

Акционерное общество «Научно-исследовательский институт
молекулярной электроники»
(АО «НИИМЭ»)

УТВЕРЖДАЮ
Заместитель руководителя
приоритетного технологического
направления «Электронные
технологии» АО «НИИМЭ»,
член-корр. РАН
_____ Е.С. Горнев
« ____ » _____ 2022 г.

ОТЧЕТ
О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

ИССЛЕДОВАНИЕ МАКЕТА ЭКЗОСКЕЛЕТА РУКИ С НЕЙРОСЕТЕВОЙ
ОБРАБОТКОЙ СИГНАЛОВ ДАТЧИКОВ ЭКЗОСКЕЛЕТА
(шифр «Экзодесница»)

Научный руководитель НИР,
нач. лаб. АО «НИИМЭ»,
канд. техн. наук

_____ О.А. Тельминов

Москва, 2022

СПИСОК ИСПОЛНИТЕЛЕЙ

Научный руководитель НИР,
начальник лаборатории
АО «НИИМЭ»,
доцент кафедры базовой кафедры
микро- и наноэлектроники
НИИМЭ в МФТИ,
канд. техн. наук

подпись, дата

О.А. Тельминов
(введение, разделы
1, 2, 8, 9,
заключение)

Студент бакалавриата базовой
кафедры базовой кафедры микро-
и наноэлектроники НИИМЭ в
МФТИ,

техник УРПТН АО «НИИМЭ»

подпись, дата

Карнуп Г.А.
(разделы 1 – 5,
8 – 10)

Студент бакалавриата базовой
кафедры базовой кафедры микро-
и наноэлектроники НИИМЭ в
МФТИ,

техник УРПТН АО «НИИМЭ»

подпись, дата

Наумов В.О.
(разделы 1, 9)

Студент бакалавриата базовой
кафедры базовой кафедры микро-
и наноэлектроники НИИМЭ в
МФТИ,

техник УРПТН АО «НИИМЭ»

подпись, дата

Трофимов Е.Е.
(разделы 1, 2, 6, 7, 9)

Главный специалист
АО «НИИМЭ»

подпись, дата

Янович С.И.

(разделы 8, 9)

РЕФЕРАТ

Отчет 96 с., 53 рис., 8 табл., 26 источн.

ЭКЗОСКЕЛЕТЫ, НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ, СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ

В результате исследований в ходе НИР необходимо:

1. Осуществить выбор и обоснование датчиков желаемого и фактического положения экзоскелета, системы электродвигателей, архитектуры нейросети и нейросетевого вычислителя.
2. Выполнить закупку недостающих комплектующих для изготовления макета экзоскелета.
3. Осуществить сборка макета экзоскелета и установка системы датчиков и электродвигателей.
4. Сформировать первичный набор данных (dataset) для обучения нейросети.
5. Провести процедуру обучения и отладки вариантов реализации нейросетей на компьютере.
6. Подготовить нейросетевой вычислитель к проведению испытаний экзоскелета.
7. Адаптировать нейросети для запуска на вычислителе макета экзоскелета.
8. Подготовить программу и методику проведения исследовательских испытаний макета экзоскелета.
9. Провести исследовательских испытаний макета экзоскелета.
10. Подготовить материалы по кооперационным связям с предприятиями и организациями для постановки перспективных НИОКР в развитие НИР.

Полученные результаты будут использоваться при подаче конкурсной заявки на НИОКР в профильные Министерства – Минпромторг России, Минобрнауки России.

СОДЕРЖАНИЕ

СОДЕРЖАНИЕ	4
ВВЕДЕНИЕ	7
1 Выбор и обоснование датчиков желаемого и фактического положения экзоскелета, системы электродвигателей, архитектуры нейросети (типа нейросети, включая вариационный автоэнкодер и рекуррентные сети) и нейросетевого вычислителя	8
1.1 Выбор датчиков желаемого положения руки	10
1.1.1 Общая теория формирования движений	10
1.1.2 Методы регистрации сигналов движений	11
1.1.3 Методы считывания ЭМГ сигналов	12
1.1.4 Поверхностные ЭМГ электроды	13
1.2 Выбор датчиков фактического положения руки	15
1.2.1 Кинематические ограничения на движение руки	15
1.2.2 Выбор датчиков фактического положения руки – датчиков вращения	17
1.3 Выбор системы электродвигателей	20
1.4 Выбор архитектуры нейросети	21
1.4.1 Данные о желаемом положении руки	21
1.4.2 Данные о фактическом положении руки	22
1.4.3 Первичный набор данных (dataset) для обучения нейросети	23
1.4.4 Обзор существующих нейросетевых решений	25
1.4.5 Выделение признаков из входных данных для генерации (предсказания) траектории движения	27
1.4.6 Обзор видов нейросетей для генерации траектории движения	29
1.4.7 Анализ архитектуры нейросети типа автоэнкодер	30
1.4.8 Анализ и применение в экзоскелете архитектуры нейросети типа вариационный автоэнкодер	31

1.4.9 Анализ и применение в экзоскелете архитектуры типа рекуррентной нейросети.....	33
1.4.10 Выбор архитектуры нейросети, адаптированной для предсказания траектории движения экзоскелета	35
2 Закупка материалов и комплектующих макета экзоскелета: накладные и счета-фактуры на материалы	38
3 Сборка макета экзоскелета и установка системы датчиков и электродвигателей.....	39
3.1 Анализ и разработка привода с системой электродвигателей.....	39
3.1.1 Анализ типов приводов	39
3.1.2 Разработка нитяного привода с волновым редуктором.....	40
3.2 Анализ, разработка и изготовление макета экзоскелета	43
3.2.1 Разработка требований к экзоскелету.....	43
3.2.2 Разработка механической части экзоскелета	44
3.2.3 Изготовление механической части экзоскелета	47
3.3 Разработка аппаратной части системы управления экзоскелетом	48
3.3.1 Структура и выбор вычислителя.....	48
3.3.2 Разработка блок-схемы сопряжения периферии с вычислителем.....	56
3.3.3 Сопряжение датчиков и модуля беспроводной передачи: разработка, аппаратная и программная реализация	58
3.3.4 Характеристики разработанного и изготовленного макета экзоскелета	62
4 Формирование первичного набора данных (dataset, базы первичных данных датчиков экзоскелета) для обучения нейросети	63
4.1 Разработка методики и формирование первичного набора данных для экзоскелета в восстановливающей медицине.....	64
4.2 Разработка методики и формирование первичного набор данных для применения экзоскелета на промышленных объектах.....	67

5 Проведение процедур обучения и отладки вариантов реализации нейросетей на компьютере	71
5.1 Особенности процесса обучения	71
5.1.1 Функция активации.....	71
5.1.2 Нормализация батчей	72
5.1.3 Dropout – исключение весов	73
5.1.4 Затухание градиента в случае рекуррентных нейросетей	75
5.1.5 Функция потерь и точность	77
5.1.6 Оптимизатор и шаг оптимизации.....	77
5.2 Результаты обучения вариационного автоэнкодера и рекуррентной нейросети.....	78
6 Подготовка нейросетевого вычислителя к проведению испытаний экзоскелета – методика работы с вычислителем макета экзоскелета	82
6.1 Методика работы с вычислителем макета экзоскелета.....	82
7 Адаптация нейросети для запуска на вычислителе макета экзоскелета – транслирование нейросетей в формат представления данных вычислителя макета экзоскелета	83
8 Подготовка программы и методик проведения исследовательских испытаний макета экзоскелета.....	84
8.1 Основные эксплуатационные характеристики.....	84
8.2 Методика измерений	84
9 Проведение исследовательских испытаний макета экзоскелета.....	86
10 Подготовка материалов по кооперационным связям с предприятиями и организациями для постановки перспективных НИОКР в развитие НИР	87
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	88
Библиография	90
ПРИЛОЖЕНИЯ	93

ВВЕДЕНИЕ

Работа ориентирована на неинвазивное усиление двигательных способностей человеческой руки: либо в случае ее заболевания, либо для повышения грузоподъемности плечевого и локтевого суставов работника при перемещении тяжестей на промышленных объектах и при проведении спасательных операций.

Технически усиление осуществляется с помощью экзоскелета («экзо» – греч. вне, снаружи) руки из усиленных углеволокном алюминиевыми стержнями и приводимых в движение системой электродвигателей. Часть нагрузки с руки равномерно распределяется по спине за счет конструкции экзоскелета. Сигналы управления регистрируются накладными датчиками для электромиографии (ЭМГ, электро + греч. мышца + греч. пишу), регистрирующих электрическую активность мышц. Фактическое положение элементов экзоскелета определяется сигналами соответствующих датчиков.

Обработка сигналов с датчиков ЭМГ и датчиков положения осуществляется нейросетью, выполняющейся на специализированном нейропроцессоре. Результатирующий сигнал управления выдается на систему электродвигателей.

Предполагается, что в начальной версии макета экзоскелета скорость обработки данных будет недостаточной для быстрого реагирования на запрос пользователя. В связи с этим предлагается ориентироваться на пациентов с нарушениями деятельности опорно-двигательного аппарата, для которых принципиально не требуется высокая скорость реакции макета экзоскелета.

В дальнейшем скорость реакции будет увеличена, в связи с чем устройство сможет найти применение в среде с высокоактивными движениями – на строительных площадках и в местах ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций.

1 Выбор и обоснование датчиков желаемого и фактического положения экзоскелета, системы электродвигателей, архитектуры нейросети (типа нейросети, включая вариационный автоэнкодер и рекуррентные сети) и нейросетевого вычислителя

В разделе рассматривается система управления рукой человека. Вокруг руки закрепляется подвижный каркас (экзоскелет), на котором размещаются датчики, система управления, электродвигатели (рисунок 1). Система управления стремится привести экзоскелет с рукой в желаемое человеком положение.

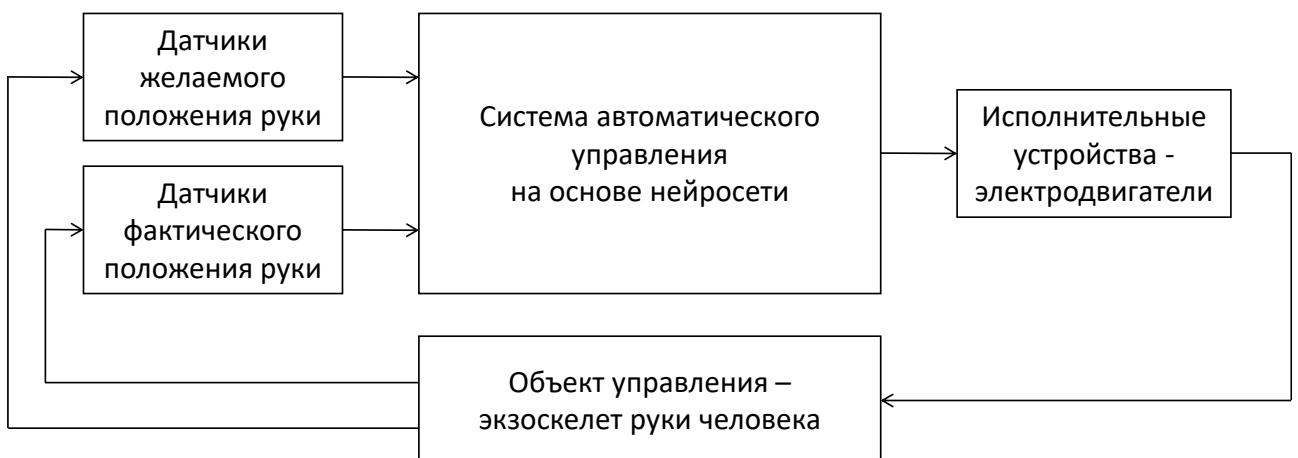


Рисунок 1. Система автоматического регулирования положением руки человека: датчики, система управления и электродвигатели размещаются на подвижном каркасе (экзоскелете), размещенном вокруг руки

Существуют различные классические алгоритмы для реализации систем автоматического управления – одним из наиболее распространенных и эффективных является ПИД-алгоритм (пропорционально-интегрально-дифференцирующий регулятор). Однако ограничивающим фактором его применения в данной работе является сложность адаптивной подстройки параметров.

Управление с помощью нейросетевых алгоритмов хорошо зарекомендовало себя в различных областях науки и техники. Нейросеть представляет собой направленный взвешенный граф, узлами которой являются нейроны, ребрами – синаптические связи. Нейрон выполняет умножение каждого входного сигнала на эмпирически определенный коэффициент,

суммирование произведений и последующую нелинейную обработку полученной суммы. В нейронной сети нейроны располагаются вертикальными рядами – слоями: входным, скрытыми (единицы … десятки штук) и выходным. Нейросеть называется глубокой при количестве скрытых слоев более единицы, а эмпирическое определение весов – глубоким обучением.

Для обучения нейросети необходим набор размеченных данных. В него входят сотни, тысячи, миллионы и более примеров с указанием правильных ответов. В процессе обучения происходит эмпирическая настройка весов. Обычно процесс обучения сходится – нейросетевой алгоритм автоматически находит некоторые закономерности и с помощью них дает верный ответ на ранее неизвестные ему входные данные. Однако существует возможность так называемого переобучения сети, когда сеть «зазубривает» все правильные ответы во время обучения, не выявляя в них закономерностей, и в результате на новых входных данных дает большие ошибки. Существуют способы вывода сети из состояния переобучения.

Обучение нейронной сети, как правило, происходит на сервере ввиду потребности в существенной вычислительной мощности. После настройки всех весов сеть может быть использована для запуска – инференса, применения нейросети с фактическими входными данными в реальных условиях. В ряде случаев, включая рассматриваемый в настоящей работе, для инференса используется процессор, значительно менее вычислительно мощный по сравнению с сервером. Под вычислителем понимается процессор с необходимой электронной связкой: системой генерации тактовых импульсов, модули согласования сигналов для подключения внешних устройств и проч.

Каждый слой нейронов в нейросети несет определенную функциональную нагрузку. Например, сверточный слой реализует математическую операцию свертки во временной области, слой субдискретизации – снижение размерности за счет выбранного алгоритма усреднения по ближайшим соседям.

Архитектурой (типов) нейросети называется конфигурация и состав её слоев. В зависимости от класса решаемой задачи – анализ/синтез звуков (речи) / изображений / текстов на естественных языках, а также задач управления и поддержки принятия решений осуществляют выбор наиболее подходящей архитектуры. В настоящее время существуют десятки – сотни различных архитектур. С каждым днем их количество растет в погоне за более высокой точностью результата работы нейросети.

В настоящем разделе осуществляются последовательные шаги по обоснованному выбору элементов системы автоматического регулирования положением руки:

- датчиков желаемого положения руки;
- датчиков фактического положения руки (экзоскелета);
- двигателей для перемещения руки (экзоскелета) в желаемое положение;
- архитектуры нейросети для выработки управляющих воздействий;
- вычислителя для инференса нейросети в системе автоматического управления.

1.1 Выбор датчиков желаемого положения руки

1.1.1 Общая теория формирования движений

Цель и задачи двигательного действия мышц формируются в мозге. При желании пошевелить конечностью в мозге происходит генерация соответствующего сигнала, который идет по нервам, ведущим к мышцам конечности [1]. Это определяет направленность внимания и усилий человека (рисунок 2).

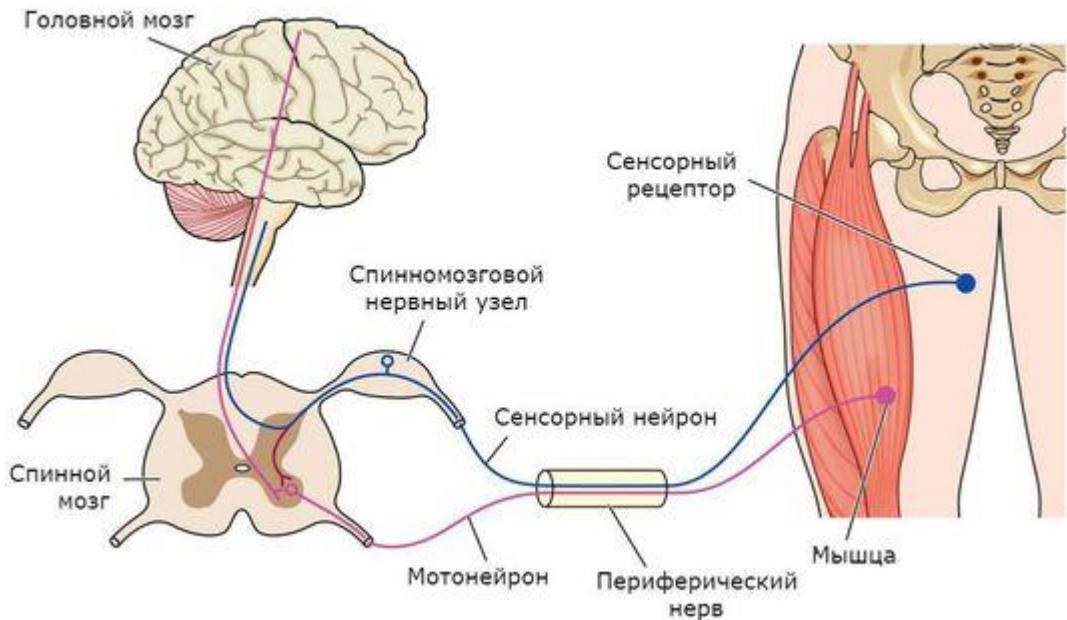


Рисунок 2. Маршрут движения сигнала от мозга к мышце [2].

Управление сократительной активностью мышечной клетки осуществляется с помощью мотонейронов – нервных клеток, тела которых лежат в спинном мозге, а длинные ответвления – аксоны в составе двигательного нерва подходят к мышце [3]. При входе аксона в мышцу он разделяется на несколько веточек (веточки двигательного нерва), каждая из которых соединена с отдельным мышечным волокном. После прихода нервного импульса на место контакта веточки с мышцей происходит деполяризация мембранны клетки мышечного волокна. Каждая клетка в состоянии покоя характеризуется наличием трансмембранной разности потенциалов, как правило от -80 до -100 мВ. Эту разность потенциалов можно измерить наружным (неинвазивно) или внутренним (инвазивно) электродом.

1.1.2 Методы регистрации сигналов движений

Существует четыре различных метода регистрации сигналов движений:

- электрокортография (ЭКоГ) – метод прямой регистрации биоэлектрической активности коры головного мозга электродами, размещаемыми непосредственно на поверхности коры;

- электроэнцефалограмма (ЭЭГ) – считывание сигналов активности мозга с поверхности кожи волосистой части головы;
- перехват сигналов в спинном мозге;
- электромиография (ЭМГ) – считывание сигналов с мышц.

ЭКоГ и перехват импульсов в спинном мозге нам не подходят, так как это требует сложных клинических вмешательств. Существуют исследования [4] в области регистрации движений методом анализа ЭЭГ сигналов. В частности, Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского достиг определенных успехов в регистрации сигналов конкретных конечностей, считывая сигналы над определенным участком мозга [5]. Однако, это довольно сложная задача, так как любая физическая деятельность, например, биение сердца или внезапная судорога пятки левой ноги, отражаются в ЭЭГ и выделить конкретную мышцу почти невозможно. Единственной доступной и хорошо отработанной технологией регистрации сигналов движений является ЭМГ. Поэтому в дальнейшем мы будем ориентироваться на этот тип сигналов.

1.1.3 Методы считывания ЭМГ сигналов

Существует два способа считать сигнал с мышц [6, 7]:

- инвазивно – когда под кожу к мышце вводится игла-электрод и идет прямое считывание потенциала;
- неинвазивно, с использованием поверхностных электродов, контактирующих с кожным покровом;

К преимуществам инвазивного метода можно отнести отсутствие шумов и относительно чистый сигнал. Однако с течением времени, в зависимости от окружающих условий, и образа жизни человека сигнал может претерпевать заметные изменения и даже полностью исчезнуть (игла считывает сигнал не со всей мышцы, а лишь с одного мышечного волокна). Кроме того, использование инвазивных электродов резко ограничивают мобильность человека и резко повышают сложность, стоимость исследований и удобство использования конечного продукта. Использование поверхностных электродов значительно

дешевле, проще и доступнее. Их самым большим недостатком является явление интерференции сигналов. Так как электрод располагается на кожном слое, под которым может находиться несколько мышц, то конечный сигнал складывается из сигналов всех близлежащих мышц, причем их амплитуда, как известно из курса общей физики, пропорциональна $\frac{1}{r^2}$. Это затрудняет считывание сигналов с глубоко расположенных мышц и в целом получаемый сигнал может не до конца отражать характер поведения интересующей нас мышцы. Тем не менее, эту задачу можно решить методами обработки сигналов и анализа ЭМГ-интерференции [8]. Из-за высокой доступности и простоты использования в нашей работе мы будем считывать сигналы поверхностными ЭМГ электродами.

1.1.4 Поверхностные ЭМГ электроды

Основной диапазон частот биопотенциалов, регистрируемых поверхностными электродами, составляет 20 - 200 Гц, с максимумом около 50-100 Гц с амплитудой около 50 мВ. В настоящее время производится два основных типа поверхностных ЭМГ электродов: мокрые и сухие. Общий вид обоих электродов показан на рисунке 3. Мокрые электроды крепятся к человеку на специальный гель, что улучшает регистрирующие свойства электродов, но резко снижает удобство их использования. Сухие же достаточно приложить на чистый участок кожи и закрепить, например, при помощи компрессионной ткани. Самым популярным материалом изготовления электродов является Ag/AgCl. Он обладает малой коррозией с человеческой кожей, легок в изготовлении и имеет хорошую чувствительность [9, 10].

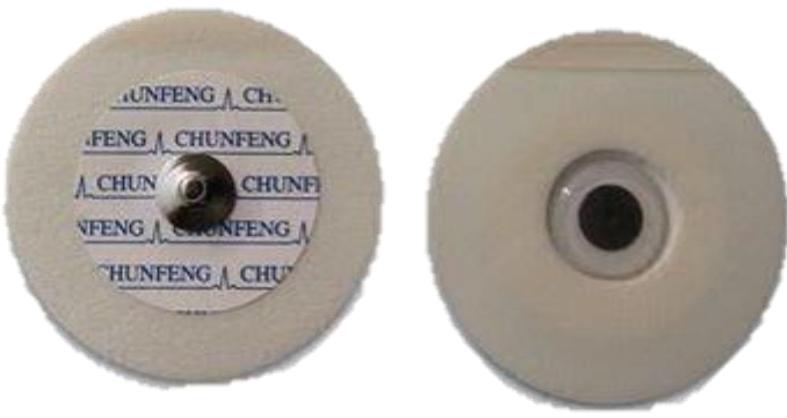


Рисунок 3. Поверхностный EMG электрод.

Существуют и другие материалы для сухих электродов, такие как медицинская сталь, платина и т.д. На сегодняшний день лучшими характеристиками как по считыванию сигнала, так и по удобству использования обладают электроды, изготовленные из оксида графена либо нанотрубок (рисунки 4, 5). Как правило достаточно вымочить участок компрессионной ткани в растворе нанотрубок либо графена и после запекания электрод готов [11]. Дисперсия сигнала с таких электродов ниже чем у Ag/AgCl на 4-5 %, а чувствительность выше на 10-15 % [12, 13].

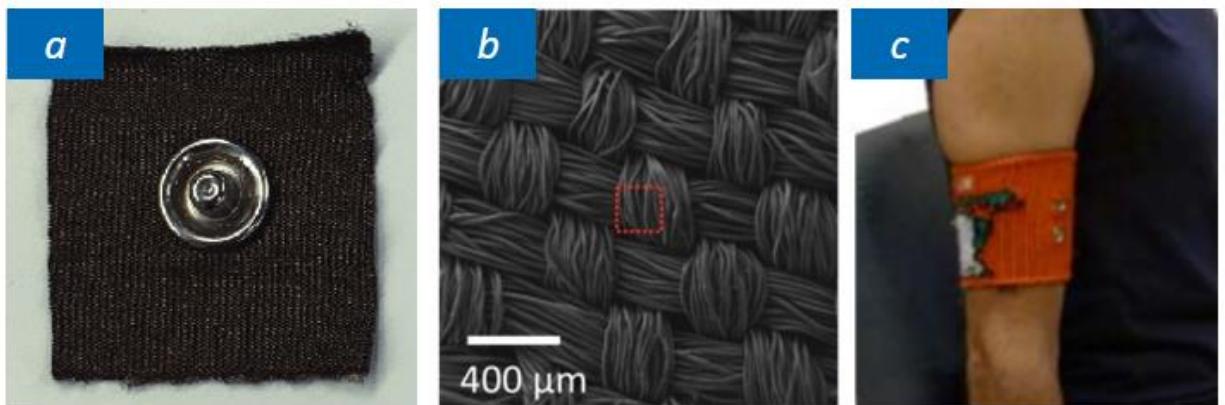


Рисунок 4. a) Пример ЭМГ электрода, изготовленного из графена и компрессионной ткани [13], b) структура электрода под микроскопом [12], c) пример крепления электрода на руку с помощью компрессионной ткани [13]

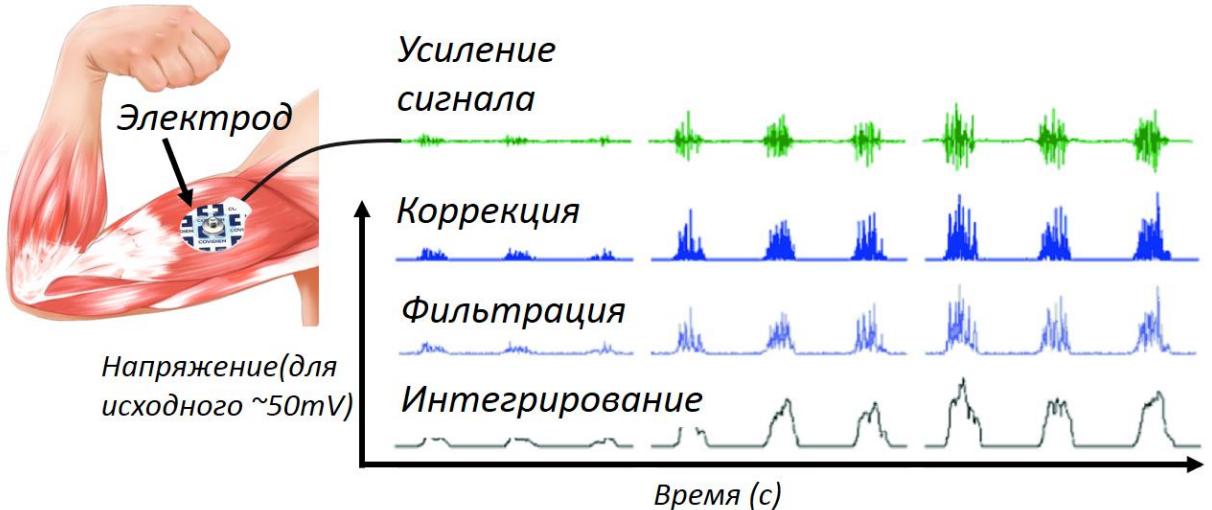


Рисунок 5. Пример крепления поверхностного ЭМГ электрода (слева). Пример ЭМГ сигнала (справа) и этапы его обработки. Напомним, что получаемый зеленый сигнал является суммой сигналов нескольких мышц.

1.2 Выбор датчиков фактического положения руки

1.2.1 Кинематические ограничения на движение руки

Суставные поверхности покрыты суставным хрящом. Вследствие постоянного трения суставной хрящ приобретает гладкость, облегчающую скольжение суставных поверхностей, а вследствие эластичности хряща он смягчает толчки и служит буфером. Также, синовиальная жидкость, заполняющая полость суставов, выполняет функцию смазки и предотвращает трение суставов. Тем самым движения человека приобретают плавность, являющуюся критерием естественного движения.

Важным ограничением являются скоростные способности человека, то есть возможности, обеспечивающие ему выполнить двигательное действие в минимальный момент времени.

Скорость движений руки зависит от их направления. Вращательное движение является одним из более быстрых движений. Его характеристика измеряется в град/с. В результате консультации у экспертов из Центра медицинской реабилитации Сеченовского университета были получены оценки

максимальных значений угловых скоростей для плечевого и локтевого суставов в различных плоскостях (таблица 1).

Таблица 1. Максимальные угловые скорости суставов

Тип сустава / плоскость	Максимальные угловые скорости суставов, град/с		
	Сагиттальная	Поперечная	Вращение
Плечевой	130	>90	>200
Локтевой	-	-	>150

Активный диапазон движений во всех направлениях в суставах верхних конечностей необходим для выполнения всех видов повседневной деятельности. Диапазон углов движения человека зависит от наличия нарушений объема движений вследствие таких причин, как, например, заболевания. Тем не менее эксперимент, проведенный для людей различных полов и возрастов, показал, что диапазон значений углов ограничен, и для плечевого сустава в вертикальной плоскости принимаются значения от -60° до 180° в горизонтальной плоскости – от 90° до 70° (рисунок 6). Именно эти ограничения нам необходимо знать для выбора датчиков отслеживания движений.

Для локтевого сустава углы поворота в вертикальной плоскости лежат в диапазоне от 0° до 140° , в горизонтальной плоскости - от -110° до 20° (рисунок 7).

Таким образом, выявлена следующая группа критериев, которые должны учитываться при выборе датчиков вращения:

- плавность движений;
- ограничение скорости движения;
- ограничение диапазона значений углов.

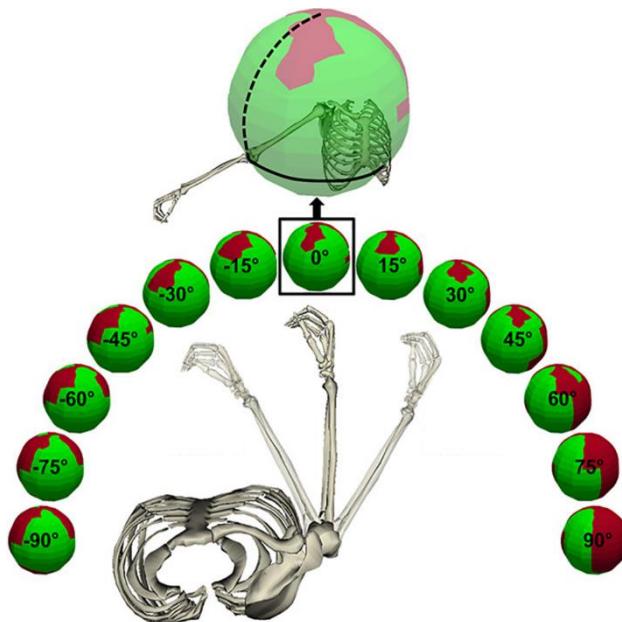


Рисунок 6. Схема движения плечевого сустава. Красным цветом обозначены запрещенные для сустава зоны

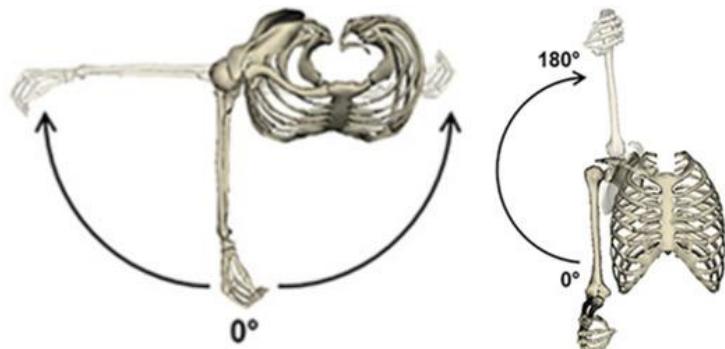


Рисунок 7. Схема движения локтевого сустава

1.2.2 Выбор датчиков фактического положения руки – датчиков вращения

Существует два наиболее часто используемых типа датчиков вращения – энкодер и потенциометр.

Энкодер необходим для точного измерения углов поворота и скорости движения цифровым способом. Он широко используется в промышленности, например, в роботостроении. Энкодеры являются устройствами, преобразующими вращательное движение вала в серию электрических

импульсов. По принципу выдачи данных они подразделяются на инкрементальные и абсолютные.

Инкрементальный энкодер показывает направление поворота и измеряет изменения углового смещения, а не абсолютные значения углов. На рисунке 8 изображены устройство энкодера в разрезе (слева), вид его сигнала (в центре) и электрическая схема (справа). Принцип работы заключается в последовательном замыкании и размыкании электрических ключей. Получаемые сигналы со входов А и В смещены на одну четверть, что позволяет определить направление вращения.

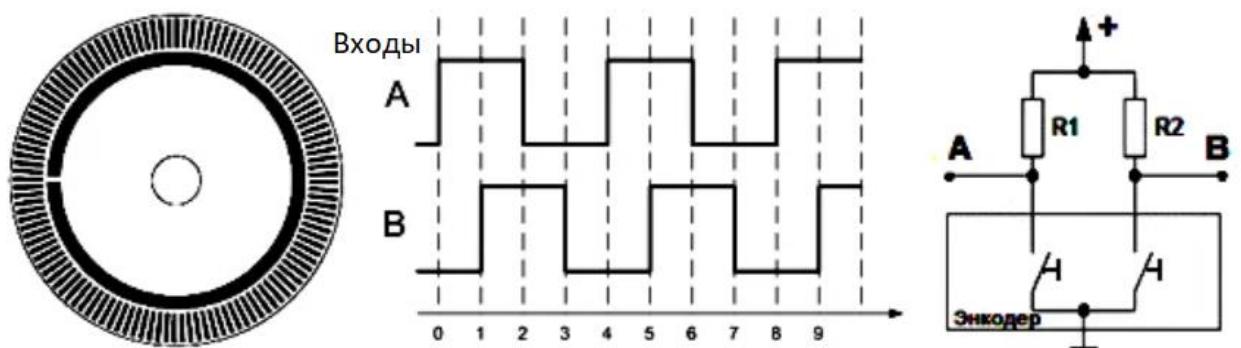


Рисунок 8. Инкрементальный энкодер

Поворотный круг абсолютного энкодера разделен на пронумерованные сектора одинакового размера (рисунок 9). С помощью данного типа энкодера можно определить угол относительно нулевого сектора, то есть значения номеров секторов.

Также, помимо механических энкодеров, рассмотренных выше, существуют магнитные и оптические, принцип действия которых основаны на эффекте Холла и принципе оптического сканирования светового потока соответственно. Данные виды не рассматривались в силу их относительно высокой стоимости.

Перейдем к характеристикам энкодеров. Их скорость вращения не превышает 2 об/с, или $720^\circ/\text{с}$, диапазон вращения не ограничен. Шаг дискретизации, интервал времени между двумя последовательными отсчетами

аналогового сигнала, является мерой плавности движений. В случае энкодеров он составляет примерно 5° .

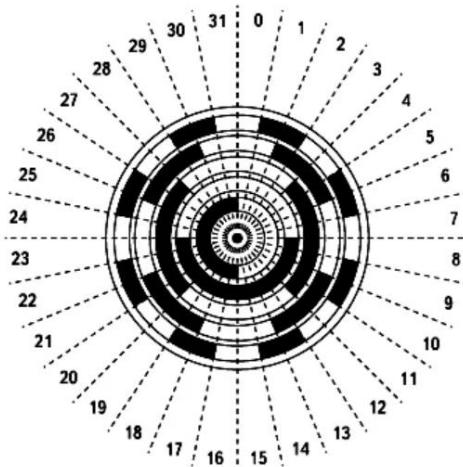


Рисунок 9. Абсолютный энкодер

Потенциометром называются регулируемые делители напряжения для настройки его на прибор при постоянном токе. Принцип его работы основан на изменении сопротивления с помощью ручки, что приводит к падению напряжения, снимаемого с выводов, которые подключены к контроллеру (рисунок 10).

Различают аналоговые и цифровые потенциометры. Из существенных отличий следует выделить более высокую точность цифровых моделей, но в то же время их сложно запрограммировать, в отличие от аналоговых. Главным отличием потенциометров от энкодеров является ограниченность диапазона углов, который они могут измерять: до 300° . Максимальная скорость вращения потенциометра не отличается от значений, характерных для энкодера, а шаг дискретизации на 2 порядка меньше, и составляет $0,01^\circ$.

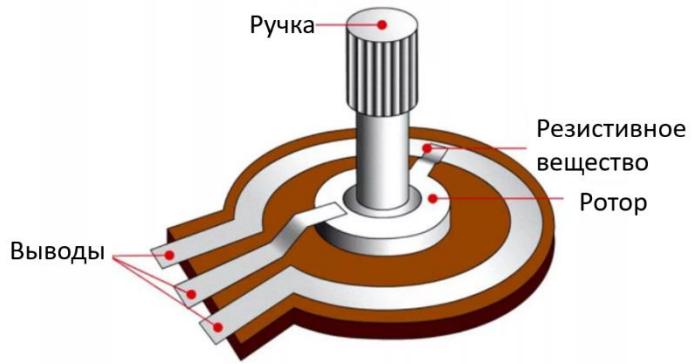


Рисунок 10. Внутреннее устройство потенциометра

Сравнение ключевых характеристик энкодера и потенциометра приведены в таблице 3.

Таблица 4. Характеристики датчиков вращения

Параметр / тип датчика	Энкодер	Потенциометр
Макс. скорость вращения, °/с	720	720
Шаг дискретизации, °	5	0,01
Диапазон углов, °	не ограничен	0-300

С учетом проанализированных выше кинематических ограничений на движение руки, а также полученных рекомендаций от экспертов Центра технической поддержки образования (ЦТПО) МФТИ и Курчатовского института о минимальном шаге дискретизации для экзоскелета руки, равном $0,5^\circ$, останавливаем выбор на аналоговом потенциометре. Для данной работы выбрана доступная и удовлетворяющая указанным характеристикам модель 16K1-A10K.

1.3 Выбор системы электродвигателей

...

1.4 Выбор архитектуры нейросети

Главной целью настоящей работы является разработка алгоритма, позволяющего по считанным данным предсказывать наиболее вероятное будущее положение конечности. На данном этапе решается задача предсказания траектории положения левой руки. В качестве первичных данных используются электромиографические (ЭМГ) сигналы мышц руки и координаты положения её элементов (плеча и предплечья).

Особенностью работы является применение нейросетевого алгоритма для предсказания положения руки – с учетом изученной информации в области экзоскелетов такой подход применяется *впервые*.

Далее в разделе анализируются особенности получения и обработки информации от датчиков желаемого и фактического положения руки, выполняется обзор существующих нейросетевых решений, осуществляется обоснованный выбор архитектуры нейросети для реализации в системе автоматического управления положением руки.

1.4.1 Данные о желаемом положении руки

Во время работы мышцы происходит перенос заряженных частиц (Ka , Na) сквозь клеточную мембрану. В итоге происходит перераспределение заряда, что ведет к изменению так называемого биопотенциала. ЭМГ сигнал представляет собой временной ряд, отображающий зависимость амплитуды биопотенциала мышцы от времени (рисунок 11).

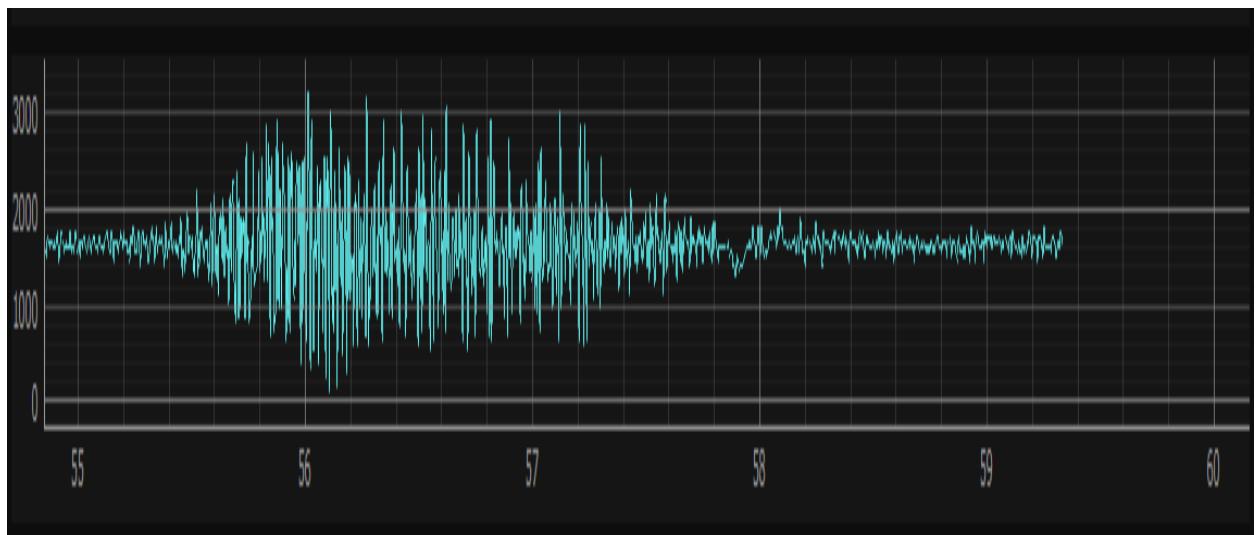


Рисунок 11. Пример считанного биопотенциала (ЭМГ сигнала) двуглавой мышцы левой руки во время сгибания

Считывание сигнала производится поверхностными электродами. Основной диапазон частот биопотенциалов, регистрируемых поверхностными электродами, составляет 20 - 300 Гц. Максимум мощности приходится на 50 – 100 Гц с амплитудой около 50 мВ. Считанные данные проходят этап усиления и фильтрации высоких (более 800 Гц) и низких (менее 10 Гц) частот. В нашем случае производится съем данных с пяти ЭМГ датчиков: 2 на плече и 3 на дельтовидную мышцу.

1.4.2 Данные о фактическом положении руки

Этот тип данных представляет зависимость угла поворота сустава руки от времени (рисунок 12). В среднем, значение угла лежит в пределах от 10 – 90 °, а частота стабильно меньше 5 Гц. По этому критерию можно успешно провести фильтрацию и удалить высокочастотный шум, получив тем самым гладкую кривую.

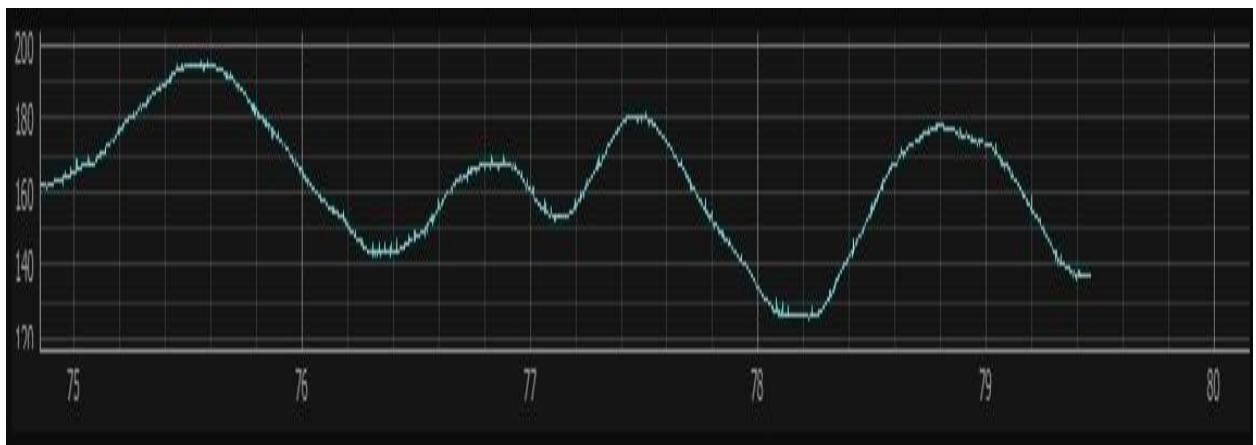


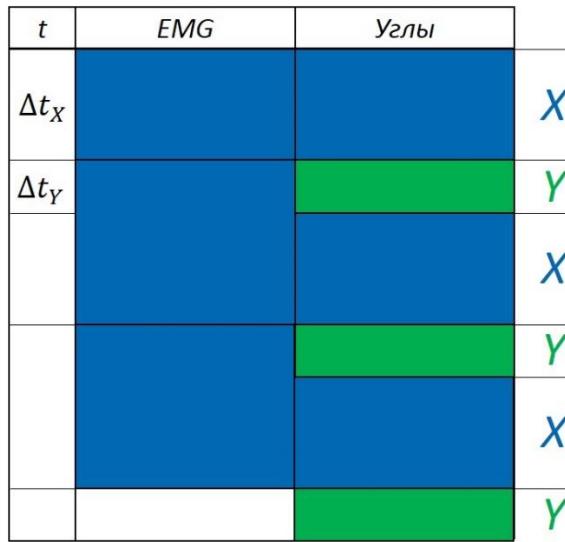
Рисунок 12. Зависимость угла поворота левого предплечья от времени

По окончании предобработки данные ЭМГ и положения руки сохраняются в текстовом файле для последующего формирования набора данных. В нашем случае производится съем данных с трех потенциометров, измеряющих угол поворота локтевого сустава и плечевого сустава в двух плоскостях.

1.4.3 Первичный набор данных (**dataset**) для обучения нейросети

С учетом необходимости непрерывного предсказания траектории движения руки предлагается структура набора данных, изображенная на рисунке 13.

Первым делом, исходя из задачи, выбираются временные интервалы: Δt_X сек. для входных данных, на основе которых нейросеть сделает предсказание на ближайшие Δt_Y сек. Изначально временной шаг дискретизации данных составляет 2 мс. Входные данные состоят из ЭМГ данных с 5-ти датчиков и координат положения элементов руки с трех датчиков. Из-за непрерывности предсказания, целевая переменная «Y» извлекается из входных данных следующей итерации.



*Рисунок 13. Структура данных, передаваемых на вход нейросети:
входные блоки – синие, предсказанные нейросетью – зеленые*

Подача входных данных возможна двумя способами.

Первый способ – представление массива числовых значений в формате float32. В этом случае на вход в качестве ЭМГ сигналов подается непосредственно временная зависимость амплитуды биопотенциала от времени, а в качестве данных положения руки – временная зависимость угла поворота. В итоге, входные данные можно представить в соответствии с таблицей 5.

Таблица 5. Временные метки, (синие) показания 5 датчиков желаемого положения (emg) и 3 датчиков желаемого положения, а также предсказанные нейросетью положения руки (зеленые)

time	emg 1	emg 2	emg 3	emg 4	emg 5	pot 1	pot 2	pot 3
79.49	1654.03	1586.32	1586.32	1586.32	1586.32	150.0	110.0	142.0
79.492	1657.25	1521.84	1521.84	1521.84	1521.84	150.0	111.0	142.0
79.494	1654.03	1554.08	1554.08	1554.08	1554.08	150.0	111.0	143.0
79.496	1660.48	1741.08	1741.08	1741.08	1741.08	150.0	111.0	142.0
79.498	1660.48	1934.54	1934.54	1934.54	1934.54	149.0	111.0	141.0
						149.0	111.0	141.0
						149.0	111.0	140.0
						148.0	112.0	140.0

Второй способ – представление входных данных в виде спектрограмм благодаря возможности интерпретации ЭМГ сигнала суперпозицией частот. Входные данные положений руки не несут частотной информации, поэтому

формат их входа и выхода можно оставить прежним и использовать числовые значения. В этом случае пакет входных данных преобразуется к виду, указанному на рисунке 14.

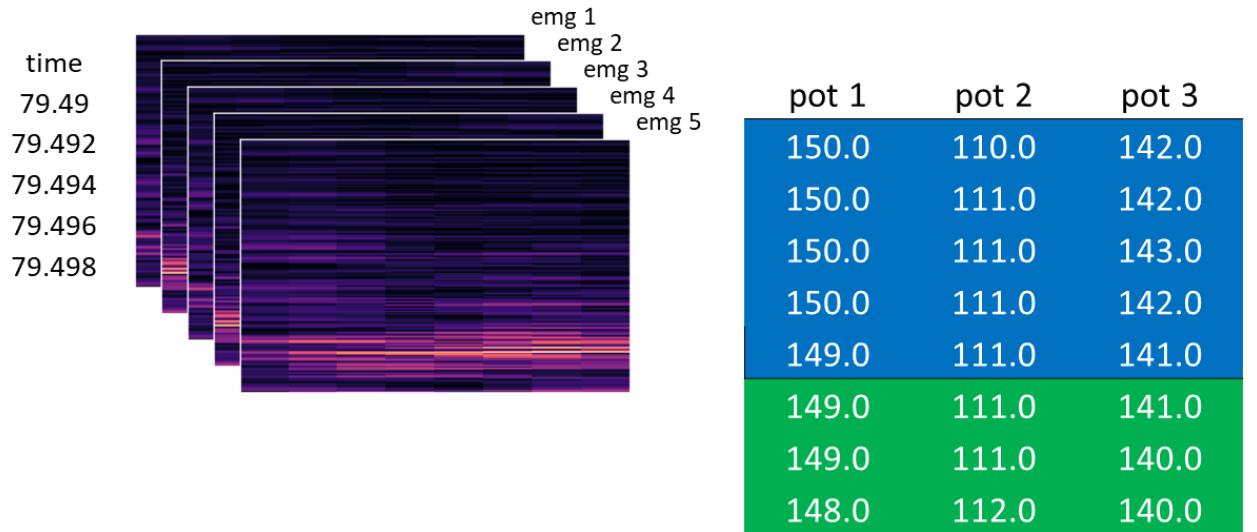


Рисунок 14. Входные данные для нейросети в случае использования спектrogramм ЭМГ сигналов: спектrogramмы с датчиков желаемого положения и float32-представление информации с датчиков фактического и предсказанного положения

В дальнейшем в качестве первичного набора данных (dataset) для обучения нейросети будем использовать второй способ со спектрографическим представлением желаемого положения руки ввиду наличия встроенной предобработки информации и, следовательно, возможности повышения скорости обучения нейросети.

1.4.4 Обзор существующих нейросетевых решений

Задача обработки сигналов ЭМГ нейросетевыми методами не является новой. Значительных успехов в этой области достигли разработчики алгоритмов, решающих задачу классификации типов движения по заданному ЭМГ сигналу [14 – 16]. Например, алгоритм может различать вращение кисти, либо её наклон в одной из плоскостей, либо сжатие ладони. На сегодняшний день удалось получить максимальную точность классификации 7-ми различных движений –

98,31% и 18 движений – 68,98% [17]. Общая схема работы архитектуры используемых нейросетей представлена на рисунке 15.

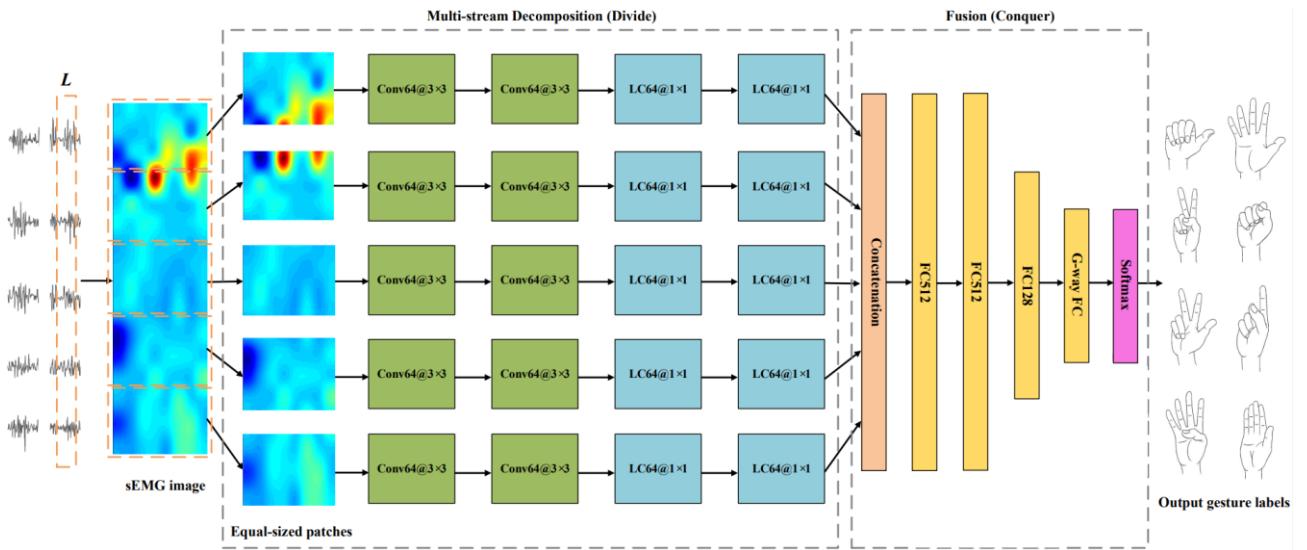


Рисунок 15. Архитектура нейросети, способной проводить классификацию жестов кисти по входящим ЭМГ сигналам [14]. Исходный ЭМГ сигнал переводится в спектrogramму, которая переходит через несколько сверточных слоев нейросети. Затем результат сверток вытягивается в один вектор и проходит через полносвязные слои. Последний полносвязный слой выдает вероятность принадлежности входных сигналов к тому или иному движению.

На вход нейросети подается обработанный ЭМГ сигнал. ЭМГ сигнал, как было сказано ранее, представляет из себя временной ряд. В задачах машинного обучения временные ряды принято подавать в виде спектрограмм, т.е. в виде изображений, размеры которых пропорциональны промежутку используемых частот и временному промежутку, а значение пикселя пропорциональна мощности определенной частоты в определенный момент времени. При работе с изображениями хорошо зарекомендовали себя сверточные нейронные сети (Convolutions Neural Network или CNN) [18, 19]. Данный тип нейросетей может «вытягивать» характерные признаки изображения и в оцифрованном виде подавать их на следующие слои. Следующие слои представляют собой различные вариации полносвязных сетей (Fully Connected Networks или FCN, рисунок 16). В простом варианте это стандартная хорошо известная модель нейрона. Именно FCN слои отвечают за формирование конечного предсказания

нейросети, например, отнесение входного объекта к определенному классу, либо генерации новой величины (так называемые генеративные сети или GAN).

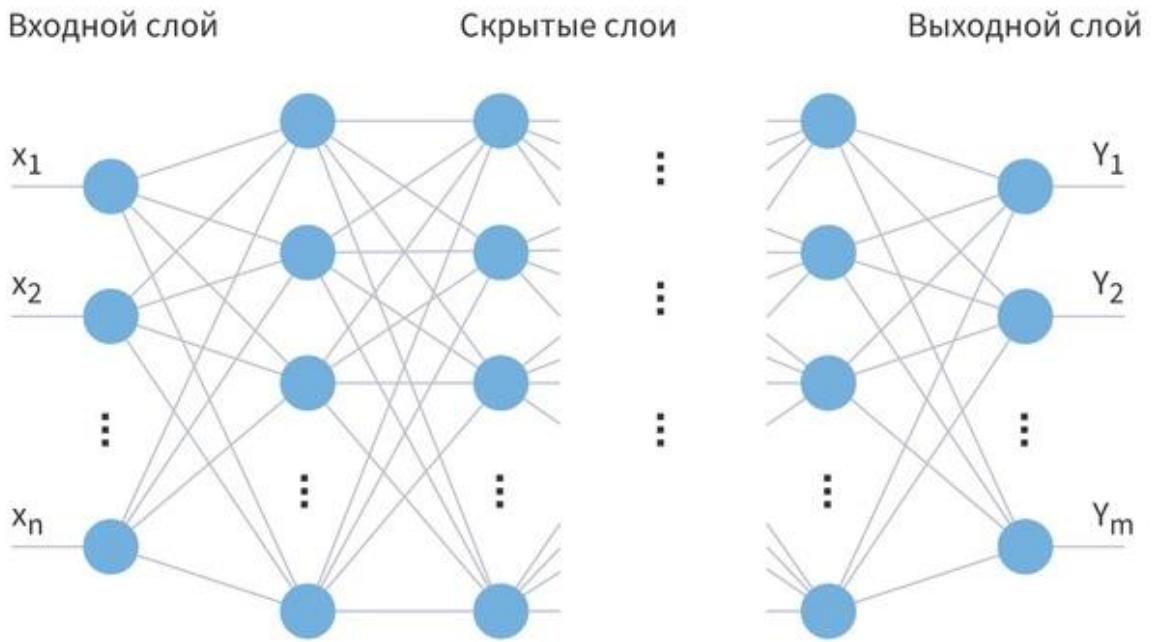


Рисунок 16. Общая структура полносвязной нейронной сети (FCN) [20]

Однако, несмотря на обширную базу работ по теме обработки ЭМГ сигналов нейросетевыми методами, задача предсказания траектории конечности на данный момент слабо освещена в научном сообществе. В ноябре 2021 года команда разработчиков из МИТ представила нейросетевой алгоритм, который, анализируя сигналы с датчиков положения четвероногого робота, мог предсказывать дальнейшую траекторию его конечностей [21]. Таким образом была решена задача правильного приземления робота на поверхность. Тем не менее, вопрос о методе предсказания траектории конечности человека по имеющимся ЭМГ сигналам остается открытым.

1.4.5 Выделение признаков из входных данных для генерации (предсказания) траектории движения

Основная задача нейросети – генерация (предсказание) наиболее вероятной траектории на основе входных данных. Но прежде чем генерировать координаты, необходимо извлечь признаки из входных данных. Так как у

имеется входные данные о двух видах положений – желаемом (ЭМГ сигнал) и фактическом (координата руки), извлекать данные будем по-разному для каждого типа данных. Так как ЭМГ сигнал является временным рядом, основываясь на изученном материале и здравом смысле наиболее действенным методом является приведение входного ЭМГ сигнала к спектру и дальнейшая работа с ним. В силу того, что ЭМГ данные возможно подавать по-разному (п. 1.4.3): временным рядом либо спектрограммой, обработать сигнал с помощью спектров можно двумя способами.

Первый способ – в случае подачи данных ЭМГ в виде временного ряда, т.е. простой последовательности чисел. В этом случае разумным решением является применение к последовательности преобразования Фурье. Однако, данная операция имеет высокую вычислительную сложность $O(N^2)$. В случае быстрого преобразования (FFT) сложность $O(N \ln(N))$. Такую же сложность имеет и операция быстрой дискретной свертки, когда перемножается две последовательности чисел. В нашем случае первой последовательностью является ЭМГ сигнал с датчика, второй – ядро свертки (рис. 7). Но главное преимущество свертки над FFT состоит в способности обучаться. Таким образом, применяя свертку можно не только получить спектр сигнала, но и выделить необходимую частоту или зафиксировать её отсутствие. Это достигается путем изменения значений в ядре свертки при обучении нейросети. Для лучшего эффекта необходимо применять несколько ядер к сигналу, так как каждое ядро выделяет свой важный параметр из сигнала. Так формируется первый сверточный слой. Затем результат – появившиеся последовательности, сворачиваются с новыми ядрами и так далее. На этом сверточный блок нейросети заканчивается.

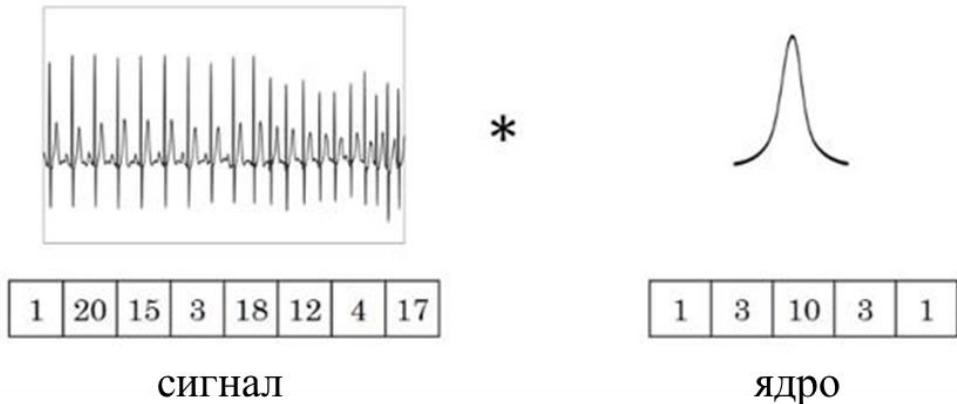


Рисунок 17. Одномерная свертка: входной сигнал, символ свертки, ядро свертки

Второй способ основан на переводе сигнала в его спектрограмму. В итоге на вход с каждого датчика подается изображение. Как было упомянуто ранее, работу с изображениями лучше всего решают всё те же сверточные слои. Но в случае изображения необходимо применять двумерные свертки. По сути, получается то же обучаемое преобразование Фурье.

1.4.6 Обзор видов нейросетей для генерации траектории движения

Выделив необходимые признаки из ЭМГ сигнала, их можно соединить со значениями координаты руки и дальше предсказывать траекторию. Так как предсказание будет заключаться в генерации последовательности координат для конечного интервала времени, то далее необходимо использовать генератор. Сгенерированные координаты могут быть поданы на систему электроприводов, которая в свою очередь приведет экзоскелет в движение по заданной траектории (рисунок 18). Система электродвигателей включает в себя набор электродвигателей и драйвер – схему согласования слаботочных сигналов (единицы-десятки мА) на выходе вычислителя и мощных сигналов (единицы-десятки А).

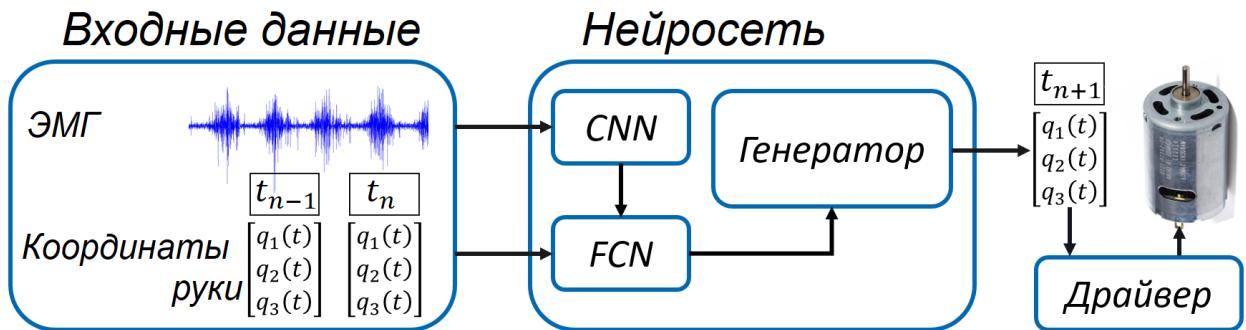


Рисунок 18. Структурная схема работы нейросетевого управляющего алгоритма

В настоящее время генеративные нейросетевые алгоритмы можно разделить на два основных типа: автоэнкодеры и рекуррентные нейросети. В настоящей работе исследуется каждый из этих типов для решения задачи предсказания траектории движения экзоскелета.

1.4.7 Анализ архитектуры нейросети типа автоэнкодер

Главная цель автоэнкодера – воспроизводить на выходе входные данные. Суть заключается в том, что автоэнкодер с помощью кодировщика сначала сжимает пространство входных данных, тем самым обучаясь выделять малое количество наиболее значимых признаков – вектор скрытых состояний, которые формируют так называемое латентное пространство. Затем с помощью декодера расширяет эти признаки обратно, тренируясь точно восстановить информацию либо предсказать похожую. Необходимо настроить кодировщик и декодер как нейронные сети и изучить наилучшую схему кодирования-декодирования с помощью итеративного процесса оптимизации. Общая структура автоэнкодера представлена на рисунке 19.

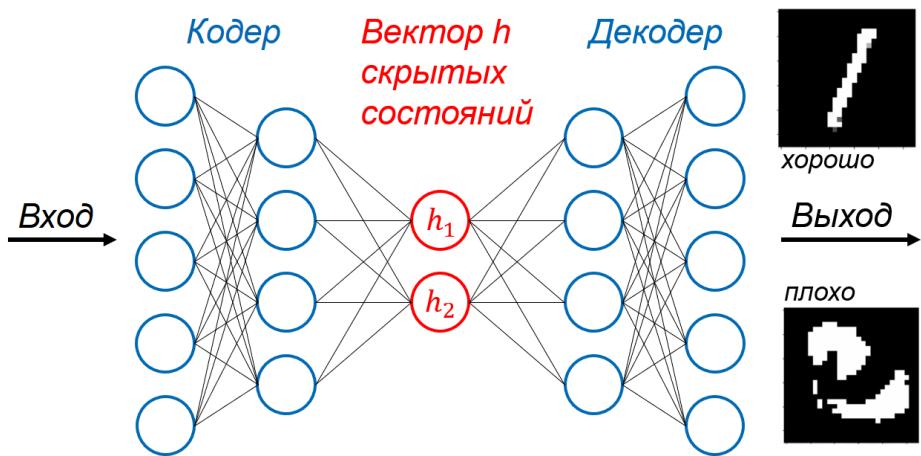


Рисунок 19. Структура автоэнкодера. Входные данные кодируются кодером и формируют вектор скрытых состояний в латентном пространстве. Затем декодер расширяет этот вектор к исходному формату. На примере датасета рукописных цифр «MNIST» продемонстрировано, что выход нейросети может как совпадать по типу со входом (единичка), так и полностью отличаться от него (кракозябра внизу).

Однако у автоэнкодеров существует значительный недостаток, заключающийся в том, что нельзя гарантировать разумного формирования латентного пространства. Это означает, что, взяв случайную точку в пространстве, генерируемая величина будет бессмысленной (пример на рисунке 19). Это происходит из-за отсутствия структуры (или регулярности) в латентном пространстве, в силу чего, автоэнкодер годится в основном для кодирования и декодирования информации с минимальными потерями и сильно склонен к переобучению.

1.4.8 Анализ и применение в экзоскелете архитектуры нейросети типа вариационный автоэнкодер

Таким образом, чтобы использовать декодер автоэнкодера (VAE) для генерации величин, необходимо регуляризовать латентное пространство. Вариационный автоэнкодер можно определить, как автоэнкодер, обучение которого достаточно регулярно, чтобы избежать переобучения и гарантировать наличие у скрытого пространства структуры, что в свою очередь гарантирует получение предсказаний того же типа, что и входные данные. Регуляризация достигается сведением распределения признаков латентного пространства к

нормальному распределению. Самый простой способ добиться этого, это разделить выходные данные кодера на среднее и дисперсию, последнюю умножить на случайную величину из нормального распределения и просуммировать. Полученную сумму подать на вход декодеру. Структурная схема данного преобразования показана на рисунке 20.

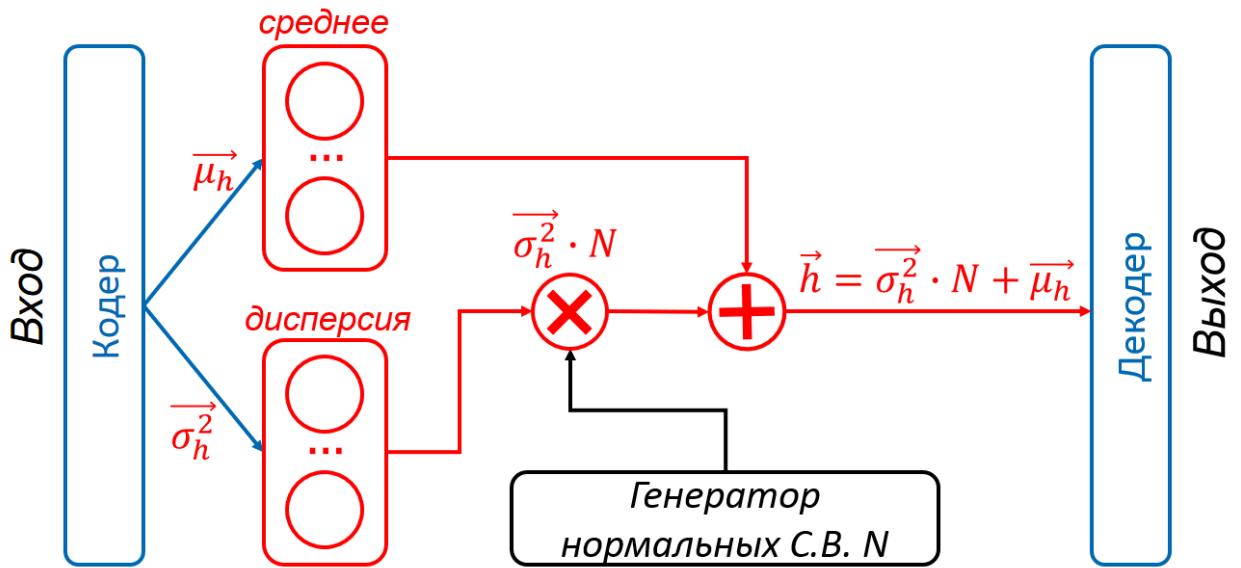


Рисунок 20. Блок-схема вариационного автоэнкодера

Для применения рассмотренной схемы вариационного автоэнкодера необходимо учесть дуализм данных о желаемом (ЭМГ) и фактическом положении руки. ЭМГ данные подаются на вход сверточных слоев либо в виде временного ряда, либо в виде спектрограмм. На выходе обработанные данные соединяются с входными данными положения руки и вместе подаются на кодер, который производит сжатие количества признаков. Выходные данные кодера разделяются на две равные группы, одна из которых по смыслу имеет значение математического ожидания, а вторая – среднеквадратичного отклонения. Выходной вектор скрытых параметров подаётся на вход декодеру, который, расширяя пространство параметров, на выходе генерирует набор чисел – координат руки в указанный временной интервал. Архитектура нейросети на базе вариационного автоэнкодера, адаптированная для предсказания траектории

экзоскелета с представлением ЭМГ сигнала в виде временного ряда, приведена на рисунке 21.

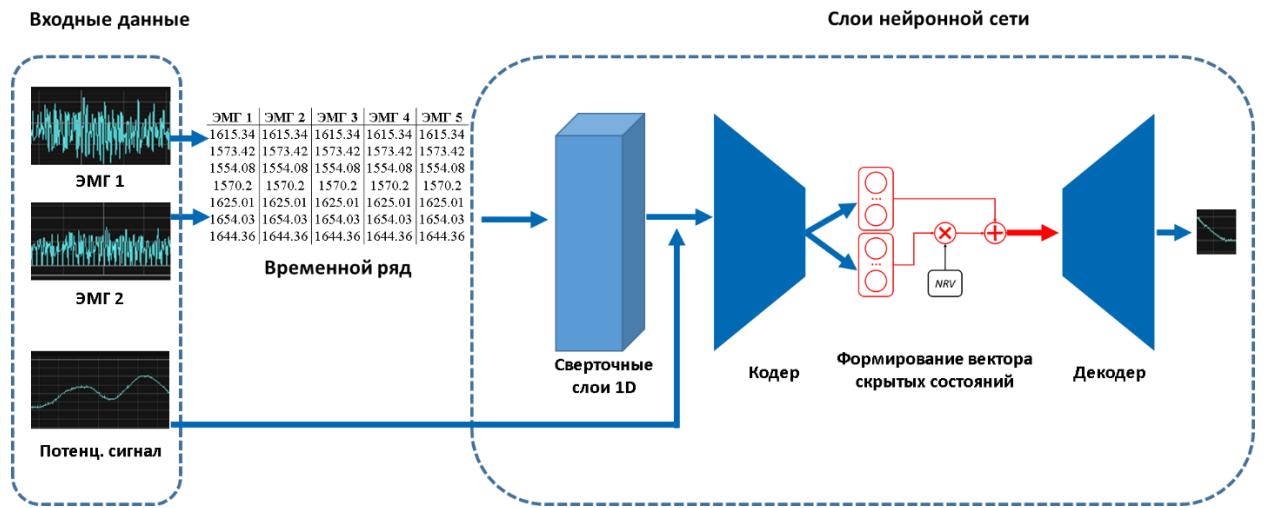


Рисунок 21. Архитектура нейросети на базе вариационного автоэнкодера для предсказания траектории экзоскелета с представлением ЭМГ сигнала в виде временного ряда

1.4.9 Анализ и применение в экзоскелете архитектуры типа рекуррентной нейросети

Рекуррентные нейронные сети (РНС) – вид полносвязных нейронных сетей, основной отличительной особенностью которых является направленность и последовательность связей между элементами. В классических нейронных сетях подразумевается, что все входы и выходы независимы. Но для многих задач это не подходит, например, при анализе временных рядов. В этом случае рекуррентные нейронные сети оказываются весьма результативными. Идея данного вида заключается в последовательном использовании информации, что позволяет учитывать результаты, полученные на предыдущих итерациях. Фактически это сети, которые используют «память», учитывающую предыдущую информацию.

Все РНС имеют форму цепи повторяющихся модулей нейронной сети. Иногда для решения задач достаточно просмотреть последнюю информацию, т.е. из предыдущего модуля. Но во множестве задач требуется учитывать более раннюю информацию, с которой, к сожалению, обычная РНС справляется плохо:

по мере увеличения разрыва между предыдущей информацией и местом, в котором она нужна, теряется связь между модулями. В связи с этим предполагается использовать ячейки LSTM (Long short-term memory), которые способны обучаться долгосрочным зависимостям (рисунок 22). Их главным преимуществом является наличие вентиляй, контролирующих состояние ячейки, т.е. количество информации, которое необходимо пропустить на следующий слой. В LSTM существует три типа вентиляй: вентиль утраты для определения доли информации, которую необходимо выбросить из состояния ячейки, вентиль сохранения – которую оставить, и новое состояние, включающее в себя информацию, которая пойдет на выход из ячейки.

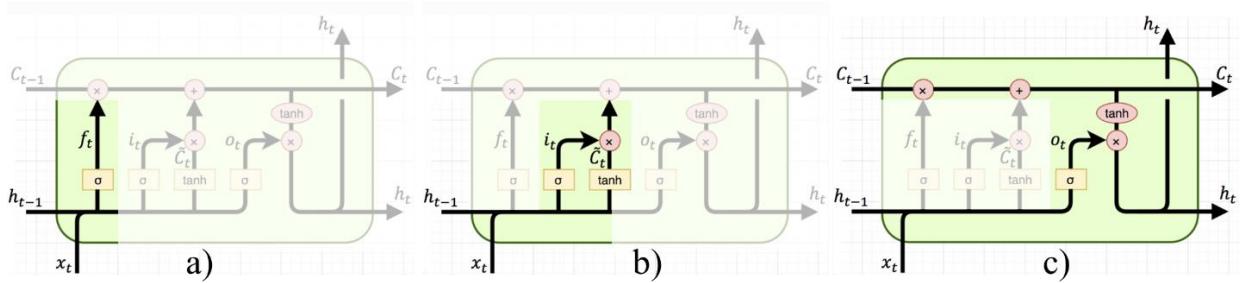


Рисунок 22. LSTM ячейка: a) вентиль утраты, b) вентиль сохранения, c) вентиль нового состояния

Основываясь на изученном материале, была построена архитектура нейросети, базирующаяся на использовании LSTM ячеек. Входными данными являются ЭМГ сигналы и данные положения элементов руки. Первые переводятся в спектр либо спектrogramму и обрабатываются сверточными слоями нейросети. По прохождении данных слоев к полученным результатам присоединяются данные положения руки, и далее объединенные данные поступают на вход рекуррентным слоям, которые состоят из последовательного набора LSTM-ячеек. После выхода из рекуррентных слоев данные поступают на полносвязные слои, в которых происходят конечные вычисления и, следовательно, образовывается результат всей нейросети. На выходе нейросети получается массив, размер которого в пересчете на время соответствует требуемой длительности сигнала с потенциометра, то есть траектории, которую

необходимо было предсказать. Архитектура нейросети на базе рекуррентной нейросети, адаптированная для предсказания траектории экзоскелета с представлением ЭМГ сигнала в виде спектрограмм, приведена на рисунке 23.

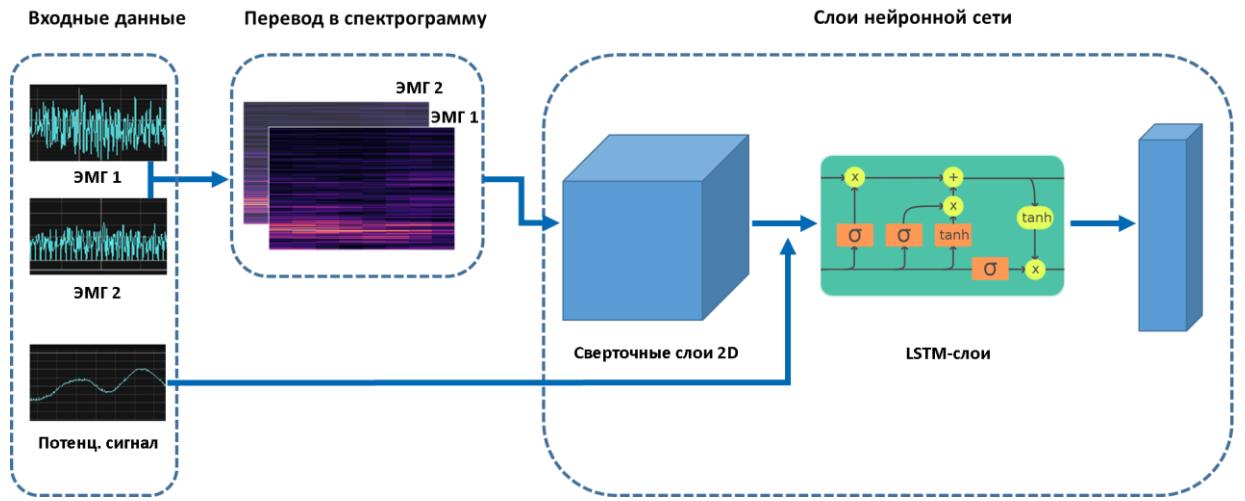


Рисунок 23. Архитектура нейросети на базе рекуррентной нейросети для предсказания траектории экзоскелета с представлением ЭМГ сигнала в виде спектрограмм

1.4.10 Выбор архитектуры нейросети, адаптированной для предсказания траектории движения экзоскелета

Для обоснованного выбора из ранее проанализированных и адаптированных для предсказания траектории движения экзоскелета архитектур нейросетей применим теорию решения изобретательских задач, а именно с помощью построения матрицы принятия решений (рисунок 24).

Вид входного ЭМГ сигнала		
	Временной ряд	Спектrogramма
Архитектура	Вариационный автоэнкодер	VAE + врем.ряд
	Рекуррентная нейросеть	RNN + врем.ряд
	Рекуррентный вариационный автоэнкодер	LSTM + VAE + врем.ряд
		VAE + спектр
		RNN + спектр
		LSTM + VAE + спектр

Рисунок 24. Матрица принятия решений для обоснованного выбора наиболее подходящей архитектуры нейросетевого алгоритма предсказания траектории экзоскелета

Можно заметить, что каждая из описанных выше архитектур (вариационный автоэнкодер VAE и сверточная нейронная сеть RNN) обладают своими уникальными преимуществами: VAE способна формировать регулярное латентное пространство признаков и на его основе генерировать дальнейшую траекторию, RNN в свою очередь обладает таким мощным блоком, таким как LSTM ячейка, способным учитывать историю входного сигнала и уже на её основе генерировать траекторию. Интерес представляет комбинация этих двух типов нейросетей, то есть нейросеть, обрабатывающая результат сверточных слоёв LSTM ячейкой и подающая результат обработки на вход вариационного автоэнкодера.

Комбинированная архитектура, выбранная в результате приведенного выше исследования для дальнейшего применения в настоящей работе, представлена на рисунке 25.

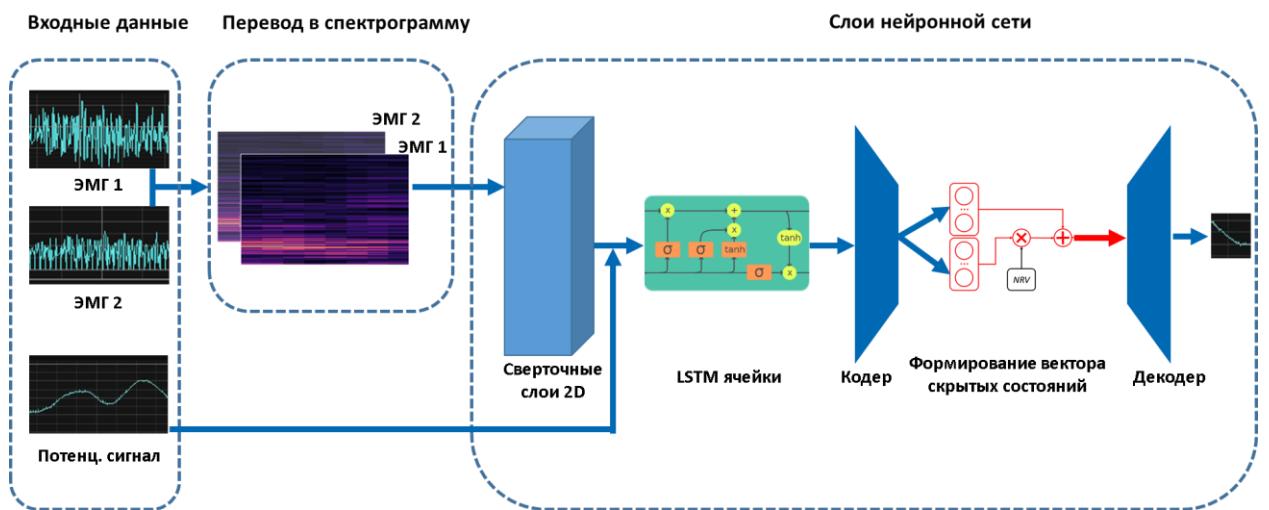


Рисунок 25. Комбинированная (свёртка – LSTM – вариационный автоэнкодер) архитектура, адаптированная для предсказания траектории движения экзоскелета

2 Закупка материалов и комплектующих макета экзоскелета: накладные и счета-фактуры на материалы

Часть материалов и комплектующих была закуплена за счет собственных средств разработчиков до начала выполнения настоящей работы.

Недостающие комплектующие закуплены во время выполнения и за счет средств настоящей работы и приведены в таблице 6.

Таблица 6. Перечень комплектующих, закупленных во время выполнения и за счет средств настоящей работы

№ п/п	Наименование	Назначение / отв. по закупке	Цена, руб.
1.	Модуль NM Card	Нейроускоритель в составе модуля макетной платы для запуска нейросети, адаптированной для предсказания траектории движения экзоскелета (ф. ООО «НТЦ Модуль», г. Москва) Отв. Тельминов О.А.	108 000,00
2.	Система ЭМГ датчиков MYOstack v 1.1 (9 шт. + ESP-32)	Система датчиков желаемого положения руки (ИП Ковалев Олег Олегович, Лен. область) Отв. Карнуп Г.А.	29 380,00
3.	Контроллер ESP32 WiFi + Bluetooth	Интегрированный преобразователь проводных и беспроводных интерфейсов для связи с датчиками желаемого положения руки Отв. Трофимов Е.Е.	840,00
4.	Модуль Ethernet ENC28J60 SPI	Преобразователь сигналов для подключения датчиков и исполнительных устройств к модулю нейроускорителя Отв. Трофимов Е.Е.	530,00
5.	Патчкорд вилка-вилка RJ-45	Соединительный кабель между модулями NM Card и модулем Ethernet ENC28J60 SPI Отв. Трофимов Е.Е.	266,00
Всего:			139 016,00

3 Сборка макета экзоскелета и установка системы датчиков и электродвигателей

3.1 Анализ и разработка привода с системой электродвигателей

3.1.1 Анализ типов приводов

Одной из важнейших частей активного экзоскелета является привод – устройство, которое приводит в движение элементы экзоскелета, тем самым выполняя часть работы вместо пользователя. Привод экзоскелета должен сочетать в себе три основные качества: быстродействие, сила, реверс. Последний нужен для реализации возможности совершать перемещения в противоположные стороны. Существует три основных типа приводов для экзоскелета.

Пневматический привод – совокупность устройств, которые предназначены для приведения в движение частей машин и механизмов посредством энергии сжатого воздуха. Чаще всего в экзоскелетах и робототехнических системах в качестве пневмоприводов используются пневмоцилиндры. В этом случае система состоит из пневматических поршней (минимум один поршень), насосов, подающих воздух в поршень и система распределения воздуха. Достоинством таких типов приводов можно считать их быстродействие, реверсивность, малые габариты и высокую грузоподъемность. Данный тип приводов имеет малый КПД (не более 30% в зависимости от системы), однако, основным недостатком является отсутствие возможности промежуточной остановки поршня. Подавляющее большинство систем способны остановить движение только в двух крайних точках. Существуют более сложные системы – телескопические поршни, способные останавливаться в конечном наборе положений, но данная система, как правило, на столько сложна и имеет столь высокие габариты, что её использование в экзоскелетах теряет смысл.

Гидравлический привод – совокупность устройств, которые предназначены для приведения в движение частей машин и механизмов

посредством энергии жидкости. Применительно к экзоскелетам это похожая по конструкции система гидравлических поршней (минимум один поршень), насосов, подающих жидкость в поршень и система распределения жидкости. По сравнению с пневмосистемами обладает большей грузоподъемностью и меньшими габаритами непосредственно движущей части, но имеет менее высокое быстродействие и зачастую имеет сложную гидросистему подачи жидкости. Кроме того, отдельное место должен занимать резервуар для хранения жидкости

Электрический привод – электромеханическая система, которая включает в себя механические, электрические и электронные компоненты, такие как механическая передача (редуктор), электродвигатель, электронный преобразователь параметров электрической энергии, система управления. Обладают высоким КПД (60 – 90 %), высоким быстродействием, простотой эксплуатации. Именно этот тип привода берется за основу разрабатываемого привода для экзоскелета.

3.1.2 Разработка нитяного привода с волновым редуктором

В состав волнового редуктора входят три основных части: генератор волны, жёсткое колесо и гибкое колесо. Генератор волны в самом распространённом варианте выполняется в виде шарикоподшипника с тонкими гибкими стенками. Он устанавливается на эллиптическую втулку, и сам принимает форму эллипса. Сборка из этих двух деталей и является генератором волны. Гибкое колесо – это деталь специфическая для волнового редуктора. Оно представляет собой тонкостенное зубчатое колесо с наружным зубом. Основная рабочая поверхность этого колеса имеет форму цилиндра. Материал и толщина гибкого колеса подобраны так, чтобы оно могло постоянно испытывать упругие деформации, не теряя своих свойств. Конструкция жёсткого колеса проще чем других частей волнового редуктора. Это обычное зубчатое колесо с внутренним зубом. Его размеры подобраны так чтобы обеспечивать достаточно большую жёсткость при рабочих нагрузках.

По мере поворота генератора волны, зубья гибкого и жёсткого колёс поочерёдно начинают входить в зацепление (рисунок 26). Участки зацепления зубьев в результате начинают смещаться в том же направлении в котором вращается генератор волны. Как только генератор волны совершил полный оборот, гибкое и жёсткое колесо окажутся смещены друг относительно друга на те самые 2 зуба, которые составляют разницу в количестве зубьев между этими колёсами. Это означает что гибкое и жёсткое колеса повернулись друг относительно друга со скоростью, существенно меньшей чем скорость с которой вращался генератор волны. Генератор волны вращаясь достаточно быстро позволяет получить сравнительно медленное вращение гибкого колеса относительно жёсткого – то есть механизм работает как редуктор. Коэффициент редукции такого волнового редуктора зависит от разницы зубьев между гибким и жёстким кольцом, а также от количества зубьев у жёсткого кольца.

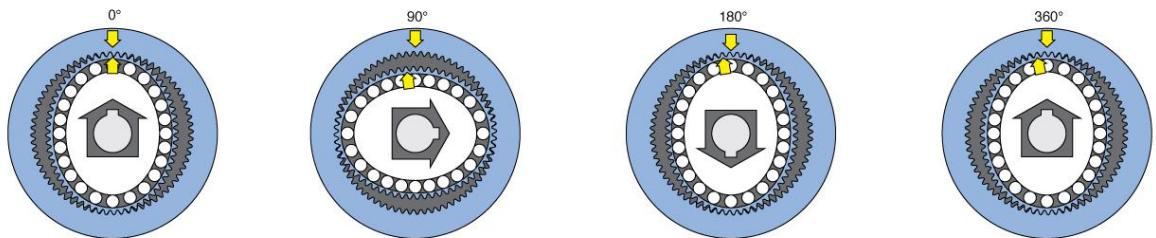


Рисунок 26. Цикл работы волнового редуктора

Суть нитяного привода состоит в том, что система параллельных нитей при скручивании становится короче (рисунок 27).

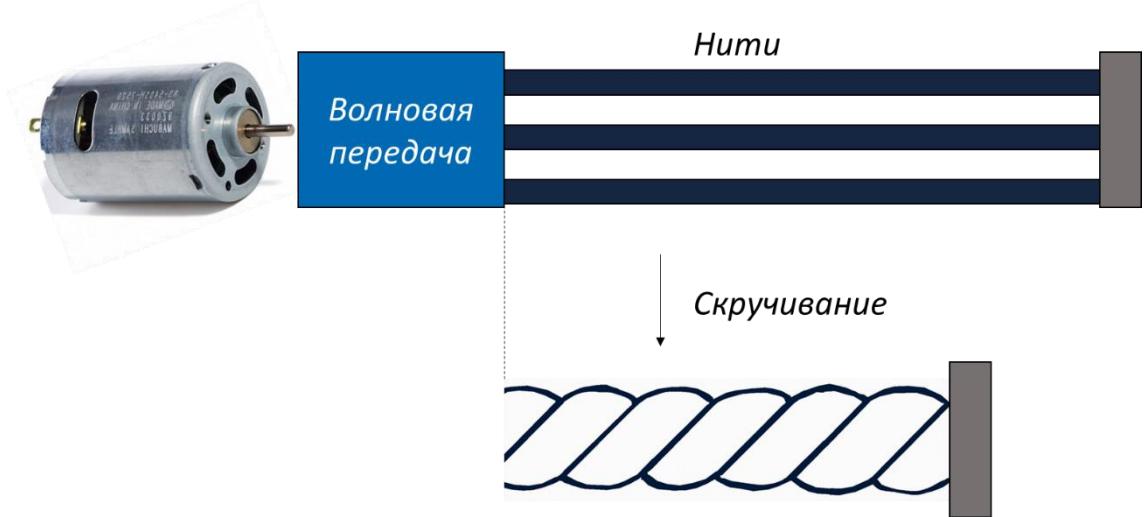
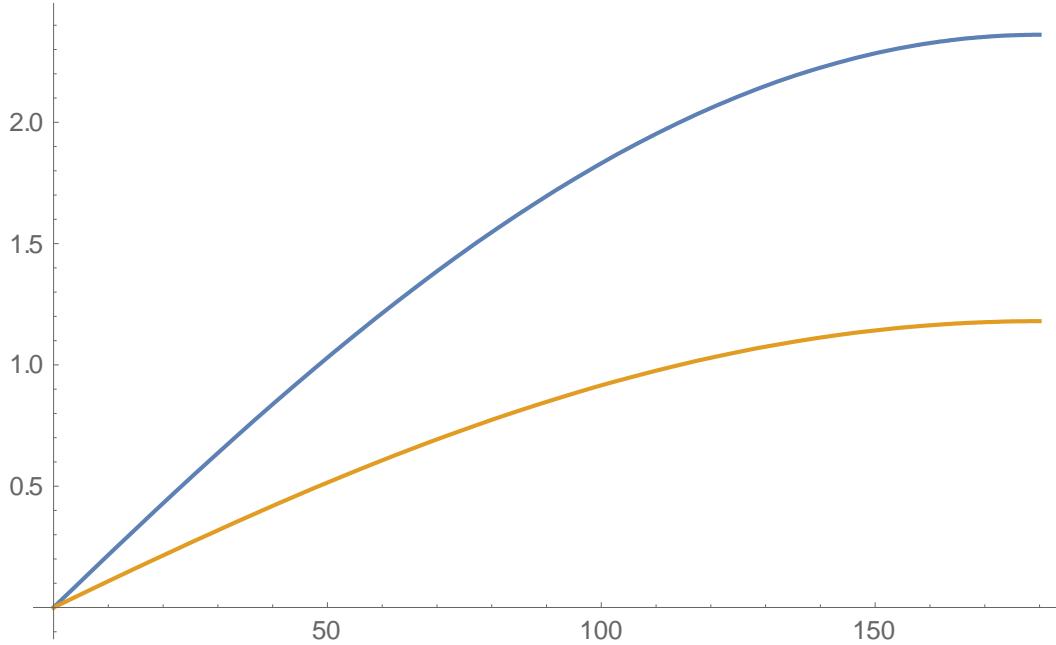


Рисунок 27. Пример работы нитяного привода

Расчеты показывают, что, имея в исходном состоянии 25 см нитей, образующих цилиндр 5 см, из которых допущены к вращению первые 20 см (система 20*5*5), после 1 поворота её длина составит 19. Конечное уравнение для указанной системы выглядит следующим образом:

$$y = 10 \left(\sqrt{4 + \sin \left(x \cdot \frac{\pi}{360} \right)} - 2 \right)$$

Учитывая, что привод можно расположить почти у основания вращающегося узла экзоскелета, хода в 11 см вполне достаточно для покрытия вращения. Расчетная модель показана на рисунке 28.



*Рисунок 28 Зависимость положения точки подъема (в дм) от угла поворота привода (в град) для системы 20*5*5 (синий график), зависимость для системы 25*0*5 (оранжевый график)*

3.2 Анализ, разработка и изготовление макета экзоскелета

Для обучения нейросети необходимы данные, на которых сеть будет обучаться. В настоящей работе основное требование к данным состоит в их соответствии желаемому процессу. Так как предложенные архитектуры нейросетей принимают в качестве входных данных ЭМГ сигналы мышц и сигналы положения левой руки, необходимо разработать телеметрическую систему, осуществляющую сбор и передачу вышеуказанных данных.

3.2.1 Разработка требований к экзоскелету

Так как основное назначение нейросети – предсказывать траекторию экзоскелета, разрабатываемая телеметрическая система, собирающая данные должна обладать возможностью интеграции в устройство экзоскелета для сбора данных в реальном времени. Таким образом, измерительные механические узлы необходимо разрабатывать с учетом их одновременного использования силовыми приводами. Кроме того, для повышения удобства и мобильности

пользования необходимо обеспечить работу телеметрической системы автономно в отсутствие экзоскелета.

Так как планируется использовать один образец экзоскелета несколькими пользователями, а также из требований общей безопасности, необходимо предусмотреть возможность быстрого надевания/снятия телеметрической системы, а также реализацию подстройки сочленений.

Область измерения должна покрывать область возможных траекторий экзоскелета и руки человека. Скорость измерения и передачи должны быть выбрана из тех соображений, что требуемое время от получения сигнала до передачи команды на привод не должно превосходить 1 сек. Исходя из анализа характера движения руки человека было принято решение измерять фактическое положение руки посредством потенциометров вращения.

Требования к безопасности устанавливаются в соответствии с ГОСТ 60204-1-2007.

Обобщим разработанные выше требования к измерительной системе экзоскелета:

- возможность интеграции в экзоскелет;
- удобство использования;
- параметры измерения и передачи;
- требования к безопасности.

3.2.2 Разработка механической части экзоскелета

Человеческое плечо имеет 5 степеней свободы: 3 (фронтальная, сагиттальная и поперечная) у плечелопаточного сустава и 2 у лопаточно-грудного. Проектирование экзоскелета включает в себя различные аспекты, такие как проектирование кинематической структуры, приводных механизмов и схемы управления. Кинематическая структура экзоскелета является наиболее фундаментальным звеном его конструкции и определяет функциональные возможности устройства. Данная область в настоящее время активно развивается, в связи с чем появляется всё более оптимальные конструкции по

параметрам удобства, мобильности и простоты реализации. Наиболее популярной в настоящее время является система вращающихся сочленений, предложенная, например, Amin Zeiaee [23], а также исследованная Ricardo López [24] и упрощенная Minglu Zhu [25]. Исходя из этого, будем строить механическую часть телеметрической системы.

Разработанная нами схема каркаса телеметрической системы (рисунок 29). При проектировании учитывались области движения сочленения руки, и таким образом каркас допускает вращение вокруг осей со следующими параметрами: ось a - $78^\circ \pm 0.5^\circ$, b - $57.2^\circ \pm 0.5^\circ$, c - $61.8^\circ \pm 0.5^\circ$. Кроме того была добавлена возможность подстройки сочленений плече-предплечье (l_1) и плече-шея (l_2). Таким образом возможно подстраивать геометрические параметры телеметрической системы под различные телосложение и рост, что делает систему более универсальной. Крепление на плече осуществляется посредством сдвоенного ремня, обхватывающего грудную и плечевую части носителя. Крепление на предплечье осуществляется посредством эластичного резинового ремня.

Для измерения угла поворота конечности разработана система передачи поворота, схожая со складывающимся механизмом. Принцип измерения при выполнении движения представлен на рисунке 30. Вращение каркаса передается на дополнительные соединения, жестко скрепленные с потенциометром вращения. С другой стороны, потенциометр жестко закреплен на каркасе. Аналогичный принцип измерения используется на всех узлах вращения телеметрической системы. Итоговый дизайн каркаса с установленными потенциометрами изображен на рисунке 30.

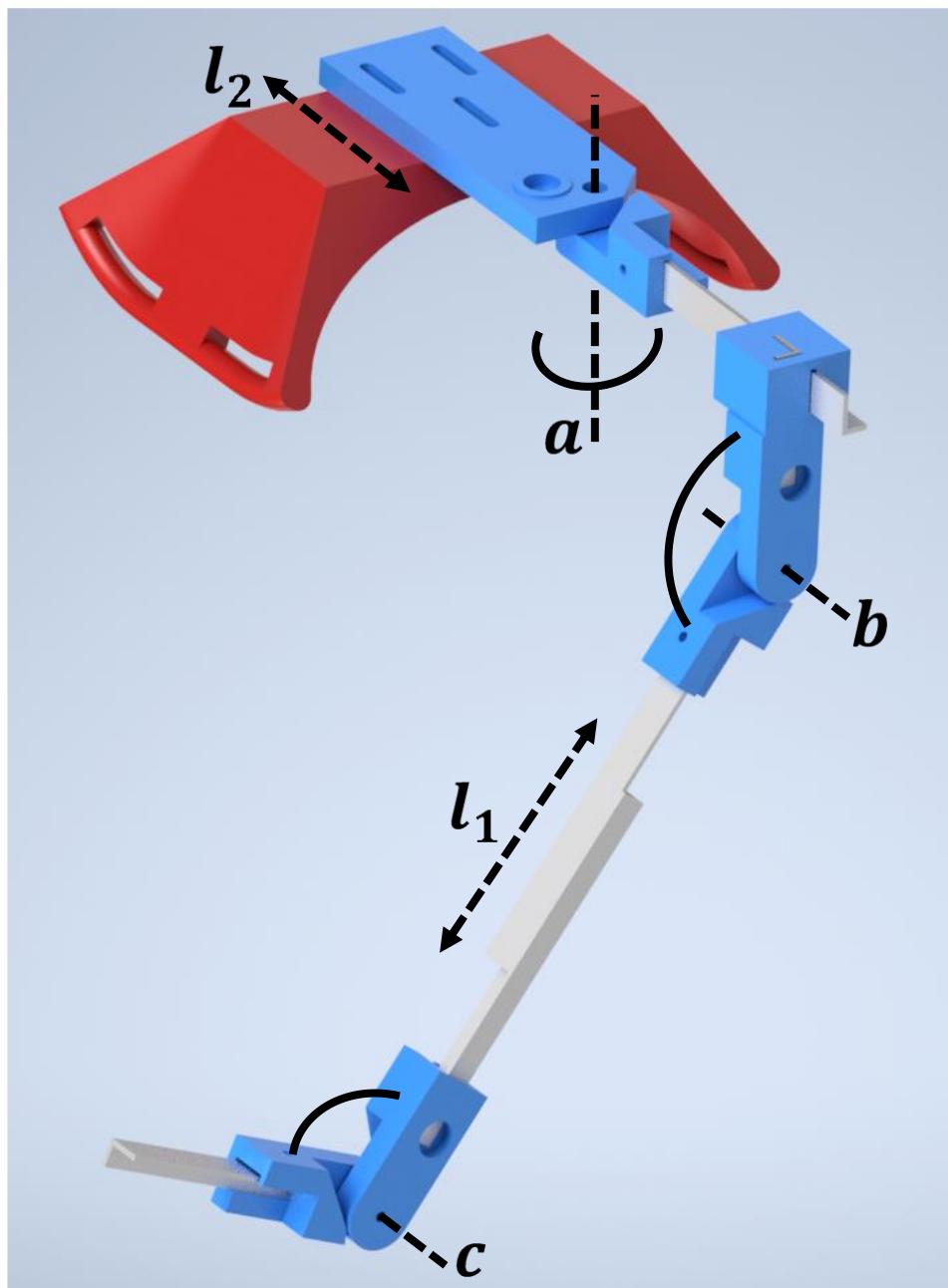


Рисунок 29. Схема каркаса телеметрической системы левой руки человека.

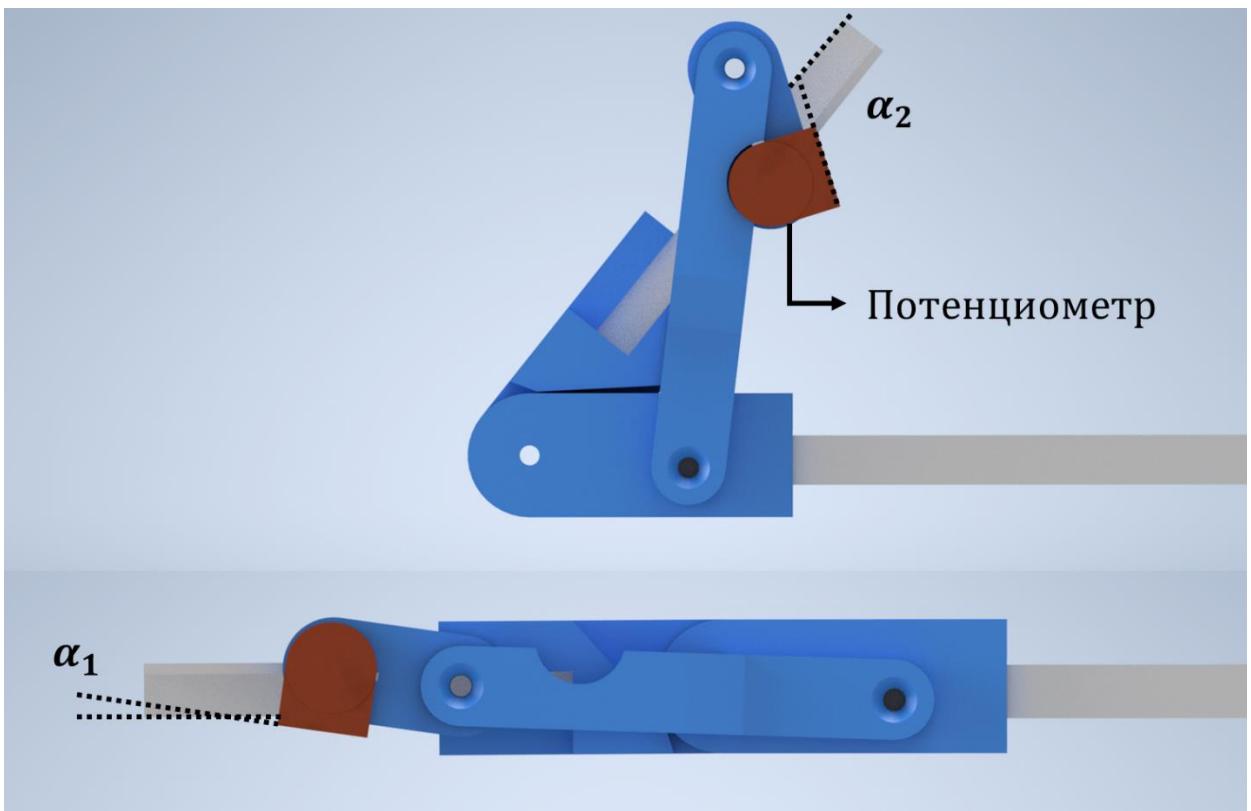


Рисунок 30. Положение потенциометра в разогнутом (снизу) и согнутом (сверху) положениях руки

3.2.3 Изготовление механической части экзоскелета

Узловые и передаточные элементы каркаса были изготовлены с использованием технологий 3D печати. Печать производилась ABS пластиком марки Zortrax на принтере Zortrax M200. Для соединения подвижных элементов вращения с минимальным люфтом и трением использовалась система с двумя подшипниками «5-24 Л (624 М, R1340) - 4ГПЗ» и шайбой (рисунок 31 слева). Основная часть каркаса изготовлена из алюминиевых угловых профилей 10x15x2 мм. Основным критерием выбора стала высокая доступность и удобство крепления потенциометров. Крепление профилей к узловым соединениям осуществляется посредством болтов M4, фиксируемых, кроме прочего, термоклеем.

Выше было упомянуто, что в качестве датчиков отслеживания фактического положения руки используются аналоговые потенциометры вращения 16К1-А10К. Их крепление к каркасу происходит посредством

удаления половины ручки и креплением второй половины на винт M3 на расстоянии 5 мм от конца (рисунок 31 справа).

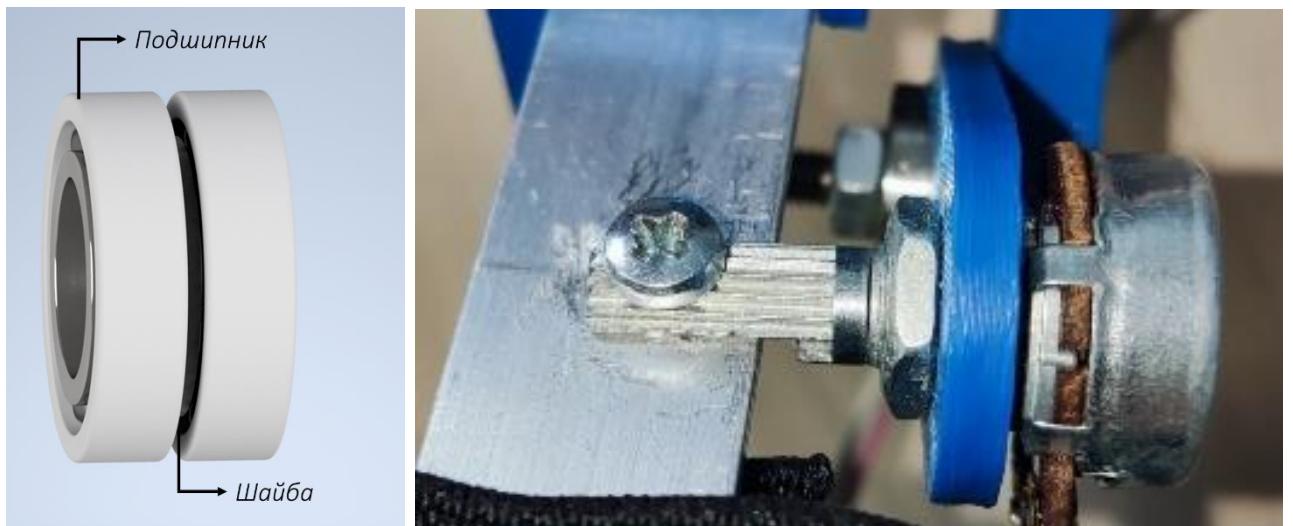


Рисунок 31. Система с двумя подшипниками (слева) и крепление вала датчика фактического положения руки (справа)

3.3 Разработка аппаратной части системы управления экзоскелетом

3.3.1 Структура и выбор вычислителя

Возвращаясь к системе автоматического регулирования (рисунок 1), обратим внимание на модуль системы автоматического управления на основе нейросети. Он реализуется с помощью вычислителя – аппаратно-программного устройства, реализующего работу нейронной сети в режиме инференса (рисунок 32).

Универсальным процессором, работающим под управлением программы, является центральный процессор CPU. Его архитектура позволяет решать любые задачи вычисления и управления, однако платой за универсальность является его весьма низкая производительность при решении некоторых узкоспециализированных задач.

Поэтому несколько десятилетий применяется практика делегирования таких узкоспециализированных задач сопроцессору. Например, младшие версии процессоров CPU фирмы Intel в 1990-х гг. весьма медленно работали с операциями над числами с плавающей запятой. Появилась опция – сопроцессор,

работающий под управлением CPU и специально предназначенный для быстрого вычисления операций с плавающей запятой. Следующие модели CPU по умолчанию стали включать в себя такой ускоритель. Микроконтроллеры в своем составе содержат ядра CPU и единицы-десятки специализированных сопроцессоров.

Аналогичная ситуация наблюдается при обработке нейросетей. Существуют различные типы нейроускорителей, быстро осуществляющие операции свертки, векторно-матричных умножений и т.п. Следует отметить, что такие сопроцессоры предназначены для быстрого расчета, в то время как CPU «дирижирует» сопроцессором: указывает исходные данные, необходимый вид вычислений и место в памяти для сохранения результата. В ряде случаев такие нейроускорители являются отдельными микросхемами, в других случаях CPU и нейроускоритель интегрированы в единой гетерогенной системе-на-кристалле (СнК). Гетерогенными являются СнК, содержащие вычислительные ядра разной архитектуры (CPU, сопроцессоры), а гомогенными – одинаковой архитектуры.

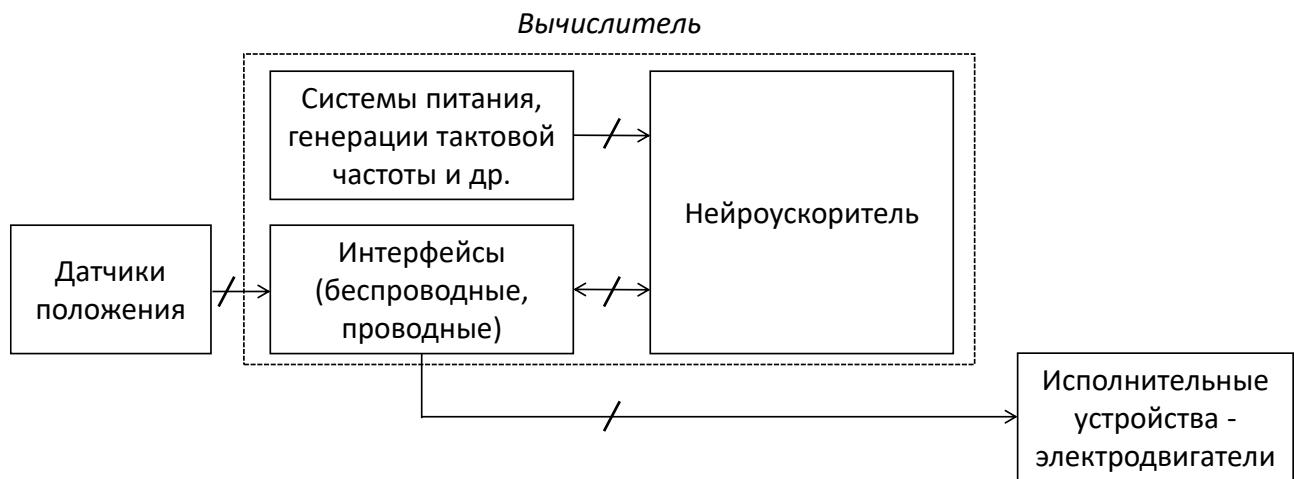


Рисунок 32. Система автоматического регулирования реализуется с помощью вычислителя, датчиков и исполнительных устройств

Развитие сопроцессоров шло по пути от DSP к GPU и специализированным векторно-матричным умножителям. Немного в стороне находятся микросхемы и методики их проектирования для опытного и мелкосерийного производства – FPGA, ASIC.

DSP (Digital Signal Processor) – цифровой процессор обработки сигналов, специализированный микропроцессор, предназначенный для обработки оцифрованных сигналов. Архитектура сигнальных процессоров направлена на максимальное ускорение выполнения типовых задач цифровой обработки сигналов, таких, как цифровая фильтрация, преобразование Фурье, поиск сигналов и т.п. В основном применяется в коммуникационном оборудовании, в системах гидро- и радиолокации, в распознавание речи и изображений, в анализаторах спектров.

GPU (Graphics Processing Unit) – графический процессор, микрочип, архитектура которого лучше подходит для проведения расчётов с плавающей точкой. Он способен быстро проводить расчёты, где используется одна или схожая формула. Чаще всего используется для обработки графики, в настоящее время широко используется для обучения нейросетей.

NPU (Neural Processing Unit) – нейроускоритель, микропроцессор или сопроцессор, используемый для аппаратного ускорения работы алгоритмов искусственных нейронных сетей, компьютерного зрения, распознавания по голосу, машинного обучения и других методов искусственного интеллекта.

TPU (Tensor Processing Unit) – тензорный процессор (сопроцессор, управляемый CPU), относится к классу нейронных процессоров (NPU), является специализированной интегральной схемой, изначально разработанной корпорацией Google. Рассчитан на более высокий объём вычислений с пониженнной точностью (например, всего 8-разрядную точность) при более высокой производительности на Ватт.

ASIC (Application-Specific Integrated Circuit) – тип интегральных схем для конкретного применения, специализированный для решения конкретной задачи. В отличие от обычных интегральных схем для общего назначения, специализированные интегральные схемы применяются в конкретном устройстве и выполняют строго ограниченные функции, характерные только для

данного устройства; вследствие этого выполнение функций происходит более эффективно и, в конечном счёте, дешевле.

FPGA (Field-Programmable Gate Array) – тип программируемых логических интегральных схем, которые могут быть сконфигурированы производителем или разработчиком после изготовления. Программируются путём изменения логики работы принципиальной схемы, например, с помощью исходного кода на языке описания аппаратуры. Могут быть модифицированы практически в любой момент в процессе их использования.

Перспективная и активно развивающаяся новая элементная база предназначена для сверхбыстродействующей обработки нейронных сетей – нейроморфная. В ее архитектуру заложен аналог наиболее современной модели работы человеческого мозга – спайковой, заключающейся импульсном представлении сигналов между нейронами, а не непрерывном как в рассмотренных выше DSP, GPU, NPU и подобных.

В работе предполагается применение готового нейроускорителя отечественной разработки. В перспективе возможны разработка и организация серийного изготовления специализированного нейроускорителя для управления экзоскелетом.

Среди кандидатов выявлены две разработки – NM Card от НТИ «Модуль» и Robodeus от НПЦ «Элвис» (таблица 7).

Таблица 7. Ключевые характеристики отечественных нейроускорителей

Характеристика / изделие	NM Card	Robodeus
Производительность (FP32)	512 GFLOPS	4000 GFLOPS
Потребление	10-25 Вт	<100 Вт

Несмотря на то, что производительность Robodeus на порядок выше, для решения поставленной задачи такая мощности избыточна. В то время, как у NM

Card достаточная мощность и приемлемое энергопотребление – останавливаем на нем свой выбор (рисунок 33).

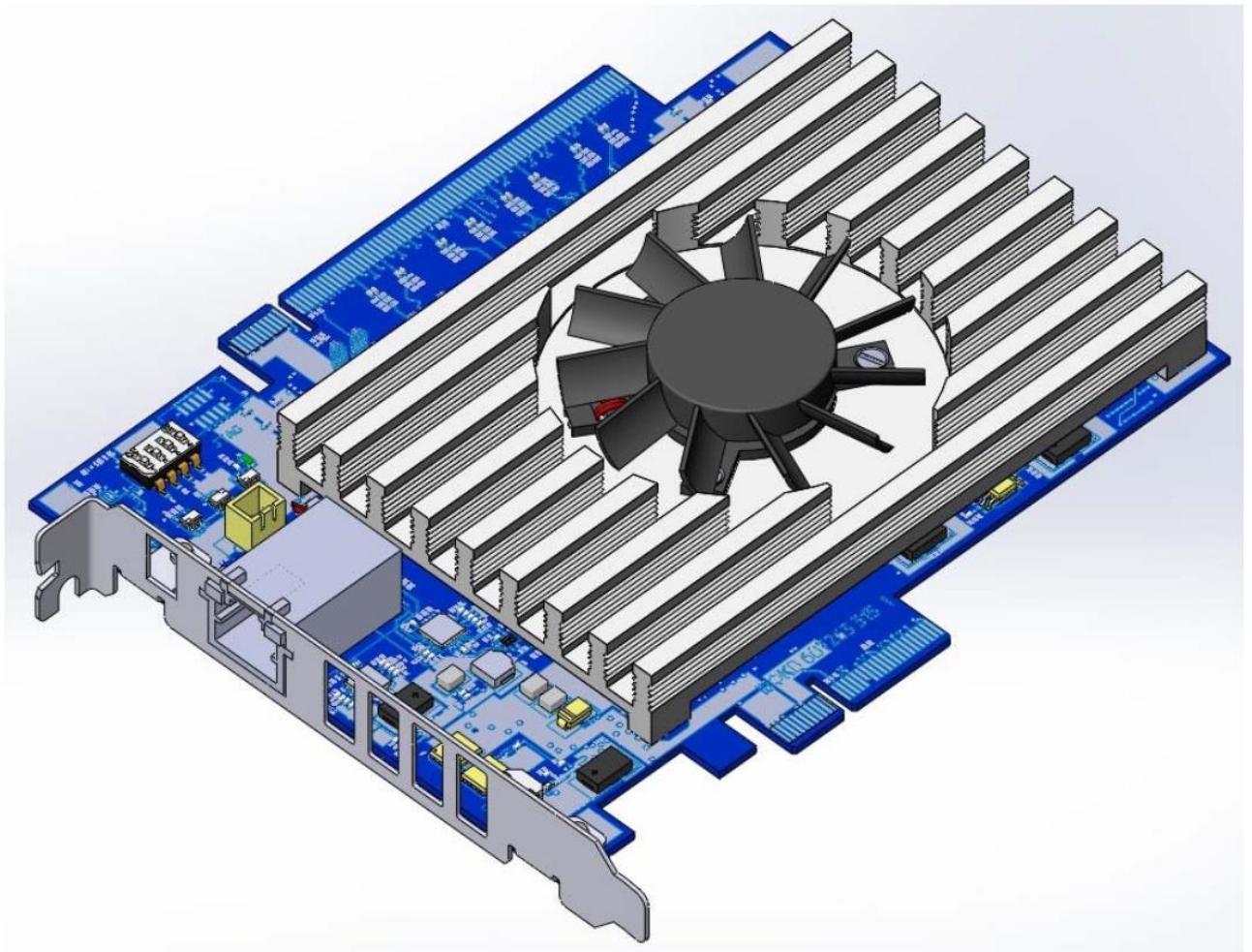


Рисунок 33. Внешний вид NM Card

Основными функциональными элементами NM Card являются [22]:

- микросхема высокопроизводительной гетерогенной многопроцессорной СнК NM6408 (1879ВМ8Я);
- микросхемы оперативного запоминающего устройства динамического типа (DDR3L SDRAM).

СнК отвечает за первоначальную загрузку модуля, цифровую обработку сигналов и интерфейс с внешними периферийными устройствами. Энергозависимые микросхемы оперативного запоминающего устройства динамического типа DDR3L SDRAM отвечают за хранение данных, обрабатываемых СнК во время работы NM Card.

Микросхема интегральная 1879ВМ8Я представляет собой высокопроизводительную гетерогенную многопроцессорную систему на кристалле (СнК), в состав которой входят 16 процессорных ядер NeuroMatrix Core 4 и 5 ядер ARM Cortex-A5 (рисунок 34). Она предназначается для использования в качестве универсальной платформы для построения широкого класса систем цифровой обработки широкополосных сигналов в радиолокации, навигации и связи.

Характеристики микросхемы 1879ВМ8Я:

- количество 32-разрядных процессорных ядер ARM Cortex A5 – 5;
- рабочая частота процессоров Cortex A5- 800МГц;
- количество процессорных ядер NMC4 с архитектурой NeuroMatrix- 16;
- рабочая частота процессоров NMC4 - 1000МГц;
- суммарный объем банков внутренней памяти – 76 Мбит;
- пиковая производительность всех ядер NMC4 – до 512 GFLOPS/c в формате плавающей точки одинарной точности и 128 GFLOPS/c в формате плавающей точки двойной точности;
- количество 32-разрядных интерфейсов с внешней памятью типа DDR3 – 5.
 - суммарная пропускная способность интерфейсов с внешней памятью - 256 Гбит/с;
 - количество внешних дуплексных интерфейсов межпроцессорного обмена – 5 x 4;
 - суммарная пропускная способность внешних интерфейсов межпроцессорного обмена – 160 Гбит/с;
 - количество внутренних 64-разрядных дуплексных каналов межпроцессорного обмена – 44;
 - суммарная пропускная способность внутренних каналов межпроцессорного обмена – 5120 Гбит/с.

Микросхема 1879ВМ8Я представляет собой высокопроизводительную гетерогенную многопроцессорную систему на кристалле (СнК), в состав которой входят 21 процессорный узел (ПУ), 5 интерфейсов с внешней памятью типа DDR3, интерфейс с хост-процессором на базе PCIe2.0 и четыре высокоскоростных линка для связи с внешними процессорными системами.

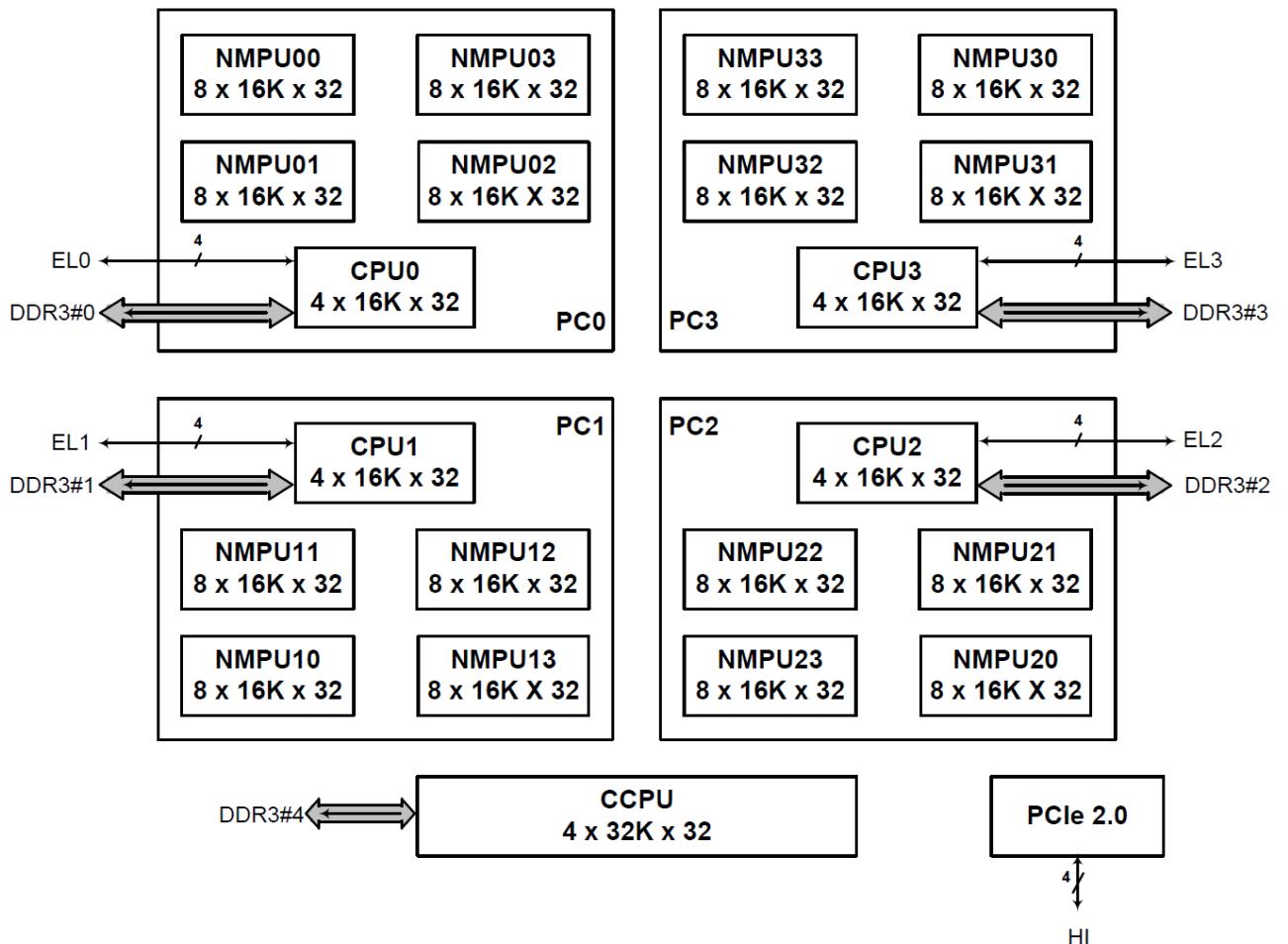


Рисунок 34. Основные процессорные и периферийные узлы микросхемы 1879ВМ8Я

Каждый ПУ построен на базе процессорного ядра NMC4 или Cortex-A5 и включает в себя от 4 до 8 банков внутренней памяти объемом 16Kx32 бита каждый, 4 коммуникационных порта и ряд периферийных устройств. Система содержит 16 идентичных ПУ на базе NMC4, которые обеспечивают суммарную производительность системы в 512 GFLOP/s, и 5 ПУ на базе Cortex-A5, предназначенных для управления системой. Множество из 20 ПУ разбито на четыре одинаковых процессорных кластера по четыре ПУ на базе NMC4 и

одного управляющего ПУ на базе Cortex-A5. К каждому кластеру подключена внешняя память типа DDR3. Еще один ПУ на базе Cortex-A5 осуществляет общее управление системой.

NMPUi_j (NeuroMatrix Processing Unit) – j-й ПУ ($j = 0, \dots, 3$) i-го кластера PC_i ($i = 0 \dots 3$) на базе NMC4. Каждый такой узел содержит 8 банков внутренней памяти, работает на частоте 1000 MHz и может выполнять до 32 операций с плавающей точкой одинарной точности в каждом процессорном такте.

CPU_i (Cortex Processing Unit) – управляющий ПУ i-го кластера PC_i ($i = 0 \dots 3$) на базе Cortex-A5. Каждый такой узел содержит 4 банка внутренней памяти, работает на частоте 800 MHz, осуществляет управление элементами кластера, обеспечивает доступ к DDR3-памяти по 32-разрядной шине данных и обмен данными с внешними устройствами по высокоскоростному линку EL_i.

PC_i (Processing Cluster) – i-й процессорный кластер ($i = 0, \dots, 3$), состоящий из 4-х ПУ на базе NMC и управляющего процессорного узла на базе Cortex-A5. Суммарная производительность кластера составляет 128 GFLOP/s, а суммарный объем внутренней памяти – 18 Мбит.

CCPU (Central Cortex Processing Unit) – центральный управляющий процессорный узел на базе Cortex-A5. Узел содержит 4 банка внутренней памяти, работает на частоте 800 MHz, осуществляет общее управление системой и обеспечивает доступ к DDR3-памяти по 32- разрядной шине данных.

DDR_k – один из пяти ($k = 0 \dots 4$) интерфейсов с внешней памятью типа DDR3 с 32-разряднойшиной данных, обеспечивающей пропускную способность 6,4 ГБ/с.

Максимальный объем внешней памяти, подключаемой к такому интерфейсу, составляет 256M x 32 бит.

EL_i (External Link) – внешний 4-проводной дуплексный линк, работающий на частоте 5 ГГц и предназначенный для обмена данными с другими процессорными системами.

Каждый такой линк обеспечивает пропускную способность в 2 ГБ/с в каждую сторону.

HI (Host Interface) – интерфейс с хост-процессором, реализованный на стандартном 4-канальном дуплексном PCIe2.0 интерфейсе.

3.3.2 Разработка блок-схемы сопряжения периферии с вычислителем

Коммуникационные порты NM Card (рисунок 35) предназначены для управления СнК NM6408 (сброс, спящий режим) и подключения по:

- интерфейсу Ethernet;
- интерфейсу PCIe Rev. 2.0;
- коммуникационным COM портам;
- портам ввода-вывода общего назначения (GPIO);
- последовательному периферийному интерфейсу (SPI).

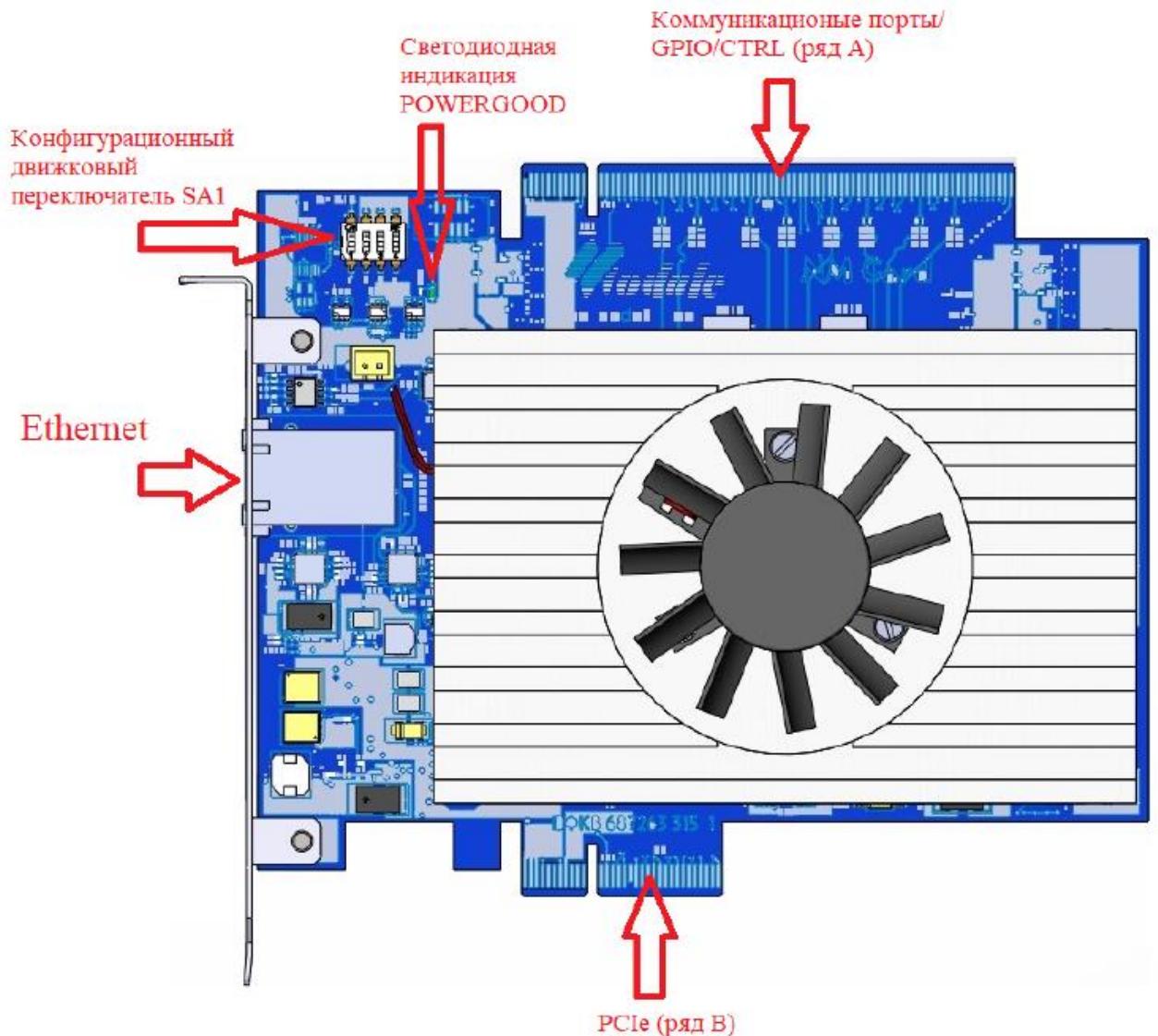


Рисунок 35. Коммуникационные порты NM Card

В работе будем использовать интерфейс Ethernet (разъем RJ-45).

Для подключения датчиков и исполнительных устройств к модулю NM Card потребуются следующие микросхемы (рисунок 36).

Датчики желаемого положения формируют сигналы в беспроводном формате – потребуется микроконтроллер с WiFi и Bluetooth протоколами обмена. Датчики фактического положения являются резистивными – потребуется АЦП на 3 канала.

Для работы с интерфейсом Ethernet модуля NM Card, комбинированием сигналов датчиков, формирования управляющих сигналов на двигатели потребуется еще один микроконтроллер.

Преобразование управляющих сигналов в силовые для подачи на электродвигатели необходим модуль сопряжения с двигателями.

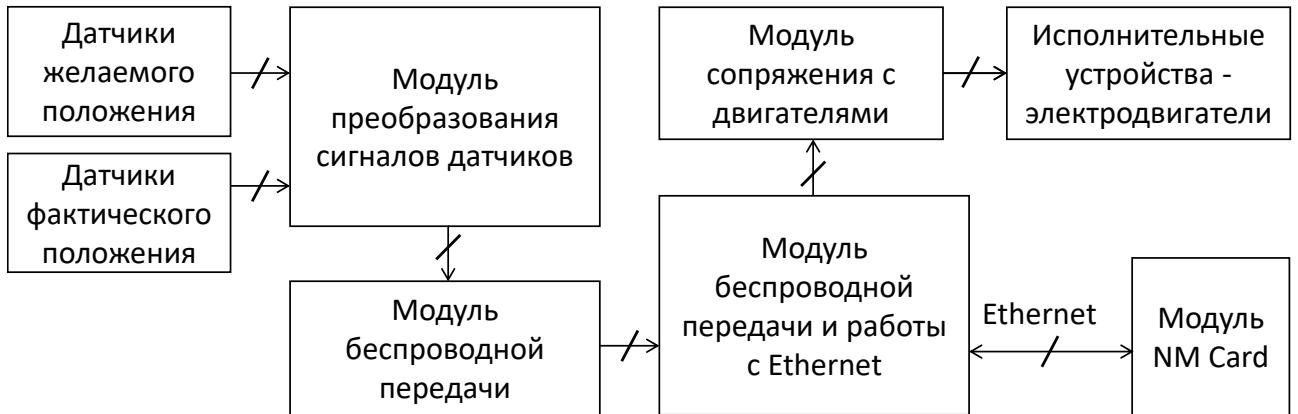


Рисунок 36. Блок-схема подключения периферии – датчиков и исполнительных устройств к модулю NM Card

3.3.3 Сопряжение датчиков и модуля беспроводной передачи: разработка, аппаратная и программная реализация

Для большего удобства и повышения мобильности использования было принято решение передавать считываемые данные с телеметрической системы на вычислитель посредством Wi-Fi протоколов. С этой целью были задействованы микроконтроллеры ESP32 и ESP8266. ESP8266 считывает данные с датчиков и по запросу отправляет их на ESP32. Для повышения скорости работы считывание происходит по протоколу I2C. Датчики ЭМГ сигналов системы MYOstack уже имеют необходимые порты под указанный протокол, поэтому их достаточно подключить шлейфом в соответствующие порты esp8266. Используемые потенциометры способны выдавать только аналоговый сигнал, поэтому было принято решение использовать в качестве посредника плату Arduino Nano, способную выполнять роль АЦП, осуществлять предобработку, а также отправлять данные с потенциометров в локальную I2C сеть. Так как сигнал с потенциометров 10-ти битный (т.е. принимает значения от 0 до 1023), его можно было бы перевести в углы поворота (от 0 до 300 °). Но, как будет сказано далее, для эффективного обучения нейросети необходимо подавать данные, нормированные на 1, поэтому на этапе передачи нет необходимости выполнять

преобразования данных и тратить вычислительные ресурсы. Таким образом плата Arduino выполняет роль I2C эмулятора. Питание обеих плат Arduino Nano и ESP8266 происходит за счет подачи на порты Vin напряжения 9 В от батарейки типа Крона. Питание датчиков осуществляется посредством подключения их к порту 5 В платы Arduino Nano. Земля у питания, плат и датчиков общая. Для предотвращения пульсаций напряжения параллельно к земле питания подключается конденсатор ёмкостью 10 мкФ.

Итоговая схема съема-передачи сигналов представлена на рисунке 37. Плата-приемник, ESP32, подключается в порт USB компьютера. После приема сигнала с передатчика данные передаются в буфер, гдечитываются программой -обработчиком.

Во избежание помех и искажения сигнала электронные модули жестко монтируются на алюминиевый каркас телеметрической системы. Все проводные соединения, кроме питания, выполнены из шлейфов. Плата Arduino Nano монтируется на макетную плату в заранее встроенные контакты, что позволяет при необходимости быстро заменить её. На эту же макетную плату монтируются порта для соединения с контактами Arduino Nano (рисунок 38).

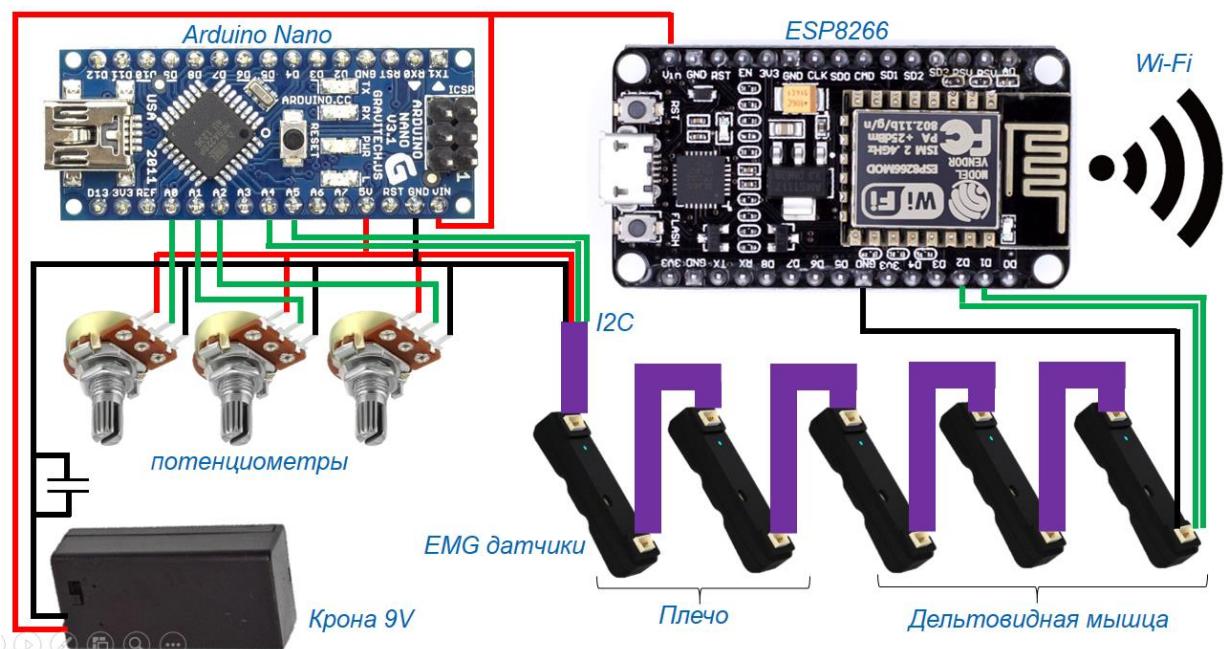


Рисунок 37. Схема считывания и передачи сигнала от датчиков

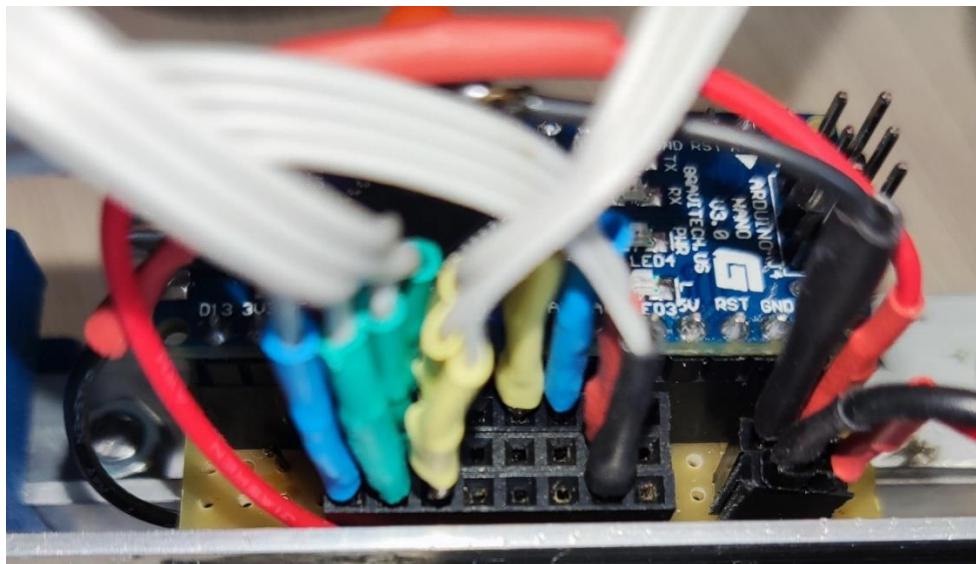
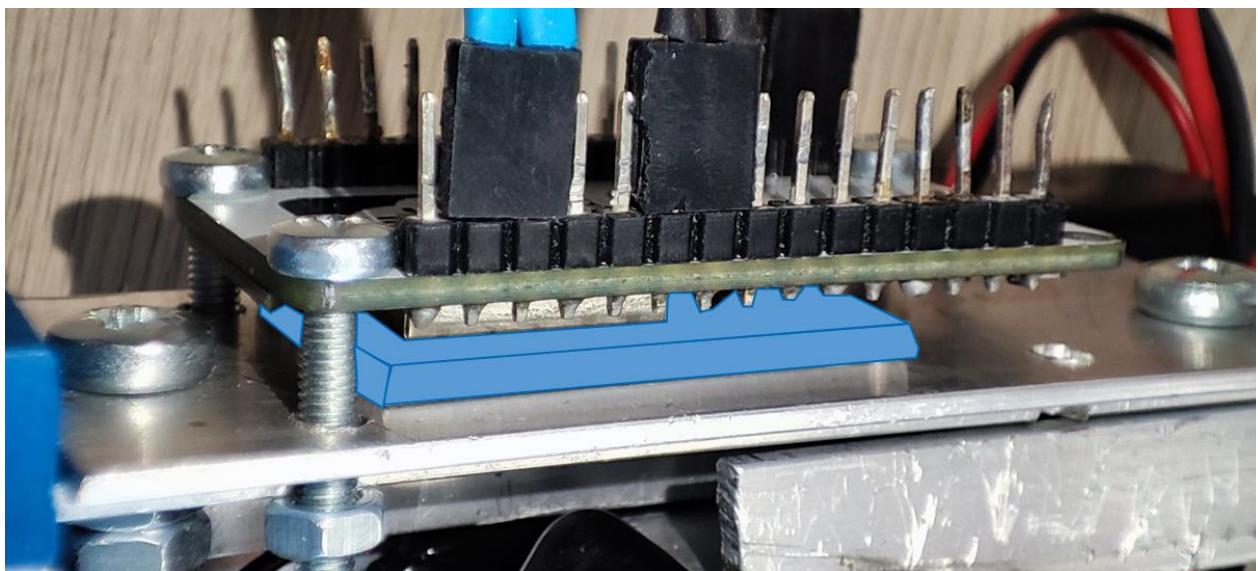


Рисунок 38. Монтаж платы Arduino Nano и проводки на макетной плате

Плата esp8266 монтируется с другой стороны каркаса. Так как передающий модуль во время работы может нагреваться вплоть до 50-ти градусов, на каркас устанавливается дополнительная алюминиевая платформа, выполняющая роль радиатора. Плата esp8266 крепится к платформе тремя винтами M3 (рисунок 39). С другой стороны платформы на термоклей устанавливается батарейный отсек с выключателем. ЭМГ датчики устанавливаются на руку посредством компрессионной ткани, что повышает удобство использования по сравнению с так называемыми мокрыми электродами, требующими использования жидкого геля для крепления.



*Рисунок 39. Крепление платы ESP8266 к алюминиевой платформе.
Синим цветом выделена дополнительная алюминиевая пластина,
выполняющая роль радиатора*

Для первичной обработки, отображения и сохранения считываемых данных используется программное обеспечение MYOstack-GUI-1.0.1 [26] с открытым исходным кодом. Так как в исходной версии кода предполагалось считывание 9-ти ЭМГ сигналов, а в нашем случае вместо 3-х ЭМГ сигналов считаются данные 3-х потенциометров, то данные последних трех позиций, которые принадлежат потенциометрам, выводились без изменений. Структурная схема принимающей части и пример данных, снимаемых системой и сохраняемой в csv файл для последующего обучения нейросети представлен на рисунке 40.

Листинги программ приведены приложениях 1-3.

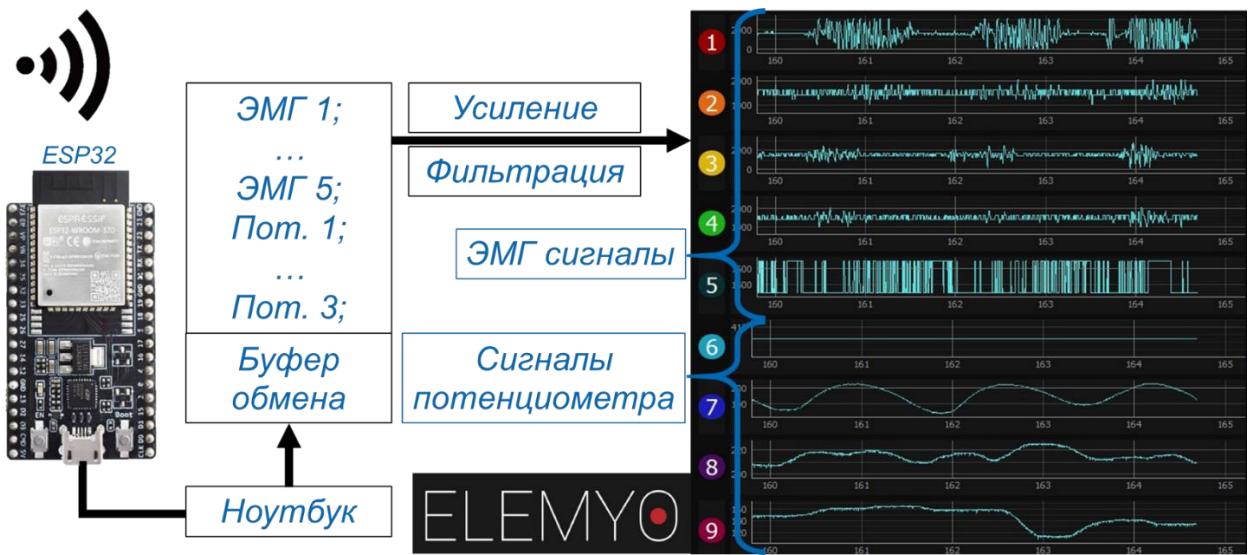


Рисунок 40. Схема приёма данных с датчиков. Принимающая плата ESP32 по USB каналу передает их в буфер ноутбука, откуда данныечитываются программой MYOstack-GUI-1.0.1. После фильтрации и усиления данные выводятся на экран (справа) и сохраняются в csv файл

3.3.4 Характеристики разработанного и изготовленного макета экзоскелета

Характеристики изготовленного макета экзоскелета приведены в таблице 8.

Таблица 8. Характеристики изготовленного макета экзоскелета

№ п/п	Наименование параметра	Значение
1	Максимальное время отклика телеметрической системы с момента образования сигнала в мышце, с	0,002
2	Гарантированная масса, не влияющая на характер работы основных механизированных узлов, находящихся в точке максимального удаления от последних, кг	3
3	Масса, кг	1,2
4	Допустимое изменение расстояния от плечевого до локтевого крепления, см	7
5	Допустимое изменение расстояния от плечевого до шейного крепления, см	6

4 Формирование первичного набора данных (dataset, базы первичных данных датчиков экзоскелета) для обучения нейросети

Одной из основных задач данной работы является формирование новейшего открытого набора данных (далее dataset, датасет), достаточного для приемлемого обучения нейросетевого алгоритма управления. Структура датасета была выбрана ранее и состоит из временной последовательности ЭМГ сигналов с 5-ти датчиков и данных положения руки с трех датчиков. Так как основными сферами использования экзоскелета являются медицинской, а именно, помощь в реабилитации после инсульта, основной упор будет сделан на работу по методикам реабилитации профильных медицинских центров, таких как Центр медицинской реабилитации Сеченовского университета, а также Центр реабилитации после инсульта и травм «Три сестры» (рисунки 41, 42). Мы назовем это медицинским датасетом. Кроме того, был сформирован так называемый промышленный датасет, рассчитанный на использование экзоскелета на предприятиях и производствах. Оба датасета являются пробными. Их цель – доказать или опровергнуть работоспособность предложенных архитектур в рамках поставленных задач.

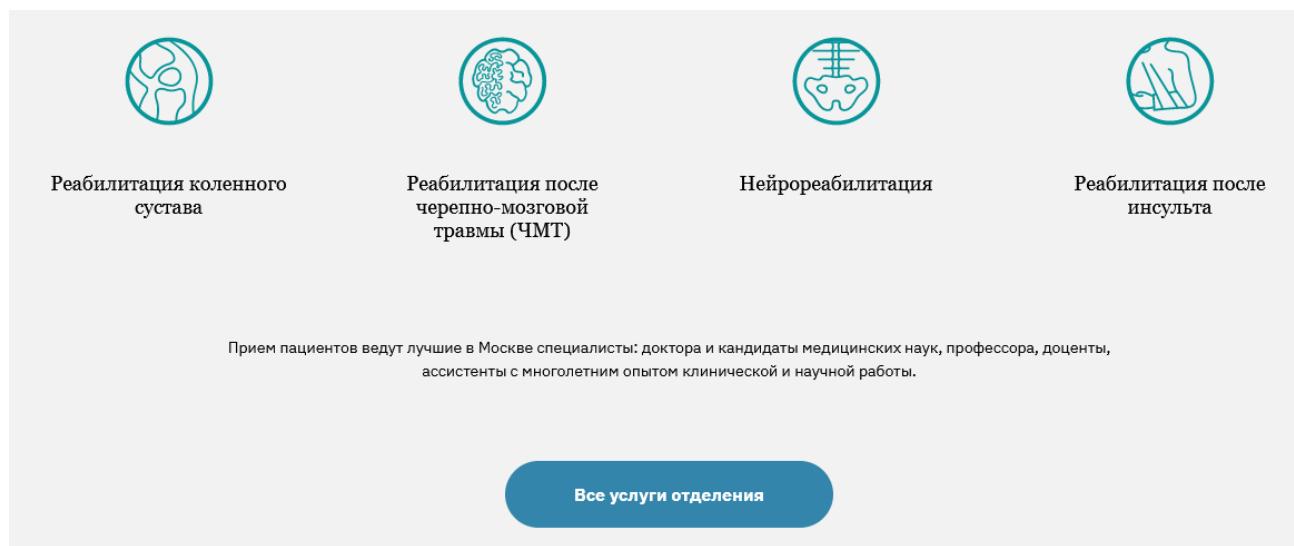


Рисунок 41. Информация с сайта Центра медицинской реабилитации Сеченовского Университета (г. Москва)

		
Принимаем сразу после выписки из стационара, ежедневно, 24/7	Принимаем со сложными случаями, от которых отказываются другие	Работаем 11 лет, 1500 пациентов в год, 250 человек в команде

Когда к нам обращаться

 Инсульт	 Травма головы
Принимаем пациентов всех возрастов. Снижаем риск повторного инсульта. Обеспечиваем качественный медицинский уход	Помогаем вернуть память, речь, контроль над эмоциями. 9/10 пациентов после травмы выписываются от нас без стом
 Травма позвоночника	 Детская реабилитация
4-6 часов индивидуальной терапии в день. Помогаем укрепить мышцы, восстановить движение	Обучаем родителей игровым навыкам реабилитации и помогаем применить их в повседневной жизни

Рисунок 42. Информация с сайта Центра реабилитации после инсульта и травм «Три сестры» (Московская обл., г.о. Лосино-Петровский, д. Райки)

4.1 Разработка методики и формирование первичного набора данных для экзоскелета в восстанавливающей медицине

Прежде всего необходимо сформулировать проблему, стоящую перед медицинскими центрами реабилитации. Для этого были проведены выезды и консультации с главврачами, физиотерапевтами и специалистами двух центров реабилитации после инсульта, а именно Центра медицинской реабилитации Сеченовского Университета и центра «Три сестры».

Основная проблема заключается в нарушении нейронных связей мозга после перенесенного инсульта. В итоге пациенту приходится заново учиться делать движения, тем самым заново выстраивая нейронные связи. Из-за того, что ранее отработанные алгоритмы движения оказываются разрушенными, часто

после инсульта новые выстраиваются с неверно, по принципу наименьшего сопротивления. Проявляется это в переносе функционала одной части тела на другую. В качестве примера можно привести банальный подъем руки сгибанием предплечья. После инсульта мозг сразу адаптируется поднимать руку закидывая плечо, и не используя мышцы локтевого сустава. Мозг учится этому довольно быстро и дальнейшее переобучение на работу с нужными мышцами занимает весьма много времени и сил именно из-за того, что мозг не стремится переобучаться. Когда специалист пытается зафиксировать плечо и дать свободу локтевому суставу, чтобы выполнить движение правильно, мозг может настолько сильно сопротивляться этому, что посыпает сигналы в мышцы плеча, способные привести к травме пациента. В итоге сформировалось два основных направления реабилитации – возврат контроля над мышцами и поддержка правильности повторения алгоритмов.

Первое направление довольно бесполезно в практике постинсультной реабилитации и нужно лишь для восстановления базовой подвижности мышц и суставов. Куда больше пользы оно приносит в восстановлении после травм шейных отделов с4 и с5 позвоночника. Поддержка правильности повторения алгоритмов имеет куда больше пользы для практических применений. Суть способа заключается в том, что пациенту куда проще вспомнить привычные для него бытовые действия, чем заучить новые упражнения, не имеющие, тем более, практического применения. К примеру, пациент с опытом вождения более 20 лет быстро сможет восстановить мышечные навыки вождения, так как к реабилитации подключатся эмоции и различные типы памяти. По такому же механизму работают и остальные «упражнения»: нарезка овощей, взятие продуктов с полок магазина, еда ложкой, использование чайника или расчески и т.д. В случае использования экзоскелета метод сводится к тому, что телеметрическая отслеживает состояние мышц и обучившись на здоровом человеке пытается на малых промежутках времени корректировать траекторию

пациента в правильном направлении, таким образом с определенным коэффициентом выполняя роль мышц.

Однако, для перехода ко второму методу реабилитации необходимо заложить базис движений в нейросеть экзоскелета, а именно, научить его простым движениям из первого направления.

В результате полученных консультаций у специалистов двух указанных выше центров реабилитации получена следующая методика получения первичного набора данных во время следующих упражнений для пациентов.

(1) *Перенос веса на выпрямленную руку.* Пациент сидит на кровати без опоры на спину, ноги согнуты в тазобедренных и голеностопных суставах под 90°. Сильная рука расположена на бедре ладонью вверх, ни во что не упирается. Слабую руку помощник располагает рядом с пациентом, придерживая под локоть и за запястье. Пациент переносит вес на руку, надавливая ею на поверхность кровати. Помощник переставляет руку пациента так, чтобы она располагалась сбоку, а пальцы были направлены в сторону от пациента. Пациент переносит вес на руку, смещая тело ровно в сторону. То же с переставленной рукой в сторону назад (диагональ 45°).

(2) *Поднимание и опускание мяча двумя руками.* Обхватить мяч диаметром 15 см, лежащий на животе. Пациент поднимает мяч в направлении потолка, удерживая его руками в ладонях симметрично с 2-х сторон. Помощник может помогать, придерживая пальцы на мяче, подталкивая локоть к выпрямлению и следя за симметричным расположением рук на мяче. Пациент следит за тем, чтобы пальцы не напрягались, а руки не скручивались. Если пальцы напрягаются, следует остановиться и опустить мяч обратно. Затем идет опускания мяча на лоб. Симметрично выпрямляя локти, поднимает мяч со лба. Удерживая мяч на выпрямленных руках, опускает его в направлении ног на 45°. В конце поднимает мяч вверх и опускает на живот, симметрично разводя локти в стороны.

(3) Работа с хватом предметов сверху. Исходное положение сидя. Сбоку у ноги со слабой стороны на подставке 15-20 см стоит коробка с предметами. Пациент наклоняется к предметам, стараясь поднести к предметам максимально расслабленную длинную руку. Зажать предмет пальцами и подняв руку, перенести предмет в другую коробку.

Во время выполнения всех упражнений на исполнителе надета телеметрическая система, отслеживающая работу мышц и положение руки. Каждое упражнение выполняется по 20 раз, в среднем по 20 сек. на упражнение. По окончании выполнения серии одного типа упражнений система выключается и производится запись данных в csv файл. В создании датасета принимали участие двое мужчин в возрасте 21 и 22 лет. Было получено 6 файлов (по 3 на снимающего), длительностью 400 ± 20 сек. каждый. Разметка производилась по описанным ранее алгоритмам.

4.2 Разработка методики и формирование первичного набора данных для применения экзоскелета на промышленных объектах

Промышленные экзоскелеты выполняют исключительно роль усилителя, а не корректировки. Как правило это перемещение руки под нагрузкой и задача удержания. Сложность работы медицинских экзоскелетов заключается в том, что в силу травм пациента, приходится работать с искаженным сигналом, однако, траектории в упражнениях более-менее известны. В промышленных же экзоскелетах сигнал приходит нормальный, но область движений, в частности, руки куда больше. В итоге, собираемый датасет так же оказывается пригодным и для использования в области реабилитации, так как нейросеть учится воспроизводить свободные движения.

В результате консультации с работниками производственного отдела Центра технологической поддержки образования (ЦТПО) МФТИ была сформирована следующая методика снятия данных для промышленного датасета.

(1) *Произвольное движение без нагрузки.* Рука свободна. Производятся случайные движения во всей доступной для руки области со следующими скоростями: в локтевом направлении – до 210 °/сек, в плечевом горизонтальном – до 180 °/сек, в плечевом вертикальном – до 180 °/сек. Снятие производится на протяжении 4-х минут для двух пользователей. Результат: 2 файла по ~4 минуты.

(2) *Поднятие и перенос средних тяжестей.* Начальное состояние ненагруженное. На столе, высотой 1 метр и на полу расположены предметы массой до от 1 до 5 кг. Пользователь поднимает предмет и переносит его на расстояние от 1 до 5 метров, после чего кладет на стол либо на пол. Всего пользователь перемещает 5 предметов в комфортном для себя скоростном режиме. Средняя длительность всей записи от 4 до 5 минут. Результат: 2 файла по 4-5 минут.

(3) *Работа с инструментами.* На столе расположены ударная дрель, шуруповерт, углошлифовальная машина (УШМ). Пользователь производит следующие действия:

(3.1) Пользователь снимает перфоратор с полки, переносит его на 1 метр кирпичной стене. Затем включает дрель и на протяжении 15 секунд начинает сверлить в случайной точке. Всего за одну запись пользователь делает 5 отверстий. Затем пользователь выключает перфоратор и относит его обратно на полку. Результат: 2 файла по ~4 минуты.

(3.2) Пользователь снимает шуруповерт с полки, переносит его на 1 метр к деревянному бруску. Затем включает шуруповерт, берет саморез и начинает закручивать в случайное место бруска. Всего за одну запись пользователь закручивает 10 саморезов вертикально и 10 горизонтально. Затем пользователь выключает шуруповерт и возвращает его обратно на полку. Результат: 2 файла по ~3 минуты.

(3.3) Пользователь берет УШМ со стола и подносит её к тискам, в которых зажата металлическая арматура А400/500С 10 мм. Тиски расположены на уровне

пояса пользователя. Пользователь производит включение УШМ и отрезает 10 кусочков арматуры $\varnothing 10$ мм – по 2 сек. на кусочек. После чего выключает УШМ и возвращает обратно на стол.

(4) Поднятие, удержание и опускание тяжелых предметов (порядка 10 кг). Исходное состояние пользователя свободно, насос стоит на полу. Пользователь поднимает насос таким образом, чтобы предплечье было вдоль тела а запястье смотрело вперед и было повернуто на 90° относительно предплечья. В таком положении пользователь продолжает удерживать насос на протяжении 5 секунд. Затем расслабляет руку, не отпуская насос. Движение повторяется 5 раз. Запись производится для двух мужчин в возрасте 21-22 года. Результат: 2 файла по 2-3 минуты.

В итоге промышленный датасет состоит из 12 csv файлов и суммарно насчитывает ~50 минут данных с дискретизацией 2 мс, или ~1,5M записей данных.

Демонстрация снятия промышленного датасета Карнупом Г.А. приведена на рисунке 43.

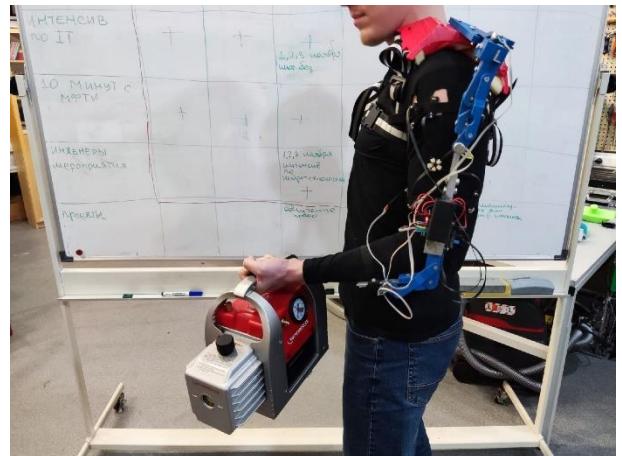
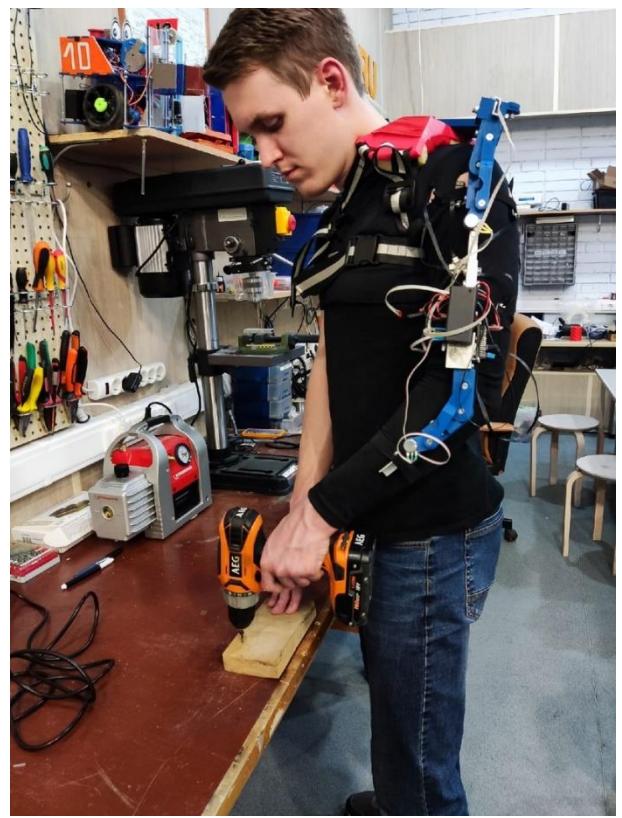
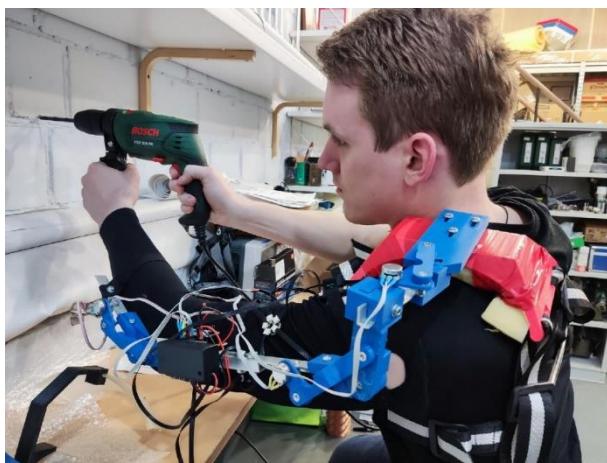


Рисунок 43 Демонстрация Карнупом Г.А. действий по снятию промышленного датасета: слева вверху – ударная дрель Bosch PSB 500 Re (1,66 кг), справа вверху – шуруповерт Stanley AEG BS18G3 (1,80 кг) и фосфатированный саморез Standers 3.5x35, слева внизу – УШМ Bosch PWS 700-115 (1,68 кг), справа внизу – вакуумный насос Rothenberger ROAIRVAC 3.0 (10,70 кг)

5 Проведение процедур обучения и отладки вариантов реализации нейросетей на компьютере

Обучение и подбор оптимальных параметров нейросетевой архитектуры, это отдельная область науки, суть которой коротко можно описать следующим образом: исходя из здравого смысла и понимания задачи необходимо добавить нужные элементы обучения, такие как выбор функции активации, нормализация батчей, обнуление весов и т.д. Затем изменять различные параметры до тех пор, пока результат не достигнет требуемого уровня.

5.1 Особенности процесса обучения

5.1.1 Функция активации

Нейронная сеть – математическая модель: на вход подаются некоторые значения, с которыми в дальнейшем производятся преобразования, заложенные в алгоритм. При прохождении данных через слой сети считается их сумма с некоторыми коэффициентами, которые называются весами, и добавляется член, характеризующий смещение. В самих нейронах происходит активация посредством функции, которая и называется функцией активации. В нашей задаче используются сверточные нейронные сети для обработки сигналов, переведенных в спектrogramмы либо в виде временных рядов. В качестве функции активации была выбрана ReLU (рисунок 44):

$$ReLU(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

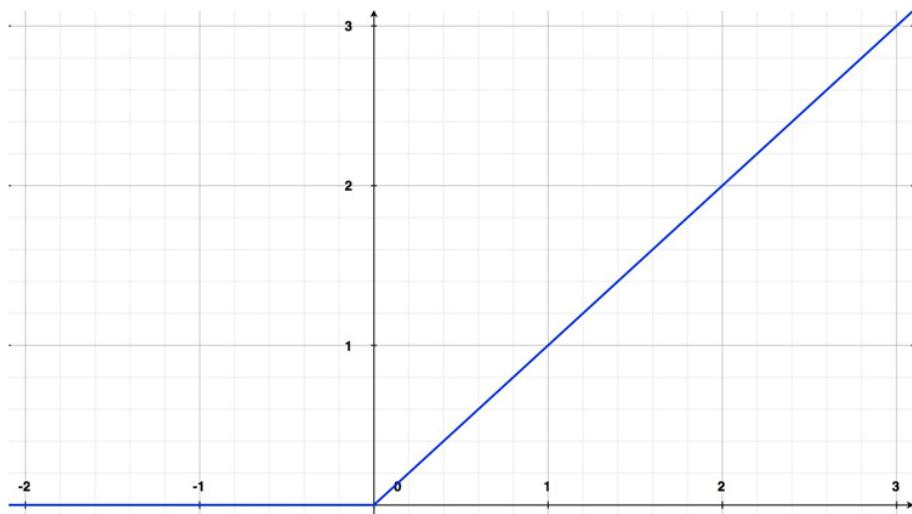


Рисунок 44. График функции ReLU

ReLU является нелинейной функцией с областью значений $[0, \infty)$, а любая другая функция может быть аппроксимирована линейной комбинацией ReLU. Главным преимуществом данной функции является разрежение активации, что позволяет инактивировать некоторые нейроны посредством зануления градиента для значений, меньших нуля. Таким образом, требуется меньше вычислительных ресурсов, и, следовательно, повышается скорость обучения глубоких сверточных нейросетей.

Переобучение – проблема глубоких нейронных сетей, суть которой заключается в хорошем распознавании примеров из обучающей выборки вместо того, чтобы учиться характеризовать примеры, не участвовавшие в обучении. Тем самым теряется обобщающая способность, которая должна характеризовать связь между входными и выходными объектами. Переобучение сигнализирует о том, что сеть строит слишком сложную модель для входных данных.

5.1.2 Нормализация батчей

По мере распространения сигнала через слои нейронной сети он может подвергнуться внутреннему ковариационному сдвигу (изменяются такие числовые характеристики, как математическое ожидание и дисперсия), что приводит к несоответствию градиентов на различных слоях.

Для решения данной проблемы предлагается использовать батч-нормализацию, так как обучение в нашей задаче производится по группам входных данных $B = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$. Данный метод подразумевает выполнение нормализации данных по отдельным батчам для получения нулевого математического ожидания и единичной дисперсии внутри каждой группы. Нормализация происходит следующим образом: вычисляются числовые характеристики для каждого батча входных данных:

$$\mu_B = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_B)^2$$

где m – количество элементов в батче. Далее, вектор входных данных нормализуется:

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + e}}$$

где e – константа для вычислительной устойчивости. Данная нормализация может изменить представление входных данных в слое нейросети, что приведет к потере связей между слоями. Для решения данной проблемы модифицируется функция активации посредством добавления произвольных параметров масштабирования и сдвига нормализованных значений:

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta,$$

где γ, β – параметры батч-нормализации, которые оптимизируются вместе с весами нейросети.

5.1.3 Dropout – исключение весов

При обучении нейросети посредством минимизации функции потерь происходит изменение весов каждого слоя. Все слои нейросети меняются, исправляя при этом ошибки предыдущих им блоков. Тем самым происходит совместная адаптация, что приводит к переобучению, поскольку совместные

изменения невозможно обобщить на данные, которые не участвовали в обучении нейросети.

В связи с этим мы воспользовались еще одним приемом регуляризации для борьбы с переобучением нейросети - Dropout (исключение). Идея данного метода заключается в обучении ансамбля нескольких нейросетей, в которых с определенной вероятностью исключены некоторые нейроны, а затем происходит усреднение результатов обучений (рисунок 45).

Выключение нейронов происходит случайным образом, причем вероятность выключения каждого нейрона одинакова. Применение метода исключения к слою нейросети задается следующим образом:

$$f(xW + b) = Da(xW + b),$$

где $a(\cdot)$ – функция активации, $D = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_n\}$ – n -мерный вектор случайных величин x_i , распределенных по закону Бернулли:

$$f(k, p) = \begin{cases} p, & \text{если } k = 1 \\ 1 - p, & \text{если } k = 0 \end{cases}$$

На выходе после применения Dropout к i -му нейрону:

$$\hat{Y}_i = \begin{cases} a(\sum_i^m w_i x_i + b), & \text{если } Q_i = 1 \\ 0, & \text{если } Q_i = 0 \end{cases}$$

где $P(Q_i = 0) = p$.

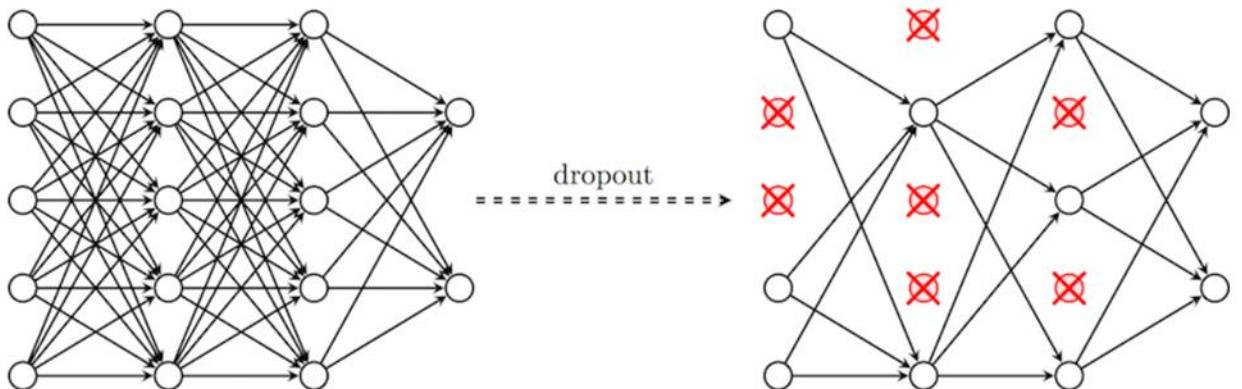


Рисунок 45. Схема метода Dropout

5.1.4 Затухание градиента в случае рекуррентных нейросетей

При обучении нейросети вычисляется градиент функции потерь: производные ошибок с последнего слоя распространяются обратно через все слои нейросети. Глубокие нейросети имеют много слоев, в связи с этим градиенты в конце обучения могут стать практически нулевыми, что приведет к невозможности изменить веса на начальных слоях. Данная проблема называется затуханием градиента.

Рекуррентная нейронная сеть применима для решения задач, где необходимо учитывать последовательность информации. Она состоит из последовательности одинаковых ячеек, информация от каждой из которой передается на следующую (рисунок 46).

Обучением сети является минимизация функции потерь:

$$\sum_{t=1}^n L_t(y_t, \hat{y}_t) \rightarrow \min_{V, U, W, b, \hat{b}},$$

где $\hat{y}_t = g(Uh_t + \hat{b})$, $h_t = f(Vx_t + Wh_{t-1} + b)$ – скрытое состояние в момент времени t , U и V – матрицы. Нейронная сеть обучается с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Если посчитать градиент функции потерь по матрице W , то получим, что он зависит от всех предыдущих скрытых состояний:

$$\frac{dL_t}{dW} = \sum_{k=1}^t \left(\prod_{i=k+1}^t \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} \right) \frac{\partial h_k}{\partial W}$$

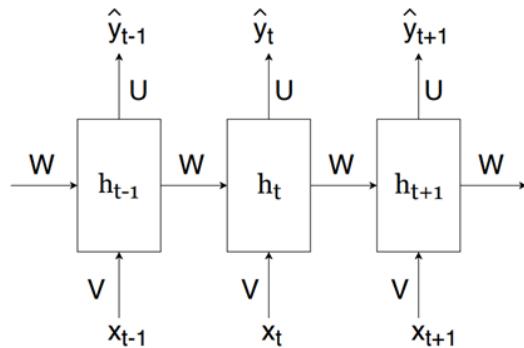


Рисунок 46. Схема рекуррентной нейросети

Взрыв градиента происходит, когда член под знаком произведения стремится к бесконечности:

$$\prod_{i=k+1}^t \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} \rightarrow \infty.$$

Основным методом для борьбы с данной проблемой является применение LSTM-ячеек с долгосрочной памятью (рисунок 47).

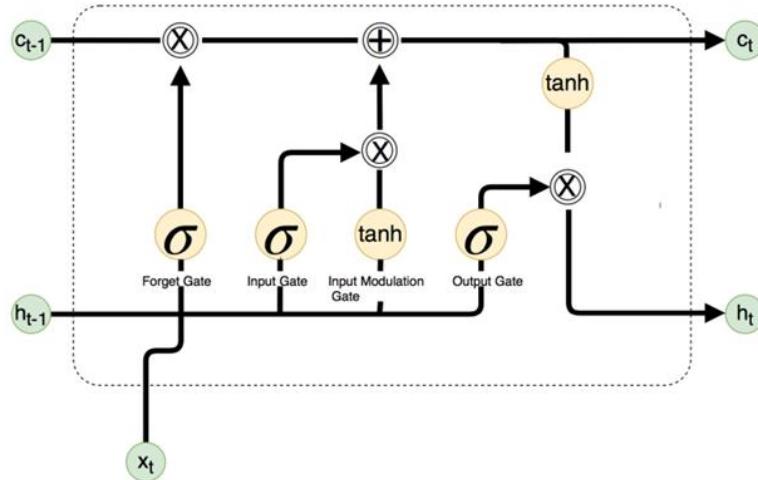


Рисунок 47. Схема LSTM-ячейки

На рис. 4 указаны состояния ячейки в разные моменты времени C_t и C_{t-1} . Работу вентилей входа и забывания информации можно описать системой уравнений:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f z_t + b_f), \\ i_t &= \sigma(W_i z_t + b_i), \\ \hat{C}_t &= \tanh(W_c z_t + b_c), \\ C_t &= f_t C_{t-1} + i_t \hat{C}_t, \end{aligned}$$

где $z_t = \{h_{t-1}, x_t\}$. Проблема затухающих градиентов решается, поскольку состояние ячейки C_t линейно зависит от прошлого состояния C_{t-1} :

$$\frac{\partial C_t}{\partial C_{t-1}} = f_t.$$

5.1.5 Функция потерь и точность

Функция потерь определяет, на сколько хорошо построенная модель машинного обучения соответствует конкретному набору данных. Функция потерь преобразует различные недо\переоценки к единому числу – ошибке. Чем больше различие между предсказанными и истинными данными, тем больше значение ошибки. Функции потерь автоматически используются в фоновом режиме во время оптимизации гиперпараметров архитектуры. Различные типы функции потерь вычисляют ошибку предсказания по-разному. Подходящая функция потерь зависит от целевого распределения в наборе данных, проблемы, которую необходимо смоделировать, количества выбросов в данных и так далее.

В нашем случае решается задача предсказания траектории, т.е. задача регрессии. Наиболее распространенной функцией потерь в рамках поставленной задачи является среднеквадратичное отклонение предсказания от истины (MSE):

$$Loss_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - pred_i)^2$$

где $pred_i$ – i -е предсказание модели, Y_i – i -е истинное значение.

5.1.6 Оптимизатор и шаг оптимизации

Для нахождения минимума функции ошибки используется такой итеративный алгоритм оптимизации, как градиентный спуск. В начале веса модели инициируются случайными значениями, а затем на каждой итерации после вычисления градиента изменяются на один шаг оптимизации (learning rate или lr). Градиентный спуск широко используется в обучении с учителем, чтобы минимизировать функцию ошибки и найти оптимальные значения параметров.

Для оптимизатора градиентного спуска были разработаны различные модификации. Самым популярным и универсальным в настоящее время является оптимизатор Adam. Но для объяснения его работы необходимо упомянуть его предшественников, приведенных ниже.

Momentum оптимизатор. Этот метод используется для ускорения алгоритма градиентного спуска за счет учета экспоненциально взвешенного среднего значения градиентов. Использование средних значений ускоряет сходимость алгоритма к минимумам, поскольку градиенты в необычных направлениях компенсируются.

RMSprop оптимизатор. RMSprop был предложен Джейфри Хинтоном из Университета Торонто. Суть состоит в том, чтобы применить метод экспоненциально взвешенного среднего ко второму моменту градиентов.

Adam оптимизатор. Алгоритм оптимизации Адама включает метод импульса и RMSprop, а также коррекцию смещения.

5.2 Результаты обучения вариационного автоэнкодера и рекуррентной нейросети

На данный момент наименьшую функцию потерь показали следующие исполнения архитектур. Вычисления проводились в среде разработки Google Colab на встроенных видеокартах Nvidia TESLA K80. При обучении обоих моделей в качестве функции ошибки использовалась функция MSE, в качестве оптимизатора – Adam с шагом оптимизации lr = 0,05.

Результаты обучения вариационного автоэнкодера и рекуррентной нейросети приведены на рисунках 48 – 53. Получена достаточная сходимость графиков функций ошибки для обучения и валидации, средняя ошибка составляет 0,09.

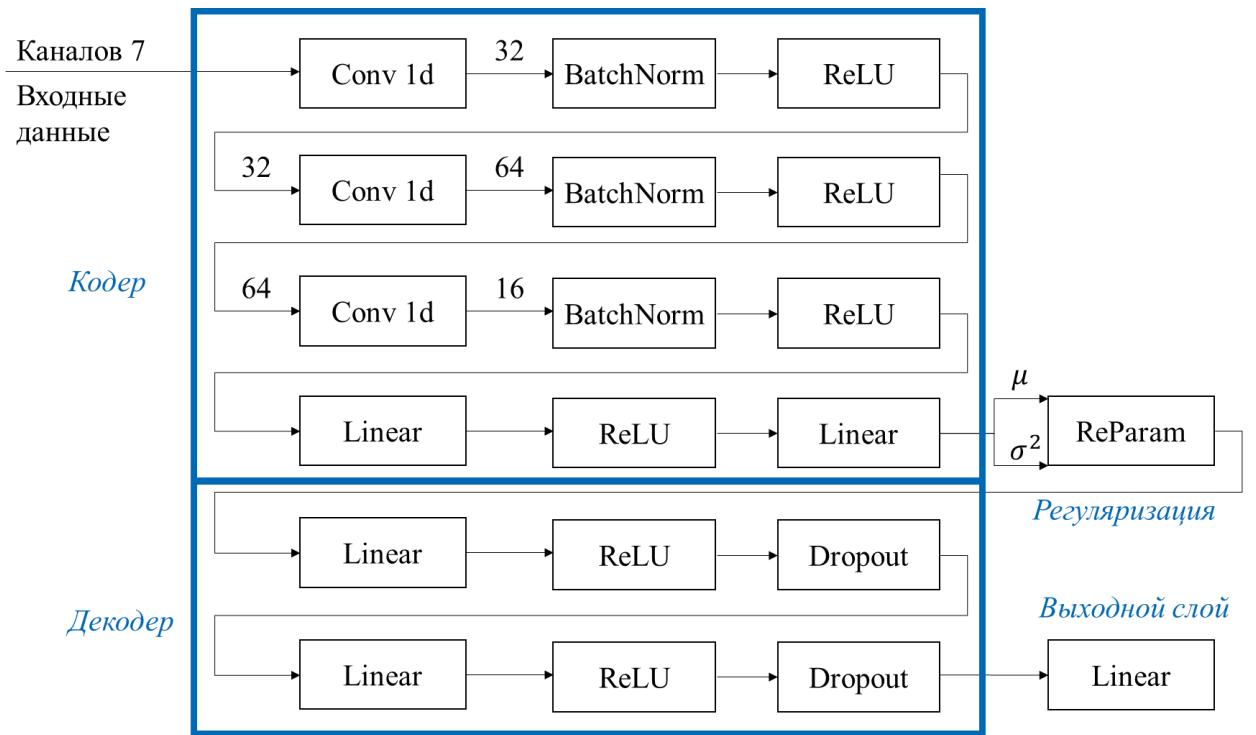


Рисунок 48. Структура нейросетевого алгоритма типа VAE с входными данными в виде временных рядов

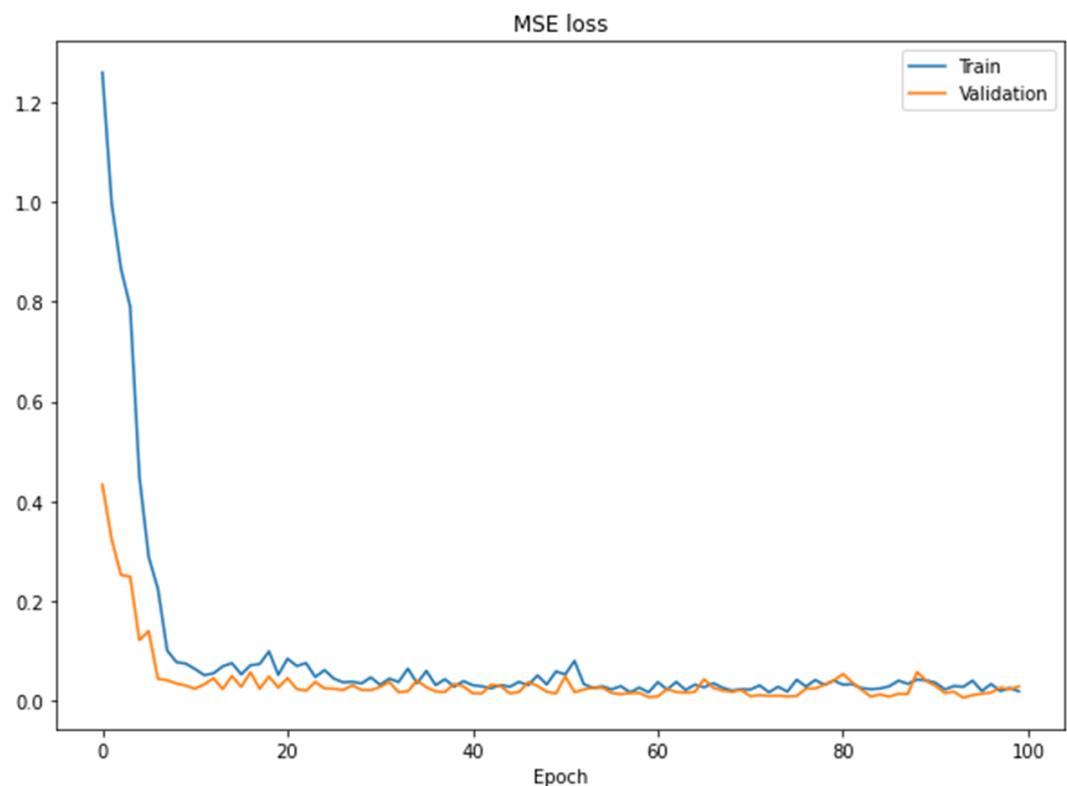
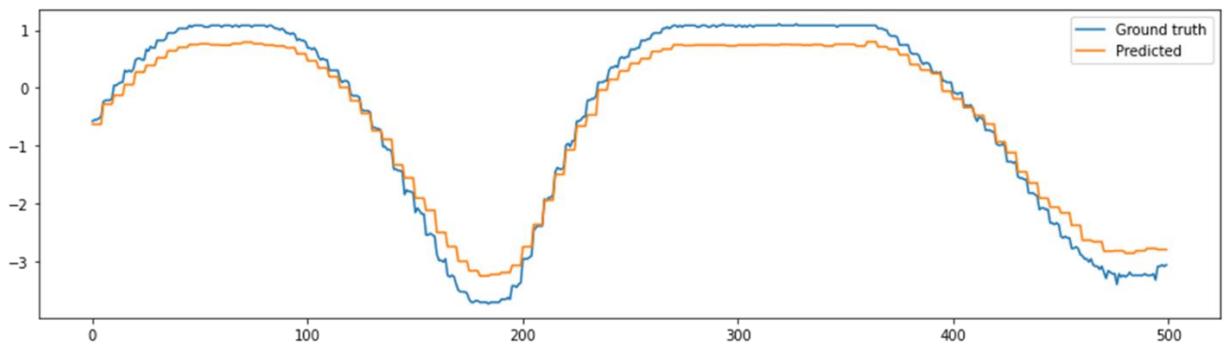


Рисунок 49. График функции ошибки при обучении с указанными параметрами



*Рисунок 50. Сравнение истинной и предсказанной VAE траекторий.
Средняя ошибка равна 0,13*

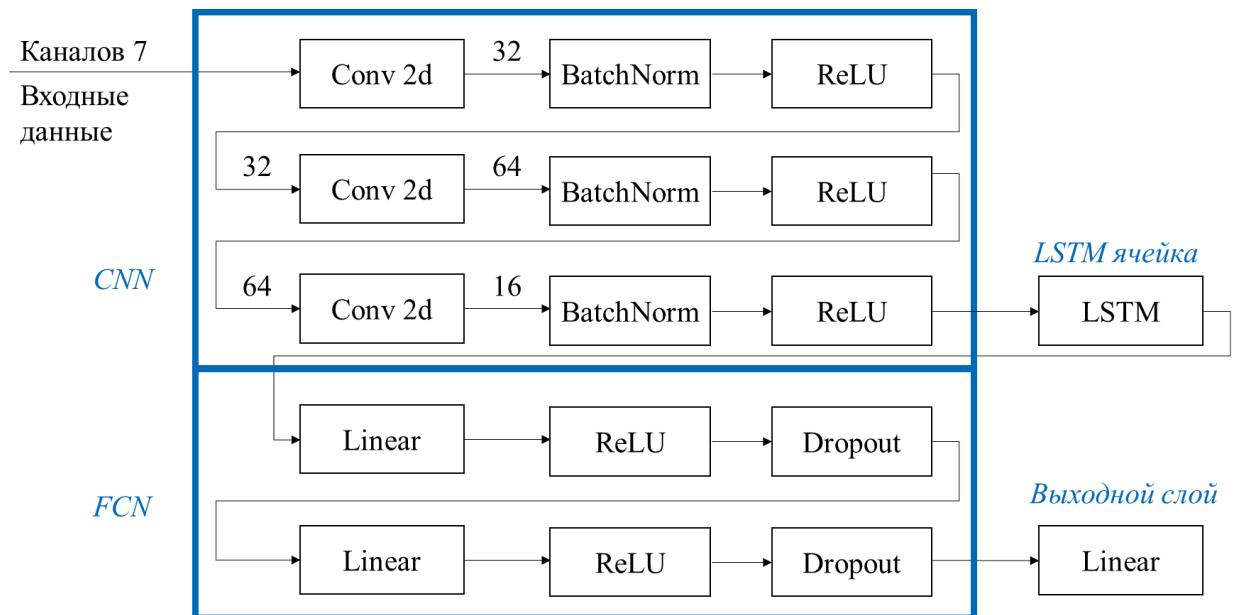


Рисунок 51. Структура нейросетевого алгоритма типа RNN с входными данными в виде спектрограмм

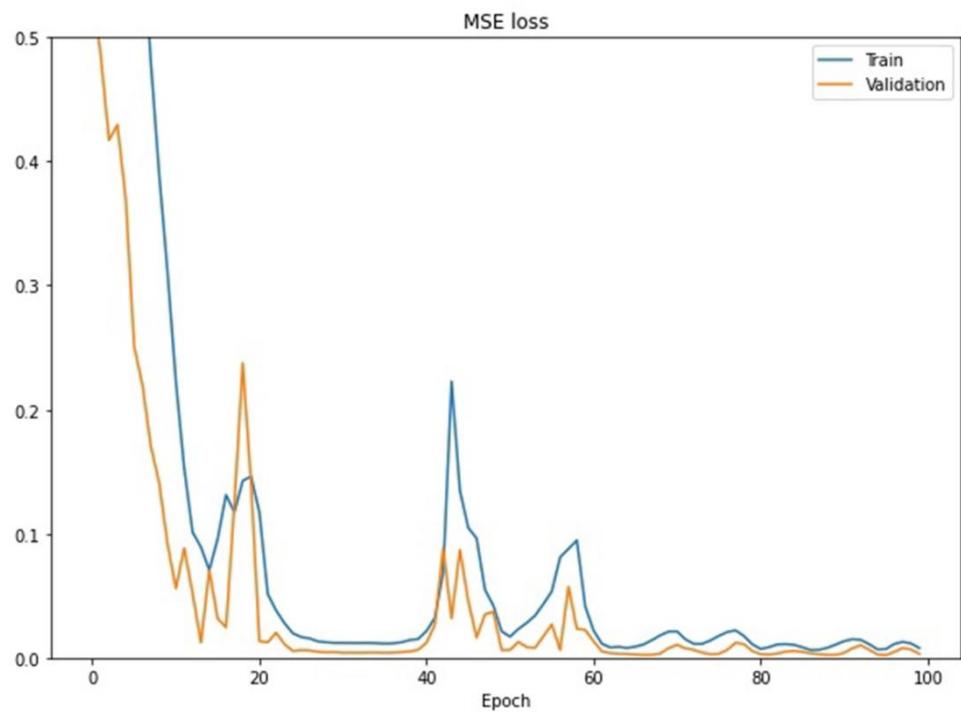
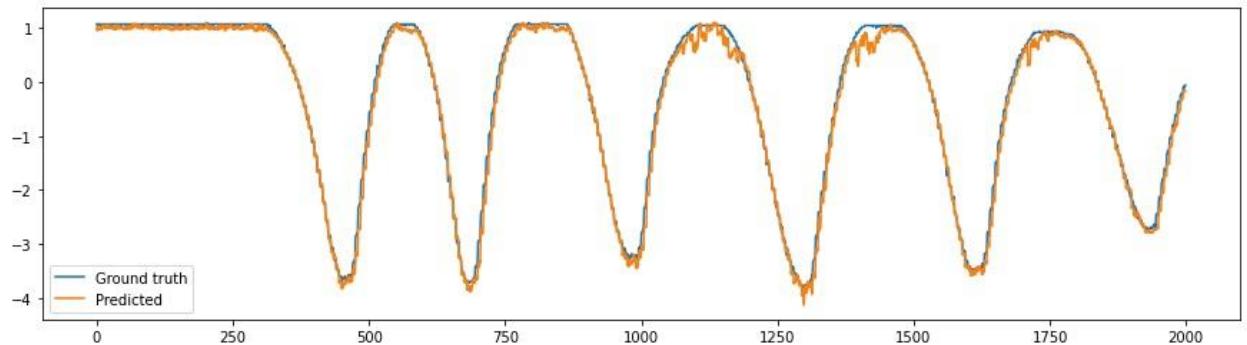


Рисунок 52. График функции ошибки при обучении с указанными параметрами.



*Рисунок 53. Сравнение истинной и предсказанной RNN траекторий.
Средняя ошибка равна 0,09.*

6 Подготовка нейросетевого вычислителя к проведению испытаний экзоскелета – методика работы с вычислителем макета экзоскелета

6.1 Методика работы с вычислителем макета экзоскелета

1. Установите ПО поддержки NM и дистрибутив NMDL.
2. Перейдите в каталог bin в директории установки NMDL (по умолчанию в Windows ”c:\Program Files\Module\NMDL”) и запустите программу nmdl_gui.
3. Выберите устройство с помощью меню File – Open Board....
4. Выберите описание модели (в формате .onnx) и входные данные с помощью меню File – Open Description....
5. Запустите обработку с помощью меню File – Run.

7 Адаптация нейросети для запуска на вычислителе макета экзоскелета – транслирование нейросетей в формат представления данных вычислителя макета экзоскелета

Для переформатирования нейросети из формата .ipynb в формат .onnx необходимо в конце кода программы добавить строчку "torch.onnx.export()".

8 Подготовка программы и методик проведения исследовательских испытаний макета экзоскелета

8.1 Основные эксплуатационные характеристики

Масса без батареи, кг: 3.8;

Грузоподъемность на максимальном удалении подвижной точки узла, кг:
до 30 локтевой сустав, до 20 кг плечевой сустав;

Точность движений: ошибка MSE менее 0,01;

Быстродействие, с: менее 1;

Время работы от одного заряда аккумулятора: 2 часа, при выполнении последовательно элементов промышленного датасета.

8.2 Методика измерений

(1) Масса без батареи. Экзоскелет устанавливается на весы, с которых снимаются показания. Погрешность измерений устанавливается в соответствии с используемым измерительным оборудованием, но не более 0.1 кг.

(2) Грузоподъемность. Динамометр с необходимым измерительным диапазоном фиксируется вблизи места измерения. Крепление по прочности должно на порядок превосходить предел измерений динамометра. Поочередно к динамометру крепятся точки экзоскелета, находящиеся на максимальном удалении от соответствующего подвижного узла. Соответствующий привод приводится в движение и по остановке снимается значение с динамометра. Погрешность измерений устанавливается в соответствии с используемым измерительным оборудованием, но не более 0.5 кг.

(3) Точность движений. Определяется точностью предсказательного нейросетевого алгоритма нормированных входных данных. Для измерения берется набор движений из обучающего датасета и подается на вход нейросетевому алгоритму. Каждое движение по времени длится 10 сек. Нейросетевой алгоритм переведен в режим предсказания (не обучения). По окончании производится вычисление средней ошибки предсказания по всем

поданным значениям. Погрешность складывается из погрешности нейросетевого алгоритма, машинной ошибки и погрешности движения приводов.

(4) Быстродействие. Данный параметр складывается из быстродействия двух процессов:

(4.1) Скорость считывания сигналов. Устанавливается производителем датчиков и как правило составляет 4 мс. Для измерения вычисляется разница времен двух соседних записей в файле данных. Погрешность устанавливается производителем датчиков.

(4.2) Скорость работы нейросети. Вычисляется программно и непосредственно на используемом вычислителе. Для этого из базы данных выбирается набор данных, по длительности соответствующий требуемой длительности предсказания. Набор данных подается на вход нейросетевого алгоритма, находящегося в режиме предсказания (не обучения). Сразу перед и сразу после работы алгоритма засекается время. Скорость работы нейросети определяется разницей полученных времен. Погрешность складывается из погрешности алгоритма отсчета времени и машинной ошибки.

(5) Время работы от одного заряда аккумулятора. Полностью заряженная батарея помещается в батарейный отсек экзоскелета, после чего пользователь надевает экзоскелет. Производится запуск таймера, и пользователь начинает выполнять последовательно элементы промышленного датасета. Последовательность повторяется до тех пор, пока в экзоскелет не перестанет поступать питание. В этот момент таймер останавливается и фиксируется время работы экзоскелета. Погрешность составляет 10 минут.

9 Проведение исследовательских испытаний макета экзоскелета

В результате проведения исследовательских испытаний макета экзоскелета составлен акт проведении исследовательских испытаний макета экзоскелета (приложение 4).

10 Подготовка материалов по кооперационным связям с предприятиями и организациями для постановки перспективных НИОКР в развитие НИР

В результате выполнения настоящей работы разработан и изготовлен макет экзоскелета руки с нейросетевым управлением. Выявлена заинтересованность в сотрудничестве при постановке перспективных НИОКР в развитие НИР со следующими организациями:

- с ПАО «Интелтех» (письмо поддержки в приложении 5);
- с производителем ЭМГ датчиков желаемого положения руки Elemyo (ИП Ковалев Олег Олегович ИНН 471008952584);
- с Центром медицинской реабилитации Сеченовского университета;
- с Центром реабилитации после инсульта и травм «Три сестры»;
- с Обществом с ограниченной ответственностью «Карабановский Завод Металлоизделий» (г. Карабаново Владимирской обл.) в части производства каркаса экзоскелетов.

Согласованное техническое задание на выполнение кооперации с целью постановки перспективных НИОКР – в приложении 6.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения НИР были получены следующие основные результаты:

1. Осуществлен выбор и обоснование датчиков желаемого и фактического положения экзоскелета, системы электродвигателей, архитектуры нейросети и нейросетевого вычислителя.
2. Выполнена закупка недостающих комплектующих для изготовления макета экзоскелета.
3. Осуществлена сборка макета экзоскелета и установка системы датчиков и электродвигателей.
4. Сформирован первичный набор данных (dataset) для обучения нейросети.
5. Проведена процедура обучения и отладки вариантов реализации нейросетей на компьютере.
6. Подготовлен нейросетевой вычислитель к проведению испытаний экзоскелета.
7. Нейросети адаптированы для запуска на вычислителе макета экзоскелета.
8. Подготовлены программы и методик проведения исследовательских испытаний макета экзоскелета.
9. Проведены исследовательских испытаний макета экзоскелета.
10. Подготовлены материалы по кооперационным связям с предприятиями и организациями для постановки перспективных НИОКР в развитие НИР.
11. В рамках выполнения НИР:

подготовлены тезисы докладов и получено подтверждение об их принятии на 33-ю научно-техническую конференцию «Экстремальная робототехника» от ГНЦ РФ «Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский

институт робототехники и технической кибернетики» (перенос конференции на осень с 2-3 июня 2022 г.):

«Исследование вариационного автоэнкодера для обработки сигналов мышц и управления экзоскелетом руки» (Карнуп Г.А. и соавторы).

«Исследование рекуррентных нейросетей и аппаратной реализации для обработки сигналов и управления экзоскелетом руки» (Наумов В.О., Трофимов Е.Е. и соавторы).

В корпоративной газете («НАУКА» № 1 (229) февраль-апрель 2022, стр. 5) группы компаний «НИИМЭ» опубликована статья «Мы создаем технологию, которой нет аналогов в мире» (приложение 7).

Полученные результаты будут использоваться при подаче конкурсной заявки на НИОКР в профильные Министерства – Минпромторг России, Минобрнауки России.

Библиография

1. Как мозг управляет мышцами. <https://www.msdmanuals.com/ru/> Accessed: 2021-09-10.
2. М. Арбид. Метафорический мозг. Издательство "МИР" 1976.
3. В.А. Крыжановский. Г.Л. Билич. Анатомия человека: Медицинский атлас. М.: Эксмо, 2016.
4. Kachenoura A. Albera L. et al. Safieddine, D. Removal of muscle artifact from eeg data: comparison between stochastic (ica and cca) and deterministic (emd and wavelet-based) approaches. EURASIP J. Adv. Signal Process, 127, 2012.
5. В КФУ разрабатывают экзоскелет кисти для реабилитации детей с ДЦП. <https://cfuv.ru/news/v-kfu-razrabatyvayut-ehkzoskelet-kisti-dlya-reabilitacii-detejj-s-dcp>. Accessed: 2021-09-27.
6. Merletti Roberto and Farina Dario. Analysis of intramuscular electromyogram signals. Phil. Trans. R. Soc. A., 367, 2009.
7. Raez M B I et al. Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications. Biological procedures online, 8, 2006.
8. Finsterer J. Emg-interference pattern analysis. J Electromyogr Kinesiol, 11(4):231–246, 2001.
9. Angel F. Ringwald C Crenner, F. Ag/agcl electrode assembly for thin smooth muscle electromyography. Med. Biol. Eng. Comput., 27, 1989.
10. Andrés Augusto Gutierrez Fernandes Beati, Rafael Machado Reis, Robson S. Rocha, and Marcos R.V. Lanza. Development and evaluation of a pseudoreference pt//ag/agcl electrode for electrochemical systems. Industrial & Engineering Chemistry Research, 51:5367–5371, 2012.
11. Wang Z et al. Afroj S, Karim N. Engineering graphene flakes for wearable textile sensors via highly scalable and ultrafast yarn dyeing technique. ACS Nano, 13(4):3847–3857, 2019.
12. Ozberk Ozturk and Murat Kaya Yapici. Surface electromyography with wearable graphene textiles. IEEE Sensors Journal, 21(13):14397–14406, 2021.

13. Fatima Awan and et al. He. Electromyography acquisition system using graphene-based e-textiles. International Symposium on Electrical and Electronics Engineering (ISEE), pages 59–62, 2019.
14. Xiaolong Zhai and et al. Jelfs. Self-recalibrating surface emg pattern recognition for neuroprosthesis control based on convolutional neural network. *Frontiers in Neuroscience*, 11, 2017.
15. Wentao Wei, Yongkang Wong, Yu Du, Yu Hu, M. Kankanhalli, and Weidong Geng. A multistream convolutional neural network for semg-based gesture recognition in muscle-computer interface. *Pattern Recognit. Lett.*, 119:131–138, 2019.
16. Manfredo Atzori, Matteo Cognolato, and Henning Müller. Deep learning with convolutional neural networks applied to electromyography data: A resource for the classification of movements for prosthetic hands. *Frontiers in Neurorobotics*, 10, 2016.
17. Ulysse Côte-Allard and et al. Fall. Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification using transfer learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(4):760–771, 2019.
18. Kaiming He, X. Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 770–778, 2016.
19. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60:84 – 90, 2012.
20. Искусственные нейросети и их возможности. <https://ainews.ru/2021/02/iskusstvennye-nejrosety-i-ix-vozmoznosti.html>. Accessed : 2021 – 12 – 05.
21. G. Margolis, Tao Chen, Kartik Paigwar, Xiang Fu, Donghyun Kim, Sangbae Kim, and Pulkit Agrawal. Learning to jump from pixels. In CoRL, 2021
22. <https://www.module.ru/directions/iskusstvennyj-intellekt/nm-card>

23. Zeiaee, A., Soltani-Zarrin, R., Langari, R., & Tafreshi, R. (2017). Design and kinematic analysis of a novel upper limb exoskeleton for rehabilitation of stroke patients. 2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), 759-764.
24. Rosales, Y., Lopez, R., Rosales, I., Salazar, S., & Lozano, R. (2015). Design and modeling of an upper limb exoskeleton. 2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC), 266-272.
25. Zhu, M., Sun, Z., Chen, T., & Lee, C. (2021). Low cost exoskeleton manipulator using bidirectional triboelectric sensors enhanced multiple degree of freedom sensory system. Nature Communications, 12.
26. <https://github.com/ELEMYO/MYOstack-GUI/releases/tag/v1.0.1>

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1. Листинг программы чтения данных с потенциометров и передача их по I2C каналу плате передатчику ESP8266.

```
#include <Wire.h> // Импортируем библиотеку для использования порта I2C
#define AIN0 0 // Объявляем переменные для портов, соединенных с потенциометрами
#define AIN1 1
#define AIN2 2

byte ang0_b, ang1_b, ang2_b; // Объявляем переменные для считанных значений с
// потенциометров

uint8_t angs[3]; // Объявляем массив, куда будут помещены углы для отправки на плату-
// передатчик esp8266, далее «мастер»


void setup(){
    Serial.begin(9600); // Устанавливаем скорость передачи по порту Serial для отладки
    Wire.begin(6); // Устанавливаем адрес платы Arduino Nano в локальной сети I2C
    Wire.setClock(400000); // Устанавливаем скорость передачи данных по каналу I2C
    Wire.onRequest(requestEvent); // Устанавливаем функцию, которую необходимо
// запустить по прибытии запроса на получение данных с платы мастера
}

void loop() {
    angs[0] = map(analogRead(AIN0),0,1023,0,527); // Считываем значение
// потенциометра с аналогового порта и изменяем его разрядность на необходимую.
    angs[1] = map(analogRead(AIN1),0,1023,0,527);
    angs[2] = map(analogRead(AIN2),0,1023,0,527);
}

void requestEvent() {
    Wire.write((uint8_t*) angs, sizeof(angs)); // По поступлении запроса на получение
// данных с платы мастера отправляем массив с считанными углами и размер массива
}
```

Приложение 2. Листинг программы запроса данных с ЭМГ датчиков и потенциометров и их передача на плату-приемник ESP32

```
#include <ESP8266WiFi.h> // Импортируем библиотеку для работы с платой esp8266
#include <Wire.h> // Импортируем библиотеку для работы с портом I2C
#include <espnow.h> // Импортируем библиотеку для работы с Wi-fi модулем

typedef struct struct_message { // Создаем структуру, в которую поместим значения
    потенциометров
    float ang1;
    float ang2;
    float ang3;
} struct_message;
struct_message pots;

uint8_t mac_peer[6] = {0xAC, 0x67, 0xB2, 0x36, 0xC1, 0xAC}; // адрес отправки данных
uint8_t sensorAddr[9] = {0x50, 0x51, 0x52, 0x54, 0x55, 0x56, 0x58, 0x59, 0x5A}; // Адреса ЭМГ
датчиков для связи по I2C порту

short sensorsData[13][9] = {{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}, // Один цикл записи данных: 13 записей для 9
датчиков: 6 ЭМГ, 3 потенциометра (234 байта)
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0},
    {0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}};
void setup() {
    Serial.begin(115200); // Устанавливаем скорость передачи по порту Serial для отладки
    Wire.begin(); // инициализируем библиотеку Wire и устанавливаем плате статус мастера в
I2C протоколе
```

```

Wire.setClock(400000); // Устанавливаем скорость передачи данных по каналу I2C
delay(300); // Ждём 0.3 секунды для установки настроек
WiFi.mode(WIFI_STA);

if (esp_now_init() != 0) { // Проверяем, правильно ли инициировалась плата
    Serial.println("Problem during ESP-NOW init");
    return;
}

esp_now_set_self_role(ESP_NOW_ROLE_CONTROLLER); // Устанавливаем статус платы
esp_now_add_peer(mac_peer, ESP_NOW_ROLE_SLAVE, 1, NULL, 0); // Устанавливаем
настройки отправки данных
}

void loop() {
    for (int i = 0; i < 13; i++) {
        for (int j = 0; j < 6; j++) {
            sensorsData[i][j] = sensorDataRead(sensorAddr[j]); // Считываем данные ЭМГ
        }
        potDataRead(6); // Считываем данные потенциометров
        sensorsData[i][6] = pots.ang1;
        sensorsData[i][7] = pots.ang2;
        sensorsData[i][8] = pots.ang3;
    }
    esp_now_send(mac_peer, (uint8_t *) &sensorsData, sizeof(sensorsData)); // Отправляем
данные
}

int sensorDataRead (byte Addr) {
    unsigned int data[2];
    Wire.requestFrom(Addr, 2); // Делаем запрос данных с датчика с указанным адресом
    if (Wire.available() == 2) { // Если данные доступны
        data[0] = Wire.read(); // Заносим их в переменную
    }
    return ((data[0] & 0x0F) * 256);
}

```

```
void potDataRead (int Addr) {  
    Wire.requestFrom(Addr, 3);  
    if (Wire.available() == 3) {  
        pots.ang1 = Wire.read();  
        pots.ang2 = Wire.read();  
        pots.ang3 = Wire.read();  
    }  
}
```

Приложение 3. Листинг программы приема и буферизации данных

```
#include <esp_now.h>
#include <WiFi.h>
short sensorsData[13][9];
unsigned long myTime;

void receivedMessage(const uint8_t * mac, const uint8_t *incomingData, int len) {
    memcpy(&sensorsData, incomingData, sizeof(sensorsData));
    for (int i=0; i<13; i++) {
        for (int j=0; j<8; j++) {
            Serial.print(sensorsData[i][j]);
            Serial.print(";");
        }
        Serial.println(sensorsData[i][8]);
    }
}

void setup() {
    Serial.begin(921600); // initialize Serial Monitor
    WiFi.mode(WIFI_STA); // set receiver as a Wi-Fi Station
    esp_now_init(); // ESP-NOW initialisation
    esp_now_register_recv_cb(receivedMessage); // Receives message with sensors data
}
void loop() {
}
```

Приложение 4

УТВЕРЖДАЮ
Заместитель генерального директора -
главный конструктор
АО «НИИМЭ»

_____ А.С. Кравцов
«___» _____ 2022 г.

АКТ изготовления объектов испытаний макета экзоскелета

24 мая 2022г.

Комиссия в составе:

Председатель: начальник УРПТН Горнев Евгений Сергеевич
члены комиссии: начальник лаборатории Тельминов Олег Александрович
зам. директора по управлению качеством и технической
поддержке Спиридовон Алексей Валентинович
главный специалист Янович Сергей Игоревич

в период с 17 мая 2022г. по 24 мая 2022г. проверила факт изготовления
объектов испытаний.

1. Комиссии предъявлен макет экзоскелета в составе
 - Механический каркас: 1 шт.
 - Датчики ЭМГ сигналов: 5 шт.
 - Датчики положения руки: 3 шт.
 - Система передачи данных: 1 шт.
2. В результате проверки установлено, что объект испытаний макет
экзоскелета соответствует требованиям технического задания и
пригоден для проведения исследовательских испытаний.

Председатель комиссии

Е.С. Горнев

Члены комиссии

О.А. Тельминов

24.05.2022, *Тульев*
Спиридовон

А.В. Спиридовон

С.И. Янович

24.05.22 *Кравцов*

Приложение 5



Публичное акционерное общество «Информационные телекоммуникационные технологии» (ПАО «Интелтех»)

ул. Кантемировская д. 8, Санкт-Петербург,
Россия, 197342 Тел. (812) 295-50-69,
Факс (812) 542-18-49

www.inteltech.ru E-mail: intelteh@inteltech.ru
ОКПО 07503490, ОГРН 1027801525608,
ИНН/КПП 7802030605/781401001

28.10.2021 № 02/501
На № 2953 от 13.10.2021

О сотрудничестве в области
разработки экзоскелетов

Заместителю руководителя
приоритетного технологического
направления по электронным
технологиям АО "НИИМЭ"

Е.С. Горневу

Уважаемый Евгений Сергеевич!

В ответ на Ваше предложение о сотрудничестве в области разработки экзоскелетов сообщаю о заинтересованности и готовности ПАО «Интелтех» принять участие в выполнении проекта «Разработка и организация серийного производства накладного механического устройства для повышения грузоподъёмности здоровой руки с нейроинтерфейсом и под управлением нейросетевых алгоритмов на отечественной элементной базе» (шифр «Экзодесница»).

Ответственный исполнитель со страны ПАО «Интелтех» - главный конструктор направления работ Скоков М.С. +7(926)781-82-14 skokovmaksim@yandex.ru.

С уважением,
Генеральный директор

Ю.Л. Николашин

Приложение 6.

«СОГЛАСОВАНО»

Заместитель генерального
директора – главный конструктор
АО «НИИМЭ»

_____ А.С. Кравцов
« » 2022 г.

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ

на постановку НИОКТР «Освоение серийного производства и продаж
экзоскелета руки с нейросетевым управлением»

**Приложение 7. Разработчики, слева направо: Наумов В.О., автор идеи
Карнуп Г.А., Трофимов Е.Е.**

«МЫ СОЗДАЕМ ТЕХНОЛОГИЮ, КОТОРОЙ НЕТ АНАЛОГОВ В МИРЕ»

Научные разработки НИИМЭ охватывают не только классические направления микро- и наноэлектроники, но и глобальные технологии будущего. В нашей стране действует программа «Цифровая экономика Российской Федерации», реализация которой основана на сквозных цифровых технологиях, таких как большие данные, нейротехнологии и искусственный интеллект, компоненты робототехники и сенсорика. «Киберфизические» системы приводят к слиянию технологий и размытию границ между физической, цифровой и биологической сферами.

Группа молодых ученых института под руководством к.т.н. Олега Александровича Тельминова, начальника центральной научной лаборатории исследований неиформовых систем, разрабатывает проект по разработке неиростатовых алгоритмов управления экосистемой руки. Под руководством профессора вновь возвращавшегося лидером команды разработчиков – Карпух Германа, талант Управления Руководителя приобретенного технологического направления.

– Расскажите, почему в качестве научного направления Вы выбрали нейросети?

— Мое серьезное увлечение техническими науками, в частности, физикой, началось в 8-м классе с просмотром фильма «Железный человек». Тогда я настолько вдохновился инженерными решениями, демонстрируемыми в фильме высокими технологиями, 3D-моделированием, да и в принципе героям, что с двумя и троюму точками наукам выплынули на плавники и уже через год поступили в Венгерскую Физико-Техническую школу при МФТИ. В дальнейшем весь мой карьерный курс был направлён на основании своей компетенции по разработке экзобактерий, этапом которых для меня на тот момент осталась тяжёлая эпопея Стада.

мени до Си пост оставляє творчі Энтоні Страки.

Идея, на которой мы сеячка работаем, пришла мне в голову в августе 2021 года. Наша команда студентов МФТИ готовилась принять участие в международном турнире Физиков, где на тот момент мы уже были двукратными чемпионами. Я лежал в больнице, и мы с ребятами обсуждали по телефону, какие задачи можно отправить на следующий сезон турнира. В списке задач была одна, которую я заключил-часов, в оптимизации Нейромышцы. В ходе обсуждения я предложил обучить нейросеть для предсказания оптимальной стратегии питания мышцы. Тогда в моей голове зародилась идея, что можно в принципе управлять энзикапелем посредством нейросети.

— Как Вы оцениваете перспективы использования экзоскелетов в современном мире?

— Тема экзоскелетов в мире не нова. Существуют компании, разрабатывающие экзоскелеты как для промышленного сектора, так же как Ekso Bionics и Lockheed Martin, так и для медицинского: Myomo, ReWalk, Parker, и даже российская ЕхоАдат. Однако у них есть общая главный недостаток — Принцип управления. Почти во всех моделях вышеперечисленных компаний для того, чтобы

вышеперечисленных компаний для того, чтобы заставить экоэлектроплату двигаться, нужно нажать на кнопку пульта. Медицинский экоэлектроплат подключают костью. Тогда чтобы снуть ногу, человек накиняет кнопку на kostь, и нога сгибается. В промышленных экоэлектроплатах передко управление передают оператору. Компания Myomo — единственная, кто использует для управления электро-мимографии (ЭМГ), то есть электрический сигнал мыши, который регистрируется электродами различного типа. Но эти сигналы используются, скроем, как триттер: мышь напротяжена — экоэлектроплату двигают, мышь расслаблена — экоэлектроплату не двигают. Еще одним недостатком является заранее прописанные траектории движений экоэлектроплат. Вы зависимости от желаний и физиологии пользователей экоэлектроплат будет двигаться по той траектории, которая зашита в его память разработчиками.

Все эти факторы сильно ограничивают спектр использования экзоскелетов. Однако рынок ежегодно растет, демонстрируя высокий потенциал в тех отраслях, где требуется усиление физических возможностей человека – например, в устраивании последствий «Фэйвайтнайзинг» синтезий, спорте или поисково-спасательной деятельности.

Не менее популярно и медицинское направление. В России за 2021 год зарегистрировано около 200 тысяч случаев инсульта. Почти в половине случаев пациентам требуется курс физической реабилитации. На данный момент автоматизированных решений не существует,



На фото: (слева направо) Владислав Наумов, Герман Карпун, Егор Трофимов

— В чем состоит инновационность Вашего изобретения? — Мы хотим вылечить людей, которые не могут

— Мы создаем технологию, которой нет аналогов в мире: разработка экзоскелета с нейросетевыми алгоритмами управления. Это позволяет решить проблему быстрого и точного предсказания траектории экзоскелета и выполнения различных движений. Счетчиком индифферентных физических особенностей пользователя.

физических особенностей пользователя.

Суть состоит в следующем. Когда человек ставит или разгибает руку, то в мышце генерируется биопотенциал. По этому потенциальному можно определять параметры действия (скорость, направление), а в некоторых случаях даже мышцы.

Мы предлагаем неизинвазионно считывать электромиографические сигналы с мышц человека и регистрировать фактические положения рук. Делаем это, например, с периодом 0 – 0,2 мс. Затем подаем это в обученную нейросеть, которая по этим данным будет предсказывать, какая траектория наиболее вероятна в промежуток 0,2 – 0,3 мс. Таким образом, мы получаем информацию, как активных усилите. Основная сложность состоит в том, что никто подобного раньше не предлагал.

Понятно, что на этом этапе идет в промышленности, где нужны высокие скорости и более

лленность, где нужны высокие скорости и более сложные алгоритмы, не имеет смысла. И так как мы вообще не знаем, что получится на выходе, то решили начать с медицинской отрасли.

хода, то решения на этапе медицинской отсрочки, а именно с решением задачи постинсультной реабилитации. Во время разговоров с главврачами центра медицинской реабилитации Сеченова новского университета и реабилитационного центра «Три сестры» мы глубже поняли современные запросы, требуемый функционал и ка-

рактеристики продукта. Выше я привел цифру в 200 тысяч инсультов в год. При этом суммарные Сеченовский центр и «Три сестры» могут проводить реабилитацию не более 1000 пациентов

в год. Такая маленькая на общем фоне цифра связана с тем, что весь цикл реабилитации проводится квалифицированными специалистами, которых не так много.

Из общений времени мы поняли, что отрасль остро нуждается в автоматизированном решении. Причем решением должно быть дешевым — до 400 тысяч рублей и, если так можно сказать, гибким. Пациенты ведь тоже разные. Пациенты с полостью мышцы не работают, у кого-то они просто ослаблены и им нужно, например, 70% усилий для эффективной генерации. Поэтому мы добавили еще одну особенность предлагаемого нами решения. Мы разрабатываем технологию добучивания нейросети и планируем добавить мультипрофильность для разных пациентов. Так, в клинике появляется нейросеть обученная под предысторическим пациентом, а затем в первые пару дней эта сеть добучается и подстраивается под индивидуальные особенности конкретного пациента. В паре множественных профилей на одном экзоскелете возможно многоскратное увеличение количества проводимых реабилитаций. Кроме того, мы получили возможность договориться о встрече пациентов на территории центров и под руководством специалистов собирать набор данных необходимый для обучения нейросети.

Кроме того, в марте этого года наша команда в конкурсе «УМНИК» от фонда поддержки инноваций (ФПИ) получила грант на реализацию динамического макета экзоскелета. Недавно мы прошли в финал Всероссийского инженерного конкурса

— Расскажите о Вашей команде. И что помогает вам двигаться к цели?

— Мной определяются ключевые направления развития проекта, взаимодействие с консультантами.

Сультанов, потенциальными соисполнителями и заказчиками. Владислав Наумов отвечает за нынешнюю реализацию управления экосистемой лесом. Егор Трофимов — за информационную систему, чтобы алгоритмическая реализация ней просветила и взаимодействовала между датчиками, вычислительными, исполнительными устройствами и коммуникационными модулями. Мы разрабатываем возможность реализации проекта на импортозамещающих решениях московских организаций НТЦ «Модуль» (нейрокорпоративный NIM640) и ФГУП «ГосНИИАС» (программный фреймворк «Платформа ГНИАС»).

С своему научному руководителю Тельминовой Олегу Александровичу яшел с некоторым опасением, что он одобрят мою тему, вероятно не относящуюся к традиционным исследованиям НИИМЭ, в качестве дипломной работы. Однако после первой же беседы передо мной открылись новые горизонты и энтузиазм желания их достичь. Если раньше наша профильная Министерство – Минпромторг России финансировало и НИИМЭ, и ОКРы, то сейчас по условиям бюджетного софинансирования за 3-5 лет реализации проекта требуется выход на серийное производство с гарантированным потреблением продукции заказчиками. Заместитель руководителя приоритетного направления и заместитель заведующего нашей кафедры **член-корреспондент РАН Горин Евгений Сергеевич** поддержал идею национального управления эк

Поддержкой идеи национальной геоинформатики в Университетах и колледжах стало создание открытого внутренней НИР на нашем предприятии, служащей качеством задачи к кратно большим результатам. Благодаря такому НИР сейчас мы обладаем необходимой аппаратной базой и проводим исследования макета экосистемы. По ее завершении получим фактические параметры работы макета, на основании которых определим рынок сбыта, а также обобщим материалы по наработанным кооперационным связям с предприятиями и организациями. Затем выйдем из конкурса Минпромторга России для постановки на проработку НИР в развитие национальной геоинформатики.