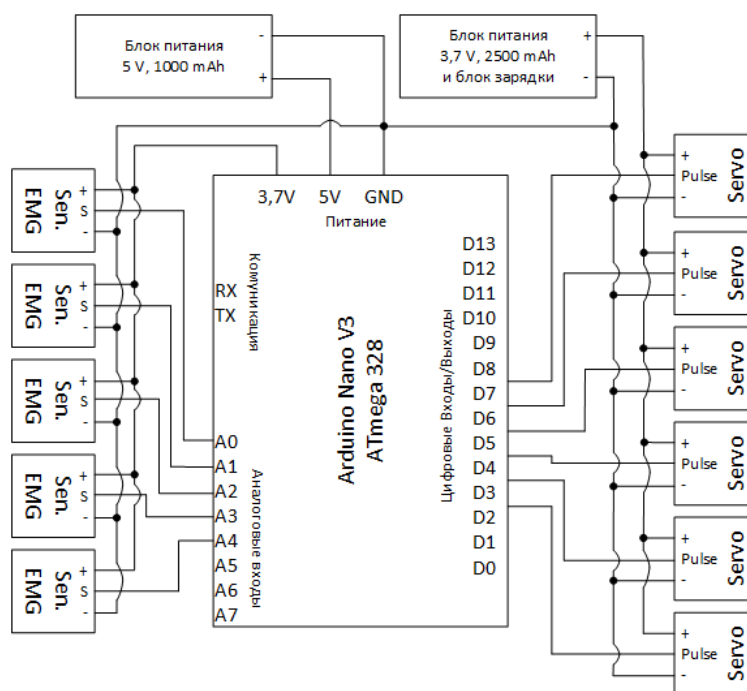


Рис. 4.2. Схема подключения питания

1. Прямая задача кинематики — это вычисление положения (X, Y, Z) рабочего органа механизма по его кинематической схеме и по заданной ориентации (Q_1, Q_2, \dots, Q_n) его звеньев (n — число степеней свободы механизма, Q — углы поворота).
2. Обратная задача кинематики — это вычисление углов (Q_1, Q_2, \dots, Q_n) по заданному положению (X, Y, Z) рабочего органа и опять же известной схеме его кинематики.

Таким образом, решение прямой задачи дает ответ на вопрос, где будет находиться рабочий орган механизма, при заданных углах его суставов, а обратная задача, наоборот, говорит, как нужно расположить сочленения механизма, чтобы его рабочий орган оказался в заданном положении.

Так как все пальцы пятизахватного механизма аналогичны по конструкции, то для решения кинематических задач достаточно решить данные задачи для одного пальца. В рассматриваемом случае наибольшую значимость представляет обратная задача кинематики, так как при реализации алгоритмов управ-

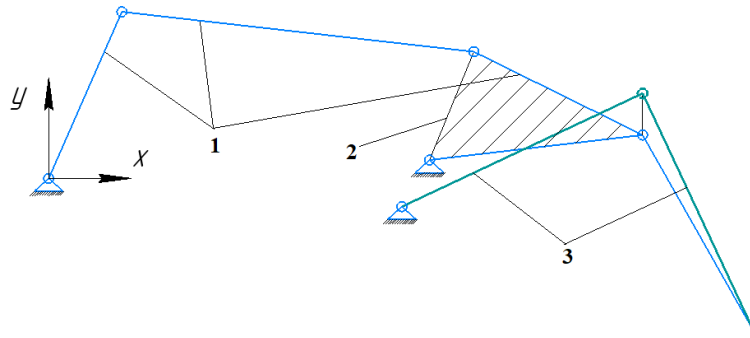


Рис. 4.3. Кинематическая схема механизма. 1 — Сочленения 4-х звенного механизма, 2 — жесткая связь 3-го и 4-го звена с неподвижным основанием, 3 — связь 4-го звена с неподвижным основанием

ления меняется только угол ведущего звена, то есть необходимо понимать, как будет меняться положение конца пальца в зависимости от значения угла при ведущем звене. Стоит отметить, что диапазон движения ведущего звена, с учетом всех ограничений нашей конструкции, примерно 75° (от 35° до 110°). Кинематическая схема механизма представлена на рис. [4.3](#).

Из кинематической схемы видно, что весь механизм будет двигаться в плоскости перпендикулярной оси Z , то есть в плоскости XU . Механизм состоит из трех связанных между собой механизмов: один четырехзвенный и два двухзвенных. Двухзвенные механизмы необходимы для того, чтобы ограничивать основной четырехзвенный механизм, задавая тем самым единственную траекторию движения всего механизма.

Особенностью конструкции является то, что третье звено первого механизма имеет жесткую связь с первым звеном второго (двухзвенного) механизма. Связь показана тонкой черной линией. Она образует треугольник, углы которого не меняются, в зависимости от положения механизма. Для наглядности, этот треугольник на 3D модели продемонстрирован на рис. [4.4](#).

Третий механизм (зеленая толстая линия см. рис. [4.5](#)) приходит в ту же точку, что и два других, но под другим углом, значение которого постоянно в любом положении всего механизма. Кинематические схемы всех трех меха-

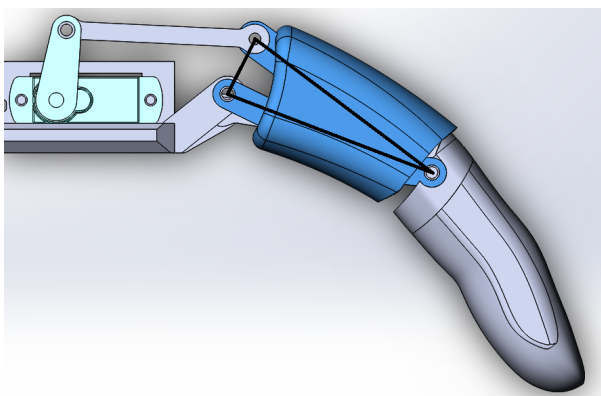


Рис. 4.4. Кинематическая схема захватного механизма

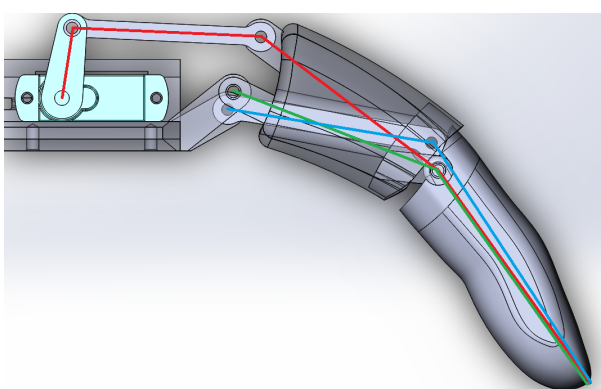


Рис. 4.5. Кинематическая схема механизма

низмов показаны на рис. [4.5](#), где красным цветом обозначен четырехзвенный механизм; зеленым цветом — первый двухзвенный механизм; синим — второй двухзвенный механизм.

4.2.1. Решение прямой задачи кинематики

Известно, что все три механизма, из которых состоит механизм приходят в одну точку, следовательно, необходимо решить прямую задачу для одного механизма (результаты двух других будут такими же). Кинематическая схема механизма для решения прямой задачи кинематики приведена на рис. [4.6](#).

Были получены следующие результаты:

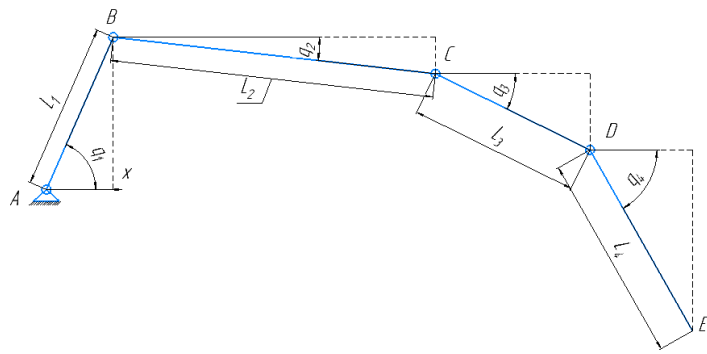


Рис. 4.6. Кинематическая схема механизма для решения ПЗК.

1. Позиция по координате x рассчитывается по формуле:

$$x = L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(q_2) + L_3 \cos(q_3) + L_4 \cos(q_4) \quad (4.1)$$

где L_1, L_2, L_3, L_4 — длины соответствующих звеньев механизма. Углы q_1, q_2, q_3, q_4 показывают поворот соответствующих звеньев вокруг оси Z . $L_1 \cos(q_1)$ — координата X точки B . $L_2 \cos(q_2)$ показывает смещение по оси точки C относительно точки B . $L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(q_2)$ — координата точки C . $L_3 \cos(q_3)$ показывает смещение по оси точки D относительно точки C . Следовательно, $L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(-q_2) + L_3 \cos(q_3)$ — координата точки D . По такому же принципу, $L_4 \cos(q_4)$ показывает смещение по оси точки E (конца пальца) относительно точки D . Соответственно, чтобы найти координату конца механизма (точки E) необходимо к координате точки D ($L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(q_2) + L_3 \cos(q_3)$) прибавить соответствующее смещение $L_4 \cos(q_4)$.

2. Позиция по координате y рассчитывается по формуле:

$$y = L_1 \sin(q_1) + L_2 \sin(-q_2) + L_3 \sin(-q_3) + L_4 \sin(-q_4). \quad (4.2)$$

4.2.2. Решение обратной задачи кинематики

Движение пальца осуществляется за счет изменения положения ведущего звена, подключенного к сервоприводу. Поскольку угол, на который должен по-

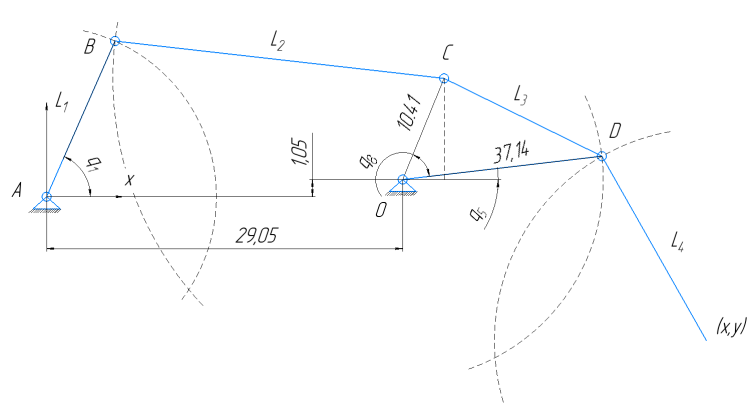


Рис. 4.7. Кинематическая схема механизма для решения ОЗК.

вернуться сервопривод, будет задаваться управляющим устройством, значение угла при ведущем звене — величина известная. С помощью обратной задачи кинематики найдем зависимость между значением угла при ведущем звене и положением конца пальца механизма.

Первый и второй механизмы имеют жесткую связь в проксимальной фаланге, поэтому при расчете обратной задачи можно не принимать в расчет третий механизм. Кинематическая схема механизма при расчете обратной задачи кинематики будет выглядеть следующим образом (см. рис. 4.7).

Обратная задача кинематики была решена геометрическим методом и посчитана в пакете Matlab. По условию задачи нам известны: координаты конца механизма x и y ; длины всех звеньев механизма; смещение начала координат второго механизма относительно начала координат первого 29,05 мм по оси x и 1,05 мм по оси y . Поскольку первый и второй механизмы имеют жесткую связь, параметры треугольника OCD остаются неизменными в любом положении механизма: $OD = 37,14$ мм; $OC = 10,41$ мм, $CD = L_3$ мм.

1. Поиск координат смещения точки D . Из условия задачи нам известно расстояние от конца механизма до точки D - оно равно длине четвертого звена L_4 , а также расстояние от начала второго механизма т. O до точки $D - OD = 37,14$. Для того чтобы найти положение точки D , проведем окружности две окружности с радиусами OD и L_4 из точки O и точ-

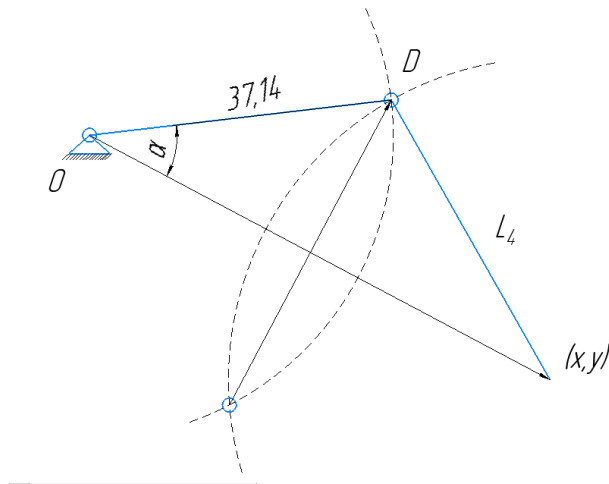


Рис. 4.8. Кинематическая схема механизма для решения ОЗК для точки D .

ки конца механизма соответственно. Данные окружности пересекаются в двух точках (рис. 4.8).

Для того, чтобы определить координаты точек пересечения окружностей необходимо найти единичный вектор от первого до второго центра. Для этого из координат точки O нужно вычесть координаты конца механизма и делим все это на расстояние между точками. Затем следует провести вектор, перпендикулярный единичному. Величину угла α можно вычислить, используя теорему косинусов. Тогда : $b^2 + c^2 - 2bccos(\alpha) = a^2$, где $a = L_4$, $b = OD$, c — расстояние от точки O до конца механизма. Зная $cos(\alpha)$, можно найти координаты точек пересечения по формуле:

$$\frac{D_1}{D_2} = O + u_{AB}(b \cos(\alpha)) \pm p_{AB}(b(\sqrt{1 - \cos(\alpha^2)})), \quad (4.3)$$

где O — координаты точки O ; u_{AB} - единичный вектор между центрами окружностей; p_{AB} — единичный вектор, перпендикулярный u_{AB} ; $b = OD$. Выбор знака зависит от направления перпендикулярного вектора (направлен ли он к точке пересечения или нет). В итоге мы получаем координаты двух точек. В нашем случае, при любом положении конструкции верной всегда будет точка с большим значением координаты y .

2. Поиск координат смещения точки C . Из треугольника $ОСК$ найдем коор-

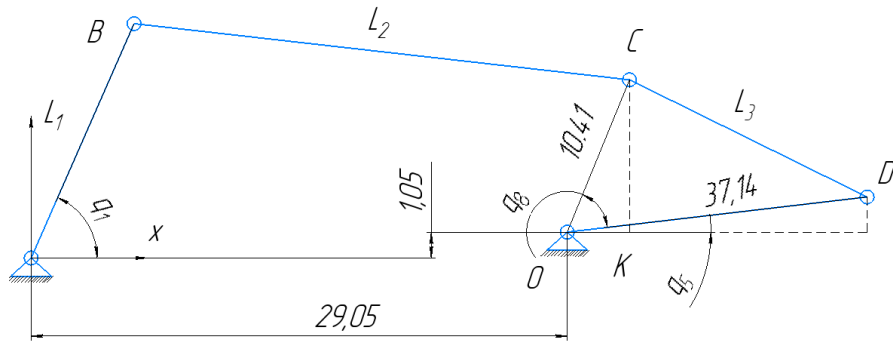


Рис. 4.9. Кинематическая схема механизма для решения ОЗК для точки C .

динаты x , y точки C (рис. 4.9).

$$x_C = OC \cos(q_5 + q_8), \quad (4.4)$$

$$y_C = OC \sin(q_5 + q_8). \quad (4.5)$$

Значение угла q_5 найдем по формуле: $q_5 = \arccos(x_D/OD)$, где x_D — координата точки D , значение которой были найдены в предыдущем шаге. OD известно по условию.

3. Поиск координат смещения точки B . Координаты B находятся тем же способом, что и координаты точки D через пересечение окружностей, но с центрами в точке C и начале координат первого механизма. Радиусы окружностей равны L_2 и L_1 соответственно. В итоге мы получаем координаты двух точек. В данном случае, при любом положении конструкции верной всегда будет точка с большим значением координаты y .
4. Расчет значения q_1 Зная координату x точки B найдем значение угла q_1 из прямоугольного треугольника см. рис. 4.10

$$q_1 = \arccos(x_B/L_1). \quad (4.6)$$

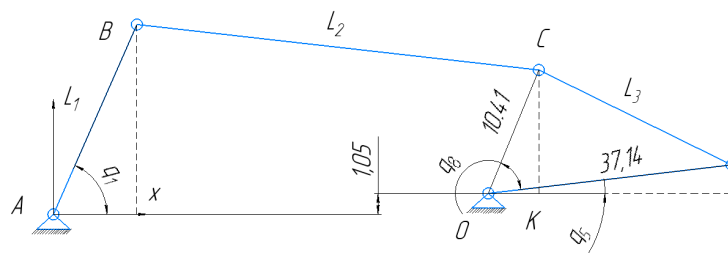


Рис. 4.10. Кинематическая схема механизма для решения ОЗК для точки q_1 .

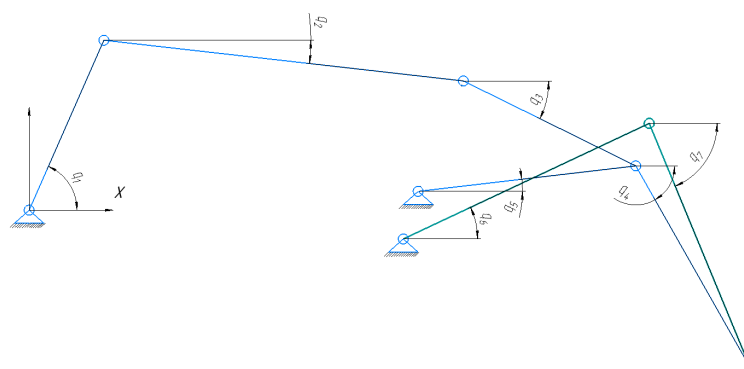


Рис. 4.11. Кинематическая схема механизма.

4.2.3. Зависимость всех углов от угла поворота сервопривода q_1

При решении прямой задачи кинематики значения длины звеньев всегда постоянны, в отличие от углов, значения которых всегда различны в зависимости от положения механизма. Для того, чтобы облегчить решение прямой задачи кинематики, была найдена зависимость между углами $q_2, q_3, q_4, q_5, q_6, q_7$ и углом ведущего звена (q_1) см. (рис. 4.11).

Зависимость углов была вычислена путем нахождения уравнения линейной регрессии. С помощью измерений в SolidWorks были найдены значения каждого из углов при различном положении ведущего звена. Для углов q_2, q_3, q_4, q_7 , было сделано 10 измерений, а для углов q_5, q_6 — 14, это связано с тем, что диапазон значений данных углов гораздо больше. Выведем уравнение зависимости углов

в общем виде. Для этого введем систему нормальных уравнений:

$$\begin{cases} an + b \sum q_i = \sum q_{i+1}, \\ a \sum q_i + b \sum q_i^2 = \sum (q_{i+1}q_i), \end{cases} \quad (4.7)$$

где n — количество измерений, a, b — искомые коэффициенты, q_i, q_{i+1} — углы состояния системы.

Домножим (4.7) на $(-\sum q_i/n)$, получим систему уравнений вида:

$$\begin{cases} -a \sum q_i - \frac{b(\sum q_i)^2}{n} = -\frac{\sum q_{i+1} \sum q_i}{n}, \\ a \sum q_i + b \sum q_i^2 = \sum (q_{i+1}q_i). \end{cases} \quad (4.8)$$

Суммируя первое уравнение со вторым, получаем следующее выражение:

$$\frac{b(\sum q_i)^2 + nb \sum q_i^2}{n} = -\frac{\sum q_{i+1} \sum q_i + n \sum q_{i+1}q_i}{n}. \quad (4.9)$$

Откуда получаем:

$$b = -\frac{\sum q_{i+1} \sum q_i + n \sum q_{i+1}q_i}{(\sum q_i)^2 + n \sum q_i^2}. \quad (4.10)$$

Затем, используя выражение (4.10), имеем:

$$a = \frac{\frac{\sum q_{i+1} \sum q_i + n \sum q_{i+1}q_i}{(\sum q_i)^2 + n \sum q_i^2} \sum q_i^2 + \sum (q_{i+1}q_i)}{\sum q_i}. \quad (4.11)$$

Получив уравнения для расчета a и b , можно посчитать зависимость всех углов от q_1 . Для примера, найдем зависимость q_2 от q_1 . Для этого запишем $n = 14$ измерений углов q_2 и q_1 . В таблице 4.2 показаны значения углов q_1 и q_2 .

Из выражений (4.10)–(4.11) получаем $b = -0.2$, $a = 19.9$. Далее, составим уравнение регрессии:

$$q_2 = -0.2q_1 + 19.9. \quad (4.12)$$

Аналогичным образом находятся зависимости остальных углов. Решение прямой задачи кинематики примет вид:

Таблица 4.2. Зависимость q_1 и q_2

n	q_1	q_2
1	50.27	10.25
2	52.76	9.04
3	53.82	8.61
4	57.24	7.41
5	60.7	6.42
6	63.4	5.77
7	66.16	5.18
8	70.66	4.33
9	71.22	4.24
10	75.99	3.48
11	79.55	2.98
12	82.49	2.6
13	84.76	2.32
14	83.61	2.46

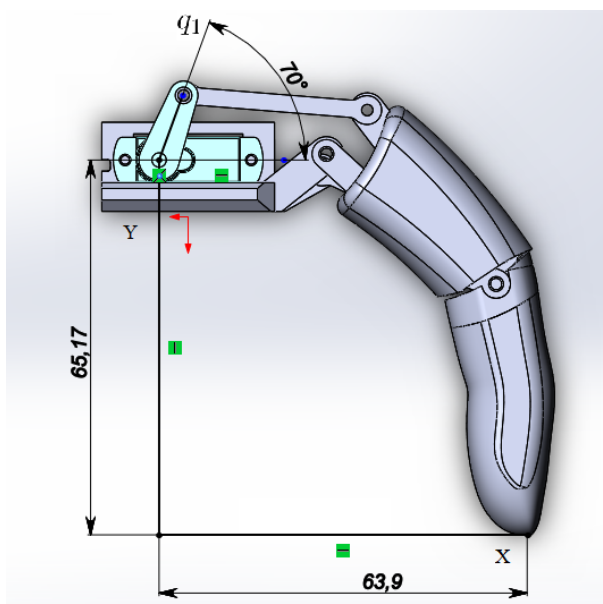


Рис. 4.12. Решение прямой задачи кинематики.

$$x = L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(0,2q_1 - 19,9^\circ) + L_3 \cos(1,4q_1 - 154,9^\circ) + L_4 \cos(2,3q_1 - 248,2^\circ),$$

$$y = L_1 \sin(q_1) + L_2 \sin(0,2q_1 - 19,9^\circ) + L_3 \sin(1,4q_1 - 154,9^\circ) + L_4 \sin(2,3q_1 - 248,2^\circ).$$

Результат решения прямой задачи кинематики при значениях: $q_1 = 70$; $L_1 = 12$, $L_2 = 32$, $L_3 = 37,61$, $L_4 = 44,062$.

$$x = 12 \cdot 0,32 + 32 \cdot 0,99 + 37,61 \cdot 0,58 + 44,06 \cdot 0,14 = 63,7. \quad (4.13)$$

$$y = 12 \cdot 0,97 + 32 \cdot (-0,08) + 37,61 \cdot (-0,81) + 44,062 \cdot (-0,99) = -65,21. \quad (4.14)$$

Полученные значения координат конца пальца близки к значениями в SolidWorks (погрешность составляет менее 2%). Можно сделать вывод, что прямая задача кинематики для данного механизма решена с достаточной точностью. Результаты измерений в SolidWorks представлены на рис. 4.12. Для проверки ОЗК была использована программная среда Matlab. Условия для подсчета ОЗК были следующие: $x = 29,35$ и $y = -70,21$. В результате было получено значение $q_1 = 56,2$. Результат моделирования и фактическое значение угла приведены на рис. 4.13.

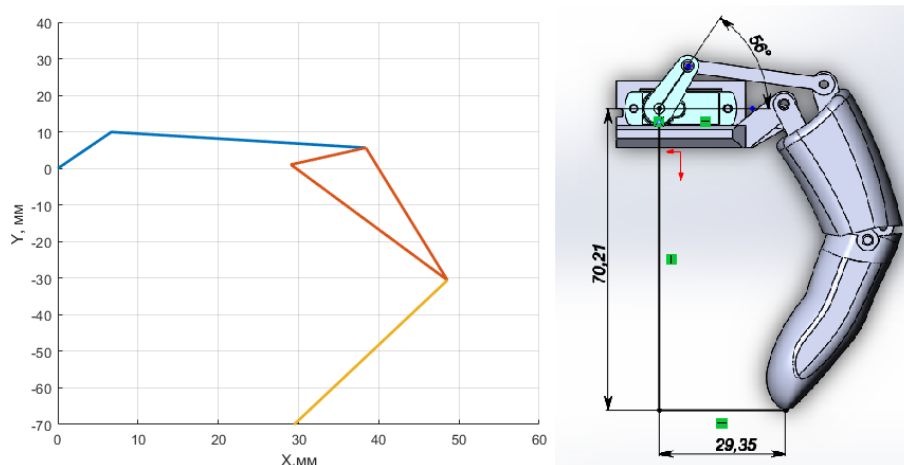


Рис. 4.13. К решению обратной задачи кинематики.

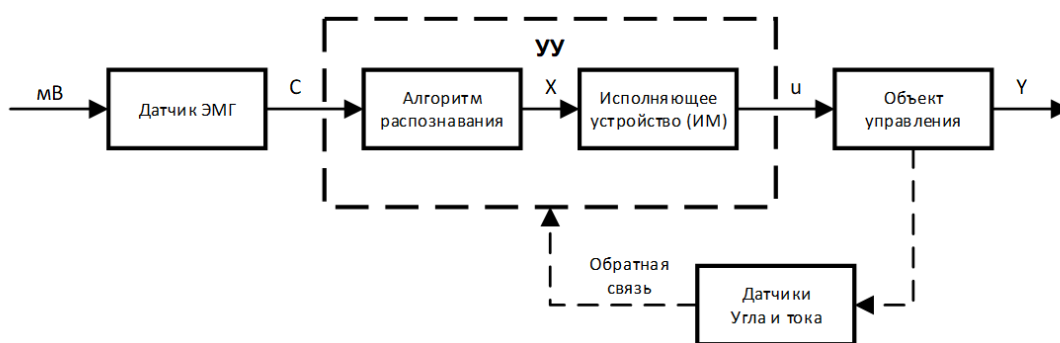


Рис. 4.14. Структурная схема системы управления.

4.3. Экспериментальные результаты

Для проверки работоспособности разработанных выше методов распознавания и коррекции, была построена система обработки сигналов и управления механизмом. Структурная схема системы управления приведена на рис. 4.14. 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.

Сервопривод уже является системой управления, которая отслеживает заданный угол вращения. Однако скорость вращения сервопривода должна удо-

влетворять 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 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 $\Delta\phi$ — разница между текущей и целевой позицией сервопривода, тогда ускорение производится следующим образом:

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

Если $|\Delta\phi| < 10^\circ$, то первые 10 градусов поворота угловая скорость увеличивается линейно от 0 до $\omega = 30\Delta\phi$ 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 флага G присваивается определенный угол поворота сервоприводов. Зависимость угла поворота сервопривода от значения флага приведена в таблице [4.3](#).

В результате вычислительных экспериментов было установлено, что запаздывание алгоритма не превышает 200 мс, что является хорошим показателем при выполнении операций. В модуле управления реализованы команды, задающие уставку сервоприводу в зависимости от типа движения. Программа выставляет требуемый угол поворота для реализации движения пальца. Исполь-

Таблица 4.3. 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°

зую описанную систему управления и мехатронный модуль, был проведен эксперимент. Arduino nano по средства USB-mini 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 результатом алгоритма через COM порт. В результате был написан скрипт, который отражает работу алгоритма, и проведен эксперимент с жестом точного захвата. Результаты эксперимента можно наблюдать на рис. [4.15](#). На левой картинке можно наблюдать сигнала снятый с ЭМГ датчика. На правой картинке флаг состояния пальца, где 1 — расслаблен, 2 — частично сжат, 3 — полностью сжат. Пример плавного сжатия пальцев с результатами идентификации у 25-летнего мужчины со здоровыми конечностями приведен на рис. [4.16](#).

1. Когда большой палец согнут, активность отслеживается не только на канале, отвечающем за большой палец, но и на всех остальных каналах. Средний и безымянный пальцы менее выражены, чем мизинец и указательный палец. Но это нельзя рассматривать как ложное срабатывание.

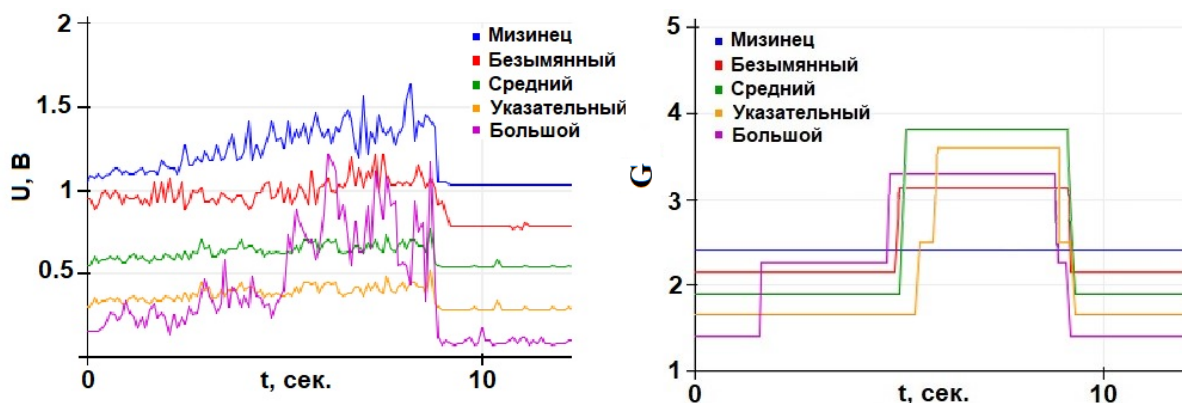
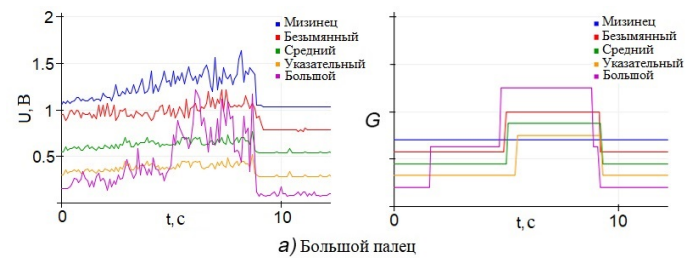


Рис. 4.15. Сигнал ЭМГ и результаты классификации G .

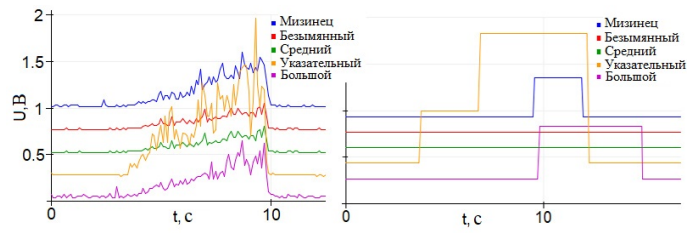
По физиологическим особенностям у большинства людей отсутствует возможность полной изоляции движения большого пальца. Большой палец можно сгибать отдельно от других только лицам с повышенной моторикой, что возможно в редких случаях.

2. При согнутом указательном пальце наблюдается активность и других мышц. При этом стоит отметить, что указательный палец при сгибании включает моторику только большого пальца. На рисунке видно, что все пальцы отображали активность, и в данном случае это ложные срабатывания.
3. Средний, безымянный и мизинец пальцы можно сгибать, не трогая другие пальцы. Их идентификация проводится правильно, без каких-либо затруднений.
4. Точность идентификации инвалидов близка к здоровым. Проблема в этом случае - поддерживать мышечный тонус, позволяющий установить границы.
5. Этап обучения и настройки проходит быстро и просто. Его можно проводить дома без помощи лаборанта.

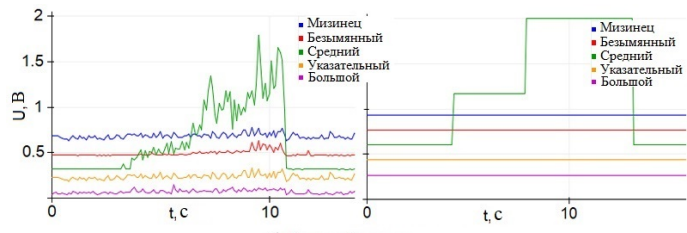
Эксперименты показали, что движения пальцев могут быть распознаны с



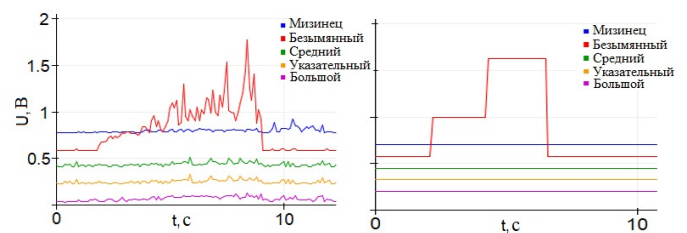
а) Большой палец



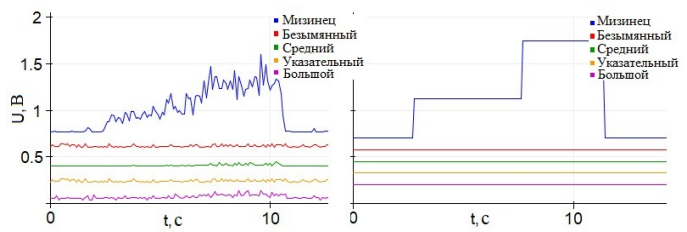
б) Указательный



с) Средний палец



д) Безымянный палец



е) Мизинец

Рис. 4.16. Классификация активности мышц пальцев.

удовлетворительной точностью для участников с неповрежденными конечностями. Также было обнаружено, что классификация людей с неповрежденными конечностями лучше, чем для людей с ограниченными возможностями. Это связано со снижением мышечного тонуса из-за инвалидности. В отличие от аналогичных результатов, представленных в [9], предложенный алгоритм распознавания на основе амплитуды внутри окна был протестирован на микроконтроллере Arduino nano в реальном времени в автономном режиме. Предыдущие результаты основаны на методе машинного обучения, который включает сложные вычисления и не может быть реализован на микропроцессорах с низкой вычислительной мощностью в реальном времени. Предлагаемый метод имеет невысокую вычислительную сложность и может выполняться на дешевых микропроцессорах. Результаты экспериментов показали, что предложенный алгоритм имеет удовлетворительную точность как для людей с здоровыми конечностями, так и для людей с ампутированными конечностями.

Стоит заметить, что флаг большого пальца соответствует значениям двух сервоприводов ввиду того, что данный палец состоит из дистальной фаланги и запястнопястного сустава.

Выводы к главе 4

В данной главе были кратко приведены инженерные решения, связанные с разработкой лабораторного образца пятизахватного манипулятора. Были учтены проблемы, которые возникают во время практической реализации оконно-амплитудного алгоритма классификации ЭМГ сигналов в процессе управления захватными механизмами.

В частности, была решена проблема стабильности питания микроконтроллера и сервопривода, а также задача позиционирования манипулятора.

Проблема питания была решена схемотехнически, в то время как проблема позиционирования решена аналитически. Для решения проблемы позиционирования были получены зависимости положений конечных точек подвижных частей механизма от углов поворота сервоприводов на основе обратной и прямой кинематических задач. На основе полученных уравнений разработана система нечеткого управления сервоприводом.

Также были поставлены и проведены эксперименты с отслеживанием жестов руки. Проведенные экспериментальные исследования на лабораторном образце захватного механизма, управляемого физически здоровым испытуемым, показали возможность реализации оконно-амплитудного алгоритма в режиме реального времени на низкоразрядных микроконтроллерах. При этом качество классификации в режиме реального времени сопоставимо с результатами анализа данных в лабораторных условиях. Также в ходе эксперимента были выявлены особенности распознавания, обусловленные физиологическим строением мышц предплечья.

Заключение

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 вли-

яние 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.

Литература

- [1] Будко, Р.Ю. Распознавание мышечных усилий по сигналу лицевой электромиограммы в режиме реального времени/Р.Ю. Будко, Н.Н. Чернов, А.Ю. Будко // Приборостроение, метрология и информационно-измерительные приборы и системы. Научный вестник НГТУ - 2018, -Т. 71, -№ 2, -С. 59–74
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.

- [6] Ягур, А.М. Анализ обратной кинематики и планирование пути для параллельного механизма 6DOF с RSS - структурой /А.М. Ягур, Н.Н. Унаня // Межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов им. Е.В. Арменского. - 2019. - М. : МИЭМ НИУ ВШЭ, - С. 31-32.
- [7] Abbaspour S. Real-time and offline evaluation of myoelectric pattern recognition for the decoding of hand movements/S. Abbaspour, A. Naber, M. Ortiz-Catalan, H. Gholamhosseini, M. Linden // TechRxiv. Preprint. - 2020. doi:10.36227 techrxiv.12783101.
- [8] Al-Mulla M.R. Classification of localized muscle fatigue with genetic programming on sEMG during isometric contraction/M.R. Al-Mulla,F. Sepulveda, M. Colley, A. Kattan // Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. - 2009. - pp. 2633–2638.
- [9] Al-Timemy A. Classification of finger movements for the dexterous hand prosthesis control with surface electromyography/A. Al-Timemy, G. Bugmann, J. Escudero, N. Outram // IEEE J. Biomed. Health Informat. - 2013. - V. 17. - N. 3. - pp. 608-618. doi:10.1109/JBHI.2013.2249590.
- [10] Amin M. Time-frequency spectrum analysis and estimation for nonstationary random processes/Amin A. // Time-Frequency Signal Analysis Methods and Applications, Ed: B. Boashash. - 1992. - pp. 208-232.
- [11] Bartuzi P. Assessment of muscle load and fatigue with the usage of frequency and time-frequency analysis of the EMG signal/P. Bartuzi, D. Roman-Liu // Acta Bioeng Biomech. - 2014. - V. 16. - N. 2. - pp. 31–39.
- [12] Basmajian J. Muscles AliveThe Functions Revealed by Electromyography/J. Basmajian, C. de Luca // The Williams and Wilkins Company; Baltimore. - 1985.

- [13] Belouchrani A. Joint-antidiagonalization for blind source separation/A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, M. Amin, A. Zoubir // Procedures in ICASSP. - 2001. - pp. 2789-2792.
- [14] Bernatos L. A discrete-time model of electricity stimulated muscle/L. Bernatos, P. Crago, H. Chizeck // IEEE Trans Biomed Eng. - 1986. - V. 33. - pp. 829-838.
- [15] del Boca A. Myoelectric signal recognition using fuzzy clustering and artificial neural networks in real time/A.del Boca, D. Park // IEEE International Conference on Neural Networks and IEEE World Congress on Computational Intelligence. - 1994. - V. 5. - pp. 3098-3103.
- [16] Boostani R. Evaluation of the forearm EMG signal features for the control of a prosthetic hand/R. Boostani, M. Moradi // Physiological Measurement. - 2003. - V. 24(2). - pp. 309–319.
- [17] Bornato P. A statistical method for the measurement of the muscle activation intervals from surface myoelectric signal gait/P. Bornato, T. de Alessio, M. Knaflitz // IEEE Trans Biomed Eng - 1998. - V. 45. - pp. 287-299.
- [18] Boschmann A. Towards robust HD EMG pattern recognition: reducing electrode displacement effect using structural similarity/A. Boschmann, M. Platzner // Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. - 2014. - V.2014. - pp. 4547–4550. doi: 10.1109/EMBC.2014.6944635. PMID: 25571003.
- [19] Boualem R. A Methodology for Detection and Classification of Some Underwater Acoustic Signals Using Time-Frequency Analysis Techniques/R. Boualem, O. Peter // IEEE Trans Acoust Speech Signal Processing. - 1990. - V. 38(11). - pp. 1829-1841.
- [20] Camata T.V. Fourier and wavelet spectral analysis of EMG signals in supramaximal constant load dynamic exercise/T.V. Camata, J.L. Dantas, T.

- Abrao, M.A. Brunetto, A.C. Moraes, L.R. Altimari // Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. - 2010. - pp. 1364–1367.
- [21] Chan F. Fuzzy EMG classification for prosthesis control/F. Chan, Y-S. Yang, F. Lam, Y-T Zhang, P. Parker // IEEE Transactions Rehabilitation Engineering. - 2000. - V. 8(3). - pp. 305-311.
- [22] Cheron G. A Dynamic Neural Network Identification of electromyography and trajectory relationship during complex movements/G. Cheron, J-P. Draye, M. Bourgeois // IEEE Trans Biomed Eng. - 1996. - V. 43(5). - pp. 552-558.
- [23] Christodoulou C. A new technique for the classification and decomposition of EMG signal/C. Christodoulou, C. Pattichis // Proceedings in IEEE International Conference on Neural Networks. - V. 5. - pp. 2303-2308.
- [24] Cifrek M. Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics/M. Cifrek, V. Medved, S. Tonkovic, S. Ostojic // Clin Biomech (Bristol, Avon). - 2009. - V.24. - pp. 327–340. doi: 10.1016/j.clinbiomech.2009.01.010. Epub 2009 Mar 13.
- [25] Clancy E. Adaptive whitening of the electromyogram to improve amplitude estimation/E.Clancy, K. Farry // IEEE Trans. Biomed. - 2000. - pp. 709–719. doi.org/10.1109/10.844217.
- [26] Cohen L. Time-frequency analysis/L. Cohen // Englewood Cliffs, Prentice-Hall. - 1995. - USA.
- [27] Cram J. Introduction to Surface Electromyography/J. Cram J., G. Kasman, J. Holtz // Aspen Publishers Inc. - 1998.
- [28] Davies M. Time frequency analysis of the electromyogram during fatigue/M. Davies, S. Reisman // Proceedings of the 20th Annual Northeast Bioengineering Conference. - 1994. - pp. 93-95.

- [29] Doerschuk P. Upper Extremity Limb Function Discrimination Using EMG Signal Analysis/P. Doerschuk, W. Gustafson // IEEE Trans Biomed Eng. - 1983. - V. 30. - pp. 18-38.
- [30] Du, S. Temporal vs. spectral approach to feature extraction from prehensile EMG signals/S Du, M. Vuskovic // In Proceedings of IEEE International Conference on Information Reuse and Integration. - 2004. - pp. 344–350.
- [31] Duchene J. A Model of EMG Generation/J. Duchene, A. Hogrel // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2000. - V. 47(2). - pp. 192-201.
- [32] Englehart K. Single motor unit myoelectric signal analysis with nonstationary data/K. Englehart, P. Parker // IEEE Trans Biomed Eng. - 1994. - V. 42(2). - pp. 168-180.
- [33] Enoka R.M. Muscle fatigue: what, why and how it influences muscle function/R.M. Enoka, J. Duchateau // J Physiol. - 2008. - V. 586. N. 1. - pp. 11–23.
- [34] Fang J. Decomposition of EMG signals by wavelet spectrum matching/J. Fang, G. Agarwal, B. Shahani // Procedures of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. - 1997. - pp. 1253-1256.
- [35] Farina D. Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals/D. Farina, C. Fevotte, C. Doncarli, R. Merletti // IEEE Trans Biomed Eng. - 2004. - V. 51(9). - pp. 1555-1567.
- [36] Fougner A. Proportional myoelectric control of a multifunction upper limb prosthesis/F. Fougner // Master's Thesis, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norway. - 2007.
- [37] Fougner A. Resolving the 425 limb position effect in myoelectric pattern

- recognition/A. Fougner, E. Scheme, A. Chan, K. Englehart, O. Stavdahl // IEEE Trans. Neural Rehabil. Syst. Eng. - 2011. - V. 19. - N. 6. - pp. 644-651. doi:10.1109/TNSRE.2011.2163529.
- [38] Gabor D. Theory of communication/D. Gabor // J Inst Elect Eng. - 1946. - V. 93. - pp. 429-457.
- [39] Ghassemi M. Development of an EMG-Controlled Serious Game for Rehabilitation/M. Ghassemi // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. - 2019. - V. 27. - N. 2. - pp. 283-292. doi: 10.1109/TNSRE.2019.2894102.
- [40] Graupe D. Functional Separation of EMG signals via ARMA identification/D. Graupe, W. Cline // IEEE Trans Syst Man Cybern. - 1975. - V. 5. - pp. 252-259.
- [41] Guglielminotti P. Effect of electrode location on surface myoelectric signal variables: a simulation study/P. Guglielminotti, R. Merletti // 9th Int. Congress of ISEK. - 1992.
- [42] Hefftner G. The electromyogram (EMG) as a control signal for functional neuromuscular stimulation part 1: Autoregressive modeling as a means of EMG signature discrimination/G. Hefftner, W. Zucchini, G. Jaros // IEEE Trans Biomed Eng. - 1988. - V. 35. - pp. 230-237.
- [43] Huang, H. Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand/H. Huang, C. Chen // In Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. - 1999. - Vol. 3. - pp. 2392–2397.
- [44] Hudgins B. A new strategy for multifunction myoelectric control/B. Hudgins, P. Parker, R. Scott // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 1993. - V. 40(1). - pp. 82–94.

- [45] Ismail A. Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait/A. Ismail, S. Asfour // Thirty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. - 1998. - V. 1. - pp. 325-329.
- [46] Karlsson S. Real-time system for EMG signal analysis of static and dynamic contractions/S. Karlsson, L. Nystrom // IEEE 17th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. - 1995. - V. 2. - pp. 1347-1348.
- [47] Kenny G.P. Evidence of a greater onset threshold for sweating in females following intense exercise/G. P. Kenny, O. Jay Eur J Appl Physiol. - 2007. V. 101. - N. 4. - pp. 487–493.
- [48] Khezri M. Real-time intelligent pattern recognition algorithm for surface EMG signals/M. Khezri, M. Jahed // Biomedical engineering online. - 2007. - V. 6, - pp. 45.
- [49] Kiguchi K. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals/K. Kiguchi, T. Tanaka, T. Fukuda // IEEE Transactions on fuzzy systems. - 2004. - V. 12. - pp. 481-490.
- [50] Kim K. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions/K. Kim, H. Choi, C. Moon, C. Mun // Current Applied Physics. - 2011. - V. 11(3). - pp. 740–745.
- [51] Kleissen R. Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application/R. Kleissen, J. Buurke, J. Harlaar, G. Zilvold // Gait Posture - 1998. - V. 8(2). - pp. 143-158.
- [52] Kodagoda S. Toward improved control of prosthetic fingers using surface electromyogram (EMG) signals/S. Kodagoda, M. Takruri, G. Dissanayake // Expert Systems with Applications. - 2012. - V. 39 - pp. 10731-10738.

- [53] Kumar D. Wavelet analysis of surface electromyography to determine muscle fatigue/D. Kumar, N. Pah, A. Bradley // IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. - 2003. - V. 11(4). - pp. 400-406.
- [54] Kyranou K. Causes of Performance Degradation in Non-invasive Electromyographic Pattern Recognition in Upper Limb Prostheses/ K. Kyranou, S. Vijayakumar, M.S. Erden //Front Neurorobot. - 2018. - 12-58.
- [55] Lanyi X. An improved method for muscle activation detection during gait/X. Lanyi, A. Adler // Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering. - 2004. - V. 1. - pp. 357-360.
- [56] Laterza F. Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform/F. Laterza, G. Olmo. // Electronics Letters - 1997. - V. 33(5). - pp. 357-359.
- [57] Li Z. Trajectory-tracking control of mobile robot systems incorporating neural-dynamic optimized model predictive approach /Z. Li, J. Deng, R. Lu, Y. Xu, J. Bai, C.-Y Su // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. - 2016. - V. 46, - pp. 740-749.
- [58] Liu J. Adaptive myoelectric pattern recognition toward improved multifunctional prosthesis control/ J. Liu // Med. Eng. Phys., - 2015. - V. 37. - pp. 424-430. doi:10.1016/j.medengphy.2015.02.005
- [59] de Lorente N. Analysis of the distribution of action currents of nerve in volume conductors/N. de Lorente // Stud Rockfeller Inst Med Res. - 1947. - V. 132. - pp. 384-477.
- [60] Ma J. A novel EOG/EEG hybrid human-machine interface adopting eye movements and ERPs: Application to robot control/J. Ma, Y. Zhang, A. Cichocki, F. Matsuno // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2015. - V. 62. - pp. 876-889.

- [61] Martin W. Wigner–Ville spectral analysis of nonstationary processes/w. Martin, P. Flandrin // IEEE Trans Acoust Speech Signal Processing. - 1985. - V. 33. - pp. 1461-1470.
- [62] Martin C. Muscle mechanics and dynamics of ocular motion/C. Martin, L. Schovanec // Journal of Mathematical System, Estimation and Control, Research. - 1998. - V. 8. - pp. 1-15.
- [63] Martin C. The control and mechanics of human movement systems/C. Martin, L. Schovanec // Process in System and Control Theory. - 1999. - V. 25. - pp. 173-202.
- [64] Masuda T. The measurement of muscle fiber conduction velocity using a gradient threshold zero-crossing method/T. Masuda, H. Miyano, T. Sadoyama // IEEE Trans Biomed Eng. - 1982. - V. 29. - N. 10. - pp. 673–678.
- [65] Merletti R. Standards for reporting EMG data/R. Merletti // Journal of Electromyography and Kinesiology. - 1996. - V. 6(1).
- [66] Micera S. Improving detection of muscle activation intervals/S. Micera, G. Vannozzi, A. Sabatini, P. Dario // IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. - 2001. - V. 20(6). - pp. 38-46.
- [67] Micheli-Tzanakou E. Supervised and unsupervised pattern recognition: feature extraction and computational intelligence/E. Micheli-Tzanakou // Boca Raton, Florida: CRC Press. - 2000.
- [68] Minati L. Hybrid control of a vision-guided robot arm by EOG, EMG, EEG biosignals and head movement acquired via a consumer-grade wearable device/L. Minati, N. Yoshimura, Y. Koike // IEEE Access. - 2016. - V. 4. - pp. 9528-9541.
- [69] Morita S. Estimation of forearm movement from EMG signal and application

- to prosthetic hand control/S. Morita, T. Kondo, K. Ito // IEEE Intl Conf on Robotics and Automation (ICRA), Seoul. - 2001. - pp. 3692-3697.
- [70] Moser A. Identification of nonstationary models with application to myoelectric signals for controlling electrical stimulation of paraplegics/A. Moser, D. Graupe // IEEE Trans Acoust Speech Signal Process. - 1989. - V. 37 - pp. 713-719.
- [71] Nam Y. GOM-Face: GKP, EOG, and EMG-based multimodal interface with application to humanoid robot control/Y. Nam, B. Koo, A. Cichocki, S. Choi // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2014. - V. 61. - pp. 453-462.
- [72] Nandedkar S., Barkhaus P. Phase interaction in the compound muscle action potential: application to motor unit estimates/S. Nandedkar, P. Barkhaus // IEEE Colloquium on Neurological Signal Processing. - 1992. - pp. 4/1-4/5.
- [73] Nandedkar S., Stelberg E. Simulation of single fiber action potentials/S. Nandedkar, E. Stelberg // Med Biol Eng Comput. - 1983. - V. 21. - pp. 158-165.
- [74] Nikias C. Bispectrum estimation: A digital signal processing framework/C. Nikias, M. Raghuveer // IEEE Proceedings on Communications and Radar. - 1987. - V. 75(7). pp. 869-891.
- [75] Oskoei M. Support vector machine based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb/M. Oskoei, H. Hu // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2008. - V. 55(8). - pp. 1956–1965.
- [76] Pandy M. Optimal muscular coordination strategies for jumping/M. Pandy, F. Zajac // Journal of Biomechanics. - 1991. - V. 24. - pp. 1-10.
- [77] Park E. Adaptive filtering of the electromyographic signal for prosthetic control and force estimation/E. Park, S. Meek // IEEE Trans. Biomed. - 1995. - pp. 1048–1052. doi.org/10.1109/10.464381.

- [78] Park S., Lee S. EMG pattern recognition based on artificial intelligence techniques/S. Park, S. Lee // IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering. - 1998. - V. 6(4). - pp. 400–405.
- [79] Park K.H. Position-Independent Decoding of Movement Intention for Proportional Myoelectric Interfaces./K.H. Park, H.I. Suk, S.W. Lee // Trans Neural Syst Rehabil Eng. - 2016 - V. 24. - No. 9. - 928–939.
- [80] Pattichis C. Time-scale analysis of motor unit action potentials/C. Pattichis , M. Pattichis // IEEE Trans Biomed Eng. - 1999. - V. 46(11). - pp. 1320-1329.
- [81] Philipson L. The electromyographic signal used for control of upper extremity prostheses and for quantification of motor blockade during epidural anaesthesia/L. Philipson // Ph.D. Thesis, Linköping University, Linköping, Sweden. - 1987.
- [82] Phinyomark A. A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition/A. Phinyomark, C. Limsakul, P. Phukpattaranont // Journal of Computing. - 2009. - V. 1(1). - pp. 71–80.
- [83] Phinyomark A. Feature reduction and selection for EMG signal classification/Phinyomark A., P. Phukpattaranont, C. Limsakul // Expert Systems with Applications. - 2012. - V. 39(8). - pp. 7420-7431. doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.102
- [84] Piper H. Electrophysillogie Muschliche Muskeln/H. Piper // Basel, Switzerland: Verlag von Julius. - 1912.
- [85] Plevin E. Decomposition of surface EMG signals using non-linear LMS optimisation of higherorder cumulants/E. Plevin, D. Zazula // Proceedings of the 15th IEEE Symposium on Computer-Based Medical System. - 2002. - pp. 149-154.

- [86] Prakash A. A compact-sized surface EMG sensor for myoelectric hand prosthesis/A. Prakash, S. Sharma, N. Sharma // *Biomed. Eng. Lett.* - N.9. - 467–479. <https://doi.org/10.1007/s13534-019-00130-y>
- [87] Pulliam C. L. EMG-based neural network control of transhumeral prostheses/C.L. Pulliam, J.M. Lambrecht, R.F. Kirsch // *Journal of rehabilitation research and development.* - 2001. - V. 48. - pp. 739.
- [88] Qingju Z. Wavelet de-noising of electromyography/Z. Qingju, L. Zhizeng // In *Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics Automation.* - 2006. - pp. 1553–1558.
- [89] Reaz M. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications/M. Reaz, M. Hussain, F. Mohd-Yasin // *Biol Proced Online*, V. 8, pp. 11-35, 2006. doi: 10.1251/bpo115. Epub 2006 Mar 23. Erratum in: *Biol Proced Online.* - 2006. PMID: 16799694; PMCID: PMC1455479.
- [90] Raj R. A real time surface electromyography signal driven prosthetic hand model using PID controlled DC motor/R. Raj, R. Ramakrishna, K.S. Sivanandan // *Biomed. Eng. Lett.* - 2016. - V.6. - pp. 276–286. <https://doi.org/10.1007/s13534-016-0240-4>
- [91] Ricamato A. A time-frequency approach to evaluate electromyographic recordings./A. Ricamato, R. Absher, M. Moffroid , J. Tranowski // *Proceedings of Fifth Annual IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems.* - 1992. - pp. 520-527.
- [92] Riillo F. Optimization of EMG-based hand gesture recognition/F. Riillo, L. Quitadamo, F. Cavrini, E. Gruppioni, C. Pinto, N. Past, G. Saggio // *Supervised vs. unsupervised data preprocessing on healthy subjects and transradial amputees*, *Biomed. Signal Process. Control.* - 2014. - V. 14. - pp. 117-125. doi:10.1016/j.bspc.2014.07.007

- [93] Enoka R.M. Physiological validation of the decomposition of surface EMG signals/R.M. Enoka // Journal of Electromyography and Kinesiology. - 2019. - V.46. pp. 70–83.
- [94] Rosenfalck P. Intra- and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibers./P. Rosenfalck // Acta Physiol Scand. - 1969. - V. 321(1). - pp. 1-169.
- [95] Santa-Cruz M. Evaluation of neural network parameters towards enhanced recognition of naturally evoked EMG for prosthetic hand grasp control/M. Santa-Cruz M., R. Riso, F. Sepulveda // IFESS 2000, Aalborg, Denmark. - 2000. - pp. 436-439.
- [96] Saponas T. Demonstrating the feasibility of using forearm electromyography for muscle-computer interfaces/T. Saponas, D. Tan, D. Morris, R. Balakrishnan // in: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. - 2008. - pp. 515–524. doi.org/10.1145/1357054.1357138.
- [97] Scheme E. Examining the adverse effects of limb position on pattern recognition based myoelectric control/E. Scheme, A. Fougner, A. Chan, K. Englehart // IEEE inginering in Medicine and Biology Soc. - 2010. - pp. 6337-6340.
- [98] Shahid S. Higher Order Statistics Techniques Applied to EMG Signal Analysis and Characterization/ S. Shahid // University of Limerick. - 2004.
- [99] Sherif M. Stochastic Model of Myoelectric Signals for Movement Pattern Recognition in Upper Limb Prostheses/M. Sherif // Ph.D. thesis, School of Engineering and Applied Sciences, University of California at Los Angeles. - 1980.
- [100] Simao M. A Review on Electromyography Decoding and Pattern Recognition for Human-Machine Interaction/M. Simao, N. Mendes, O. Gibaru, P. Neto // IEEE 460 Access - 2019. - V. 7. - pp. 39564-39582. doi:10.1109/ACCESS.2019.2906584.

- [101] Song J.H. Robust emg pattern recognition to muscular fatigue effect for human-machine interaction/J.H. Song, J.W. Jung, Z. Bien // In Mexican International Conference on Artificial Intelligence. - 2006. - pp. 1190—1199.
- [102] Syeed A. Optimal kernel for nonstationary spectral estimation/A. Syeed, DL. Jones // IEEE Trans Signal Processing. - 1995. - V. 43. - pp. 478-491.
- [103] Taghizadeh Z. Finger movements classification based on fractional Fourier transform coefficients extracted from surface EMG signals/Z. Taghizadeh, S. Rashidi, A. Shalbaf // Biomedical Signal Processing and Control. - 2021. - V. 68. doi:10.1016/j.bspc.2021.102573.
- [104] Taniguchi, Y. Contribution of central versus sweat gland mechanisms to the seasonal change of sweating function in young sedentary males and females/Y. Taniguchi, J. Sugeno, N. Nishimura, S. Iwase, T. Matsumoto, Y. Shimizu // Int J Biometeorol. - 2011. - V. 55. - N. 2. pp. 203—212.
- [105] Tenore F.V.G. Decoding of Individuated Finger Movements Using Surface Electromyography/F.V.G. Tenore, A. Ramos, A. Fahmy, S. Acharya, N.V. Thakor, R. Etienne-Cummings // IEEE Trans Biomed Eng. - V. 56. - N. 5. - 1427–1434.
- [106] Thexton A. A randomization method for discriminating between signal and noise in recordings of rhythmic electromyographic activity/A. Thexton // J Neurosci Meth. - 1996. - V. 66. - pp. 93-98.
- [107] Tohr K. Investigation of Parametric analysis of dynamic EMG signals by a muscle-structured stimulation study/K. Tohr // IEEE Trans Biomed Eng. - 1992. - V. 39(3). - pp. 280-288.
- [108] 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.
- [109] 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 ICC. - 2020. - pp. 1–6.
- [110] 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.
- [111] Unanyan N. A Prototype of a Myoelectric Upper-Limb Prosthesis Constructed Using Additive Technologies/ N. Unanyan, A. Belov // Biomedical Engineering. - 2022. - V. 55. - N. 5. - pp. 303–307.
- [112] 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).
- [113] 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. - N 2. - pp. 58-70 (1-13). <https://ijassa.ipu.ru/index.php/ijassa/article/view/1053>.
- [114] 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.
- [115] Veer K. A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition/K. Veer, T. Sharma // Journal of medical engineering and technology. - 2016. - V. 40, - pp. 149-154.

- [116] Venugopal G. Analysis of progressive changes associated with muscle fatigue in dynamic contraction of biceps brachii muscle using surface EMG signals and bispectrum features/G. Venugopal, S. Ramakrishnan // *Biomed. Eng. Lett.* - 2014. N.4. - pp. 269–276. <https://doi.org/10.1007/s13534-014-0135-1>
- [117] Vujaklija I. Translating research on myoelectric control into clinics are the performance assessment methods adequate/I. Vujaklija, A.D. Roche, T. Hasenoehrl, A. Sturma, S. Amsuess, D. Farina // *Front. Neurobot.* - 2017. - V. 10. - pp, 11–17.
- [118] Wellig P. Analysis of wavelet features for myoelectric signal classification/P. Wellig, G. Moschytz // *IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems V. 3*, pp. 109-112, 1998.
- [119] Winter D. Pathologic gait diagnosis with computeraveraged electromyographic profiles/D. Winter // *Arch Phys Med Rehab.* - 1984. - V. 65. - pp. 393-398.
- [120] Wolf M. Decoding static and dynamic arm and hand gestures from the jpl biosleeve/M. Wolf, C. Assad, A. Stoica, K. You, H. Jethani, M. Vernacchia, J. Fromm, Y. Iwashita // in: *Aerospace Conference.* - 2013. - pp. 1–9. doi.org/10.1109/AERO.2013.6497171.
- [121] Yamada R. Decomposition of Electromyographic Signal by Principal Component Analysis of Wavelet Coefficient/R. Yamada, J. Ushiba, Y. Tomita, Y. Masakado // *IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering.* - 2003. - pp. 118-119.
- [122] Young A. The effects of electrode size and orientation on the sensitivity of myoelectric pattern recognition systems to electrode shift/F. Young, J. L. Hargrove, T. Kuiken // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* - 2011. - V. 58. - N. 9. - pp. 2537-2544. [doi:10.1109/TBME.2011.2159216](https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2159216).

- [123] Zajac F. Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control/F. Zajac // *Critical Reviews in Biomedical Engineering*. - 1989. - V. 17. - pp. 359-411.
- [124] Zardoshti-Kermani M. EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses/M. Zardoshti-Kermani, B. Wheeler, K. Badie, R. Hashemi // *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*. - 1995. - V. 4. - pp. 324–333.
- [125] Zennaro D. A Software Package for the Decomposition of Long-Term Multichannel EMG Signal Using Wavelet Coefficients/D. Zennaro, P. Welling, V. Koch, G. Moschytz, T. Laubli // *IEEE Trans Biomed Eng*. - 2003. - V. 50(1). - pp. 58-69.
- [126] Zhang Y. A mathematical model of myoelectric signals obtained during locomotion/Y. Zhang, W. Herzog, M. Liu // *IEEE 17th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*. - 1995. - V. 2. - pp. 1403-1404.
- [127] Zhang L. Clustering analysis and pattern discrimination of EMG linear envelopes/L. Zhang, R. Shiavi, M. Hunt, J. Chen // *IEEE Trans Biomed Eng*. - 1991. - V. 38(8) - pp. 777-784.
- [128] Zhou Y. Estimation of intramuscular EMG signals from surface EMG signal analysis/Y. Zhou, R. Chellappa, G. Bekey // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. - 1986. - V. 11. - pp. 1805-1808.

Приложение А



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021618483

Программа считывания и распознавания мышечной активности пальцев руки.

Правообладатель: *Унанян Нарек Новлетович (RU)*

Автор(ы): *Унанян Нарек Новлетович (RU)*

Заявка № 2021617259

Дата поступления 12 мая 2021 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 27 мая 2021 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

Утверждаю

Руководитель отдела автоматизации
технологических процессов

Ю.А. Бажанов

01 06

2022 г.

АКТ

Техническая комиссия об использовании диссертационной работы

Унаняна Нарек Новлетовича

«Методы и алгоритмы классификации электромиографического сигнала для
управления пятизахватным механизмом»

ООО ПИК-Модуль

Техническая комиссия в составе руководителя отдела автоматизации Бажанова Ю.А., ведущего технолога Нефёдов С.В. и инженера-программиста Лысакова А.Н. составила настоящий АКТ в том, что результаты диссертационной работы в виде элементов аппаратно-программного комплекса использованы в экспериментальных устройствах автоматизации процесса укладки плитки.

По результатам исследований Унаняна Н.Н. разрабатываются рекомендации для изготовления опытной станции с использованием двух шести осевых роботов KUKA.

Руководитель отдела автоматизации

технологических процессов

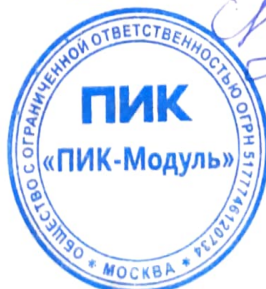
Ведущий технолог

Инженер-программист

Бажанов Ю.А.

Нефёдов С.В.

Лысаков А.Н.



Утверждаю
Генеральный директор

ООО «ИНТЕХ»


С.С. Керимов

02 июня 2022 г.

АКТ

об использовании диссертационной работы Унаняна Нарек Новлетовича

«Методы и алгоритмы обработки ЭМГ сигнала для управления
пятизахватным механизмом»

ООО «ИНТЕХ»

Результаты диссертационной работы в виде элементов аппаратно-программного комплекса использовались в устройстве для диагностики и реабилитации мышц тазового дна пациента.

По результатам исследований Унаняна Н.Н. было разработано алгоритмическое решение, которое позволяет производить диагностики мышц тазового дна и их последующую реабилитацию.

Генеральный директор



Керимов С.С.

