

Школа Инженерная школа информационных технологий и робототехники  
 Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника  
 Отделение школы (НОЦ) Информационных технологий

### МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
<b>Классификация моторных образов с помощью глубокого обучения и графического представления электроэнцефалограмм</b>

УДК 004.925:612.014.42:615.84

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ03	Гоморов Алексей Леонидович		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОИТ	Спицын В.Г.	д.т.н., профессор		

### КОНСУЛЬТАНТЫ ПО РАЗДЕЛАМ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН ШБИП	Былкова И.В.	к.э.н., доцент		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ООД ШБИП	Федоренко О.Ю.	д.м.н., доцент		

### ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Руководитель ООП	Спицын В.Г.	д.т.н., профессор		

## ЗАПЛАНИРОВАННЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ПО ООП

Код компетенции	Наименование компетенции
	<b>Универсальные компетенции</b>
УК(У)-1	Способен осуществлять критический анализ проблемных ситуаций на основе системного подхода, вырабатывать стратегию действий
УК(У)-2	Способен управлять проектом на всех этапах его жизненного цикла
УК(У)-3	Способен организовывать и руководить работой команды, вырабатывая командную стратегию для достижения поставленной цели
УК(У)-4	Способен применять современные коммуникативные технологии, в том числе на иностранном (-ых) языке (-ах), для академического и профессионального взаимодействия
УК(У)-5	Способен анализировать и учитывать разнообразие культур в процессе межкультурного взаимодействия
УК(У)-6	Способен определять и реализовывать приоритеты собственной деятельности и способы ее совершенствования на основе самооценки
	<b>Общепрофессиональные компетенции</b>
ОПК(У)-1	Способен самостоятельно приобретать, развивать и применять математические, естественно-научные, социально-экономические и профессиональные знания для решения нестандартных задач, в том числе в новой или незнакомой среде и в междисциплинарном контексте
ОПК(У)-2	Способен разрабатывать оригинальные алгоритмы и программные средства, в том числе с использованием современных интеллектуальных технологий, для решения профессиональных задач
ОПК(У)-3	Способен анализировать профессиональную информацию, выделять в ней главное, структурировать, оформлять и представлять в виде аналитических обзоров с обоснованными выводами и рекомендациями
ОПК(У)-4	Способен применять на практике новые научные принципы и методы исследований
ОПК(У)-5	Способен разрабатывать и модернизировать программное и аппаратное обеспечение информационных и автоматизированных систем
ОПК(У)-6	Способен разрабатывать компоненты программно-аппаратных комплексов обработки информации и автоматизированного проектирования
ОПК(У)-7	Способен адаптировать зарубежные комплексы обработки информации и автоматизированного проектирования к нуждам отечественных предприятий
ОПК(У)-8	Способен осуществлять эффективное управление разработкой программных средств и проектов
	<b>Профессиональные компетенции</b>
ПК(У)-1	Способен разрабатывать и администрировать системы управления базами данных
ПК(У)-2	Способен проектировать сложные пользовательские интерфейсы

ПК(У)-3	Способен управлять процессами и проектами по созданию (модификации) информационных ресурсов
ПК(У)-4	Способен осуществлять руководство разработкой комплексных проектов на всех стадиях и этапах выполнения работ
ПК(У)-5	Способен проектировать и организовывать учебный процесс по образовательным программам с использованием современных образовательных технологий

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
 федеральное государственное автономное  
 образовательное учреждение высшего образования  
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа информационных технологий и робототехники  
 Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника  
 Отделение школы (НОЦ) Отделение информационных технологий

УТВЕРЖДАЮ:  
 Руководитель ООП  
 \_\_\_\_\_ Спицын В.Г.  
 (Подпись)    (Дата)    (Ф.И.О.)

**ЗАДАНИЕ  
на выполнение выпускной квалификационной работы**

В форме:

Магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
8ВМ03	Гоморову Алексею Леонидовичу

Тема работы:

Классификация моторных образов с помощью глубокого обучения и графического представления электроэнцефалограмм	
Утверждена приказом директора (дата, номер)	03.02.2022, № 34-63/с

Срок сдачи студентом выполненной работы:	16.06.2022
--	------------

**ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:**

<p><b>Исходные данные к работе</b></p> <p><i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.); вид сырья или материал изделия; требования к продукту, изделию или процессу; особые требования к особенностям функционирования (эксплуатации) объекта или изделия в плане безопасности эксплуатации, влияния на окружающую среду, энергозатратам; экономический анализ и т. д.).</i></p>	<p>Целью работы являлась разработка модели классификации моторных образов на основе инструментов глубокого обучения и преобразования Gramian Angular Field (GAF).</p>
---	---

<p><b>Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов</b></p> <p><i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, проектирования, конструирования; содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; обсуждение результатов выполненной работы; наименование дополнительных разделов, подлежащих разработке; заключение по работе).</i></p>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Обзор литературы на тему “Интерфейсы мозг-компьютер на основе моторных образов”.</li> <li>2. Изучение метода преобразования временных последовательностей в GAF матрицы.</li> <li>3. Выбор и обзор датасета.</li> <li>4. Тестирование параметров входных данных на разных архитектурах классификаторов.</li> <li>5. Разработка и оптимизация модели нейронной сети</li> <li>6. Исследование учёта соседних временных окон на точность классификации</li> <li>7. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.</li> <li>8. Социальная ответственность.</li> <li>9. Раздел на иностранном языке</li> </ol>
<p><b>Перечень графического материала</b></p> <p><i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i></p>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Схемы реализованных моделей;</li> <li>2. Примеры сгенерированных обучающих данных</li> <li>3. Таблицы сравнения точности распознавания.</li> </ol>

<p><b>Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы</b></p> <p><i>(с указанием разделов)</i></p>	
<p><b>Раздел</b></p>	<p><b>Консультант</b></p>
<p>Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение</p>	<p>Доцент ОСГН, ШБИП Былкова Т.В.</p>
<p>Социальная ответственность</p>	<p>Доцент ООД ШБИП Федоренко О.Ю.</p>
<p>Раздел на иностранном языке</p>	<p>Ануфриева Татьяна Николаевна, Старший преподаватель ОИЯ ШБИП</p>
<p><b>Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:</b></p>	
<p>Разделы на русском: обзор литературы; получение и подготовка данных для обучения; проведение экспериментов; финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение; социальная ответственность.</p>	
<p>Раздел на английском: Literature review</p>	

<p><b>Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику</b></p>	
--	--

**Задание выдал руководитель:**

<p>Должность</p>	<p>ФИО</p>	<p>Ученая степень, звание</p>	<p>Подпись</p>	<p>Дата</p>
<p>Профессор ОИТ</p>	<p>Спицын В.Г.</p>	<p>д.т.н., профессор</p>		

**Задание принял к исполнению студент:**

<p>Группа</p>	<p>ФИО</p>	<p>Подпись</p>	<p>Дата</p>
<p>8ВМ03</p>	<p>Гоморов Алексей Леонидович</p>		

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
 федеральное государственное автономное  
 образовательное учреждение высшего образования  
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа информационных технологий и робототехники  
 Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника  
 Уровень образования Магистратура  
 Отделение школы (НОЦ) Отделение информационных технологий  
 Период выполнения \_\_\_\_\_ (осенний / весенний семестр 2021 /2022 учебного года)

Форма представления работы:

Магистерская диссертация
--------------------------

(бакалаврская работа, дипломный проект/работа, магистерская диссертация)

### КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН выполнения выпускной квалификационной работы

Срок сдачи студентом выполненной работы:	16.06.2022
--	------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
29.02.2022	Подбор и изучение литературы по теме ВКР	5
17.03.2022	Выбор и изучение датасета	10
24.03.2022	Получение и подготовка данных для обучения	15
6.04.2022	Тестирование параметров входных данных на разных архитектурах классификаторов	15
19.04.2022	Исследование учёта соседних временных окон на точность классификации	15
28.04.2022	Разработка и оптимизация модели классификатора	15
6.05.2022	Оформление отчёта по проделанной работе	10
16.05.2022	Финансовый менеджмент	5
23.05.2022	Социальная ответственность	5
30.05.2022	Раздел на иностранном языке	5

**СОСТАВИЛ:**

**Руководитель ВКР**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОИТ	Спицын В.Г.	Д.Т.Н., профессор		

**СОГЛАСОВАНО:**

**Руководитель ООП**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
09.04.01 Информатика и вычислительная техника	Спицын В.Г.	Д.Т.Н., профессор		

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА  
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И  
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
8ВМ03	Гоморову Алексею Леонидовичу

<b>Школа</b>	<b>ИШИТР</b>	<b>Отделение школы (НОЦ)</b>	
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	09.04.01 Информатика и вычислительная техника

**Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:**

1. <i>Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	1.Стоимость расходных материалов: 2054,25 руб.; 2.Стоимость спец. оборудования: 150000 руб.; 3.Стоимость трудовых ресурсов: 115682,06 руб.;
2. <i>Нормы и нормативы расходования ресурсов</i>	1. Стоимость 1 Квт/ч: 3,85 руб. 2. Стоимость безл. интернета в месяц: 330 руб. 3. Коэффициенты для расчета заработной платы: премиальный – 0.3, районный – 1.3
3. <i>Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	30 % - отчисления в социальные внебюджетные фонды.

**Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:**

1. <i>Проведение предпроектного анализа</i>	1.Оценить потенциальных потребителей результатов исследования; 2.Проанализировать конкурентных технических решений.
2. <i>Разработка устава научно-технического проекта</i>	Разработать устав: 1) цель и результаты проекта; 2) организационная структура проекта;
3. <i>Планирование управления научно-техническим проектом</i>	1.Структура работ в рамках научного исследования; 2.Определение трудоемкости выполнения работ и разработка графика проведения научного исследования; 3.Расчет бюджета научно - технического исследования (НТИ).
4. <i>Определение сравнительной эффективности проекта</i>	1.Определить интегральный финансовый показатель разработки; 2.Определить интегральный показатель ресурсоэффективности разработки; 3. Определить интегральный показатель сравнительной эффективности

**Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):**

1. *Оценка конкурентоспособности технических решений*
2. *Календарный план-график выполнения проекта*
3. *Бюджет НИ*
4. *Оценка ресурсной, финансовой и экономической эффективности НИ*

<b>Дата выдачи задания для раздела по линейному графику</b>	
---	--

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН, ШБИП	Былкова Татьяна Васильевна	К.Э.Н.		

**Задание принял к исполнению**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ03	Гоморов Алексей Леонидович		

## ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
8ВМ03	Гоморову Алексею Леонидовичу

<b>Школа</b>	<b>ИШИТР</b>	<b>Отделение (НОЦ)</b>	<b>ОИТ</b>
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Тема ВКР:

Классификация моторных образов с помощью глубокого обучения и графического представления электроэнцефалограмм	
<b>Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:</b>	
<p>1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения</p>	<p>Целью работы являлась разработка модели классификации моторных образов (МО) на основе инструментов глубокого обучения и преобразования Gramian Angular Field.</p> <p>– Область применения: в интерфейсах мозг-компьютер.</p> <p>– Рабочее место: помещение офисного типа с площадью 50м<sup>2</sup>; центральное отопление; естественная вентиляция; искусственное и естественное освещение. В помещении находится рабочий стол и персональный компьютер.</p>
<b>Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:</b>	
<p><b>1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности при разработке проектного решения:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства;</li> <li>– организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны.</li> </ul>	<p>Защита от вредных факторов проводится согласно следующим нормативным документам:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– ГОСТ 12.0.003-2015 Опасные и вредные производственные факторы.</li> <li>– СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95.</li> <li>– ГОСТ 12.1.036-81 Система стандартов безопасности труда ШУМ Допустимые уровни в жилых и общественных зданиях.</li> <li>– СанПиН 1.2.3685-21 Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания.</li> </ul>

	<ul style="list-style-type: none"> <li>– ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля».</li> <li>– МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной деятельности</li> <li>– ГОСТ 12.1.038-82 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Электробезопасность. Предельно допустимые значения напряжений прикосновения и токов.</li> <li>– ГОСТ 12.1.004-91 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Пожарная безопасность. Общие требования.</li> <li>– ГОСТ Р 53692-2009 «Ресурсосбережение. Обращение с отходами».</li> </ul>
<p><b>2. Производственная безопасность при разработке проектного решения:</b></p> <p>2.1. Анализ выявленных вредных и опасных факторов</p> <p>2.2. Обоснование мероприятий по снижению воздействия</p>	<p>Вредные факторы:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– недостаточная освещенность рабочей зоны;</li> <li>– повышенный уровень шума и вибрации;</li> <li>– отклонение параметров микроклимата в помещении;</li> <li>– повышенный уровень излучения электромагнитных полей;</li> <li>– нервно-эмоциональное напряжение.</li> </ul> <p>Опасные факторы:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– статическое электричество;</li> <li>– поражение электрическим током;</li> </ul> <p>Средства коллективной защиты:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– Защитные покрытия от электромагнитного излучения;</li> <li>– Устройства защитного заземления;</li> </ul> <p>Расчёт будет производиться по фактору освещённости.</p>
<p><b>3. Экологическая безопасность при разработке проектного решения:</b></p>	<p>Воздействие на селитебную зону, гидросферу и атмосферу отсутствует.</p> <p>Негативное воздействие может оказываться на литосферу при утилизации компьютера и периферийных устройств (принтеры, МФУ, веб-камеры, наушники, колонки, телефоны), аккумуляторных батареек, люминесцентных ламп, макулатуры.</p>
<p><b>4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях при разработке проектного решения:</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Возможные ЧС: пожары, взрывы</li> <li>– Наиболее типичные ЧС: пожары.</li> </ul>

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор (ООД, ШБИП)	Федоренко Ольга Юрьевна	д.м.н.		

**Задание принял к исполнению:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ03	Гоморов Алексей Леонидович		

## РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа содержит 90 с., 20 рис., 27 табл., 46 источников, 3 приложения.

Ключевые слова: моторные образы, электроэнцефалография, интерфейсы мозг-компьютер, глубокое обучение, свёрточные нейронные сети.

Целью данной работы является разработка модели классификации моторных образов на основе инструментов глубокого обучения и преобразования Gramian Angular Field.

В выпускной квалификационной работе рассмотрены современные подходы в проектировании систем мозг-компьютер, извлечении признаков и классификации электроэнцефалограмм. Подготовлены обучающие данные и проведены эксперименты на различных архитектурах глубоких сетей для поиска оптимальных параметров входных данных, а также протестирован метод классификации, учитывающий соседние временные окна сигналов. Была разработана и оптимизирована модель нейронной сети, а также приведены результаты её обучения.

## Содержание

Введение.....	15
1. Обзор литературы .....	16
1.1 Интерфейсы мозг-компьютер .....	16
1.2 Техники записи активности мозга .....	18
1.2.1 Электроэнцефалография .....	18
1.2.2 Магнитоэнцефалография .....	20
1.2.3 Функциональная магнитно-резонансная томография.....	21
1.2.4 Функциональная спектроскопия в ближней инфракрасной области .....	22
1.2.5 Сравнение техник записи мозговой активности.....	23
1.3 Извлечение признаков из ЭЭГ.....	23
1.4 Классификация сигналов активности мозга .....	25
2. Получение и подготовка данных для обучения.....	27
2.1 Обзор датасета .....	27
2.2 Gramian Angular Field .....	27
2.3 Формирование данных для обучения .....	30
2.3.1 Генерация данных с разным размером временного окна.....	31
2.3.2 Генерация данных с разным размером матрицы GAF .....	32
2.3.3 Генерация пересекающихся временных окон.....	33
2.4 Архитектуры нейронных сетей, используемые в работе.....	34
2.4.1 VGG19 .....	34
2.4.2 AlexNet .....	35
2.4.3 ResNet50.....	36
2.4.4 Оригинальная архитектура .....	37
3. Проведение экспериментов.....	39
3.1 Исследование влияния размера временного окна на точность классификации .....	39
3.2 Исследование влияния размера GADF матрицы на точность	

классификации .....	40
3.3 Исследование влияния учёта соседних временных окон на точность классификации .....	41
3.4 Сравнительный анализ .....	42
4. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение .....	44
5. Социальная ответственность .....	54
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	69
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ .....	70
ПРИЛОЖЕНИЕ А – Literature review .....	75
ПРИЛОЖЕНИЕ Б – Генерация обучающих данных .....	86
ПРИЛОЖЕНИЕ В – Инициализация и обучение модели .....	88

## Введение

В настоящее время задачи классификации моторных образов (попростому – воображения действий) являются актуальным направлением исследований благодаря их повсеместному использованию в интерфейсах мозг-компьютер, которые в свою очередь постепенно начинают входить в нашу обыденную жизнь.

Но классификация моторных имеет множество трудностей: недостаток датасетов для обучения моделей, отсутствие общепринятых норм для представления данных, а также необходимость баланса между производительностью и точностью в случае практического применения моделей в соответствующих интерфейсах.

Для решения перечисленных проблем есть смысл прибегнуть к более новаторским методам, таким как использование инструментов глубокого обучения, а также исследование различных методов представления данных.

В данной работе рассматриваются современные подходы классификации нейросигналов в интерфейсах мозг-компьютер. Рассматривается процесс получения и подготовки данных для обучения. Также, исследуется влияние различных параметров данных на точность классификации. Проводится разработка и оптимизация модели нейронной сети для рассматриваемой задачи классификации.

Объектом исследования является изучение использования моделей глубокого обучения вместе с преобразованием Gramian Angular Field для задач классификации моторных образов.

Предмет исследования: исследование возможностей глубоких нейронных сетей в связке с методом Gramian Angular Field успешно классифицировать сигналы электроэнцефалограмм моторных образов.

## **1. Обзор литературы**

### **1.1 Интерфейсы мозг-компьютер**

Интерфейс мозг-компьютер (Brain computer interface, BCI), также называемый интерфейсом мозг-машина (BMI), – это компьютерная технология, которая использует знания и методы из нейронауки, обработки сигналов и машинного обучения. Основная идея BCI заключается в интерпретации намерений пользователя для того, чтобы взять под контроль внешнее устройство, например, искусственную руку, кресло-каталку или персональный компьютер.

В настоящее время BCI интенсивно изучается исследователями, поскольку за последнее десятилетие были достигнуты значительные успехи в технологиях распознавания сигналов. Среди многочисленных областей, в которых BCI нашли свое применение, числятся: нейронаука, промышленность, умный дом, безопасность, искусство и развлечения [1].

Если рассматривать систему BCI более детально, то её можно представить в виде нескольких этапов обработки (рис. 1) [2]:

1. сбор данных в виде записи активности мозга и обработка полученных данных для очистки от фонового шума;
2. извлечение специфических признаков из данных и выбор наиболее значимых признаков;
3. распознавание сигналов по выбранным признакам с помощью классификатора;
4. предоставление обратной связи пользователю на основе распознанного сигнала.

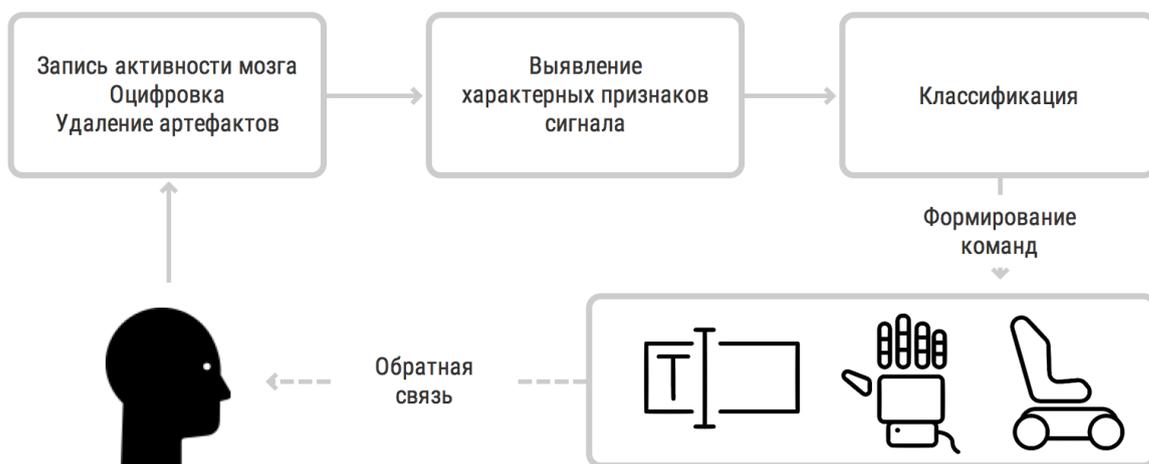


Рисунок 1 – Этапы работы BCI систем [2]

Системы BCI делятся на две категории: пассивные BCI, которые распознают непреднамеренные аффективные/когнитивные состояния мозга, и активные BCI, которые непосредственно задействуют намеренно вызванную активность мозга пользователя [3]. К пассивным системам можно отнести BCI для обнаружения сонливости водителя для предотвращения дорожных аварий [4], к активным BCI – системы, распознающие моторные образы (МО) пользователей для управления механической конечностью [5].

По технике получения сигналов системы BCI разделяют на инвазивные и неинвазивные (рис.2).



Рисунок 2 – Инвазивные (слева) и неинвазивные (справа) BCI системы [3]

Инвазивные BCI имплантируются непосредственно в мозг в процессе нейрохирургической операции. Существуют одноблочные BCI, которые

регистрируют сигнал от одной области клеток мозга, и многоблочные ВСИ, которые регистрируют сигнал от нескольких областей. Качество сигнала инвазивных ВСИ самое высокое, но сама процедура крайне рискованная и очень дорогая, вследствие чего основными потребителями таких ВСИ являются слепые и парализованные люди [6].

Меньшими по степени инвазивности, но всё ещё считающиеся инвазивными являются ВСИ, использующие электрокортикографию. Они используют электроды, расположенные на открытой поверхности мозга, для измерения электрической активности коры головного мозга. Такие ВСИ используются только в тех случаях, когда операция необходима по медицинским показаниям (например, при эпилепсии) [6].

В неинвазивных ВСИ датчики размещаются непосредственно на коже головы, без какого-либо хирургического вмешательства. Один из популярных неинвазивных методов записи активности мозга – электроэнцефалография (ЭЭГ), в котором датчики измеряют электрические потенциалы, создаваемые мозгом. Существуют и другие неинвазивные техники записи активности мозга, в них входят: функциональная спектроскопия ближнего инфракрасного диапазона (fNIRS), магнитоэнцефалография (МЭГ), функциональная магнитно-резонансная томография (fMRI) и др. [7]

Рассмотрим подробнее перечисленные выше техники

## **1.2 Техники записи активности мозга**

### **1.2.1 Электроэнцефалография**

Электроэнцефалография или ЭЭГ является методом записи мозговой активности путём регистрации электрических импульсов с поверхности кожи головы с помощью улавливающих ток электродов. В частности, ЭЭГ улавливает разность электрических потенциалов порядка десятков мкВ, которые достигают кожи головы, вследствие активности нейронов мозга [8]. Таким образом, измеренные потенциалы отражают активность нейронов и могут использоваться для изучения широкого спектра мозговых процессов.

Пространственное разрешение ЭЭГ определяется количеством

используемых электродов. В исследованиях, когда требуется более высокое пространственное разрешение, обычно используется от 32 до 256 электродов. В целом, пространственное разрешение ЭЭГ довольно низкое, поскольку сигнал должен пройти через различные слои тканей до черепа, однако разрешение можно улучшить, используя определенные типы фильтров или комбинируя ЭЭГ с другими инструментами [8].

Пространственное разрешение также низко потому, что активность, регистрируемая электродом, представляет собой смесь различных сигналов, генерируемых разными областями мозга, близкими к той, которая находится под электродом. Микроскопический масштаб (менее нескольких кубических миллиметров) практически невидим для ЭЭГ, так как потенциалы недостаточно мощные, чтобы достичь скальпа. Мезоскопический масштаб (участки коры объемом от нескольких кубических миллиметров до нескольких кубических сантиметров) может быть обнаружен с помощью ЭЭГ при использовании более 64 электродов, а также методов пространственной фильтрации. Макроскопический масштаб (большая область коры головного мозга объемом много кубических сантиметров) легко измеряется с помощью ЭЭГ [8].

Преимуществом ЭЭГ является ее превосходное временное разрешение. За одну секунду можно сделать тысячи снимков электрической активности различных датчиков.

Другим преимуществом ЭЭГ является портативность. ЭЭГ-гарнитуры обычно очень легковесны (рис.3), в отличие от МЭГ-гарнитур, для которой требуются специально оборудованные помещения. Также системы ЭЭГ более доступны для приобретения. Более точные системы ЭЭГ могут быть дорогими, но они всё ещё дешевле других методов измерения мозговой активности [7].



Рисунок 3 – ЭЭГ-гарнитура с 19 электродами

### 1.2.2 Магнитоэнцефалография

Магнитоэнцефалография (МЭГ) является методом функциональной нейровизуализации для картирования активности мозга путем регистрации магнитных полей, создаваемых возникающими в мозге электрическими токами, с помощью очень чувствительных магнитометров.

МЭГ обеспечивает лучшее пространственное разрешение по сравнению с ЭЭГ, предоставляя мезоскопический масштаб (миллиметры), потому что магнитные поля в меньшей степени, чем электрические, страдают от эффекта пространственного размывания от черепа и внутримозговой жидкости. Это происходит потому, что магнитные поля практически беспрепятственно проходят сквозь череп и скальп, в то время как электрические поля объёмно распространяются через эти ткани, что снижает соотношение сигнал/шум на высоких частотах [9].

Временное разрешение МЭГ находится на уровне ЭЭГ и также является одним из преимуществ данной техники записи мозговой активности.

Самым большим недостатком магнитоэнцефалографии является то, что сигналы МЭГ, представляющие интерес, чрезвычайно малы, на несколько порядков меньше, чем другие сигналы в типичной среде, которые могут заглушить сигнал. Таким образом, для устранения магнитных помех,

возникающих в типичной городской клинической среде, требуется специальное экранирование. Поэтому аппараты МЭГ очень громоздки и стационарны [7].



Рисунок 4 – Аппарат для проведения МЭГ с пациентом

### **1.2.3 Функциональная магнитно-резонансная томография**

Функциональная магнитно-резонансная томография или функциональная МРТ (fMRI) – это функциональная процедура нейровизуализации с использованием технологии МРТ, которая измеряет активность мозга путем обнаружения изменений, связанных с кровотоком.

Этот метод основан на том, что мозговой кровоток и активация нейронов взаимосвязаны. Когда какая-либо область мозга задействована, кровоток в этой области также увеличивается. В головном мозге гемоглобин в капиллярных эритроцитах доставляет кислород к нейронам. Активность вызывает повышенный спрос на кислород, что приводит к увеличению кровотока. Магнитные характеристики гемоглобина меняются в зависимости от того, насыщен он кислородом или нет. Эта разница позволяет аппарату МРТ, который представляет собой цилиндрическую трубку с мощным электромагнитом, определить, какие участки мозга активны в конкретный момент [10].

fMRI имеет отличное пространственное разрешение, предоставляя мезоскопический масштаб, но плохое временное разрешение, по сравнению с

ЭЭГ и МЭГ [7]. Также аппаратура для проведения fMRI очень громоздкая и стационарная (рис. 5).



Рисунок 5 – Аппарат для проведения fMRI

#### **1.2.4 Функциональная спектроскопия в ближней инфракрасной области**

Функциональная спектроскопия в ближней инфракрасной области (fNIRS) – это оптическая техника для измерения локализованной активности коры головного мозга. Данная техника предполагает использование спектроскопии в ближней инфракрасной области (NIRS) для функциональной нейровизуализации. При использовании fNIRS активность мозга измеряется через гемодинамические реакции, связанные с поведением нейронов. fNIRS измеряет изменения в кровотоке, как и fMRI, но с использованием инфракрасного света против магнитного поля [11].

Временное разрешение fNIRS хуже, чем у ЭЭГ. fNIRS делает 10 отсчётов в секунду, что уступает 500-1000 отсчётов в секунду ЭЭГ. Пространственное разрешение уступает fMRI. Например, fMRI может получать изображения подкорковых областей мозга, в то время как fNIRS не может анализировать дальше коры головного мозга. По этим причинам многие исследователи

используют fNIRS в качестве дополнения к данным ЭЭГ или fMRI [7].



Рисунок 6 – fNIRS-гарнитура

### **1.2.5 Сравнение техник записи мозговой активности**

Хотя пространственное разрешение fMRI и fNIRS высокое, они имеют плохое временное разрешение; МЭГ имеет высокое пространственное и временное разрешение; ЭЭГ имеет низкое пространственное, но высокое временное разрешение. В настоящее время для проведения fMRI и МЭГ используется дорогое и громоздкое оборудование.

На текущий момент времени за счёт низкой стоимости и портативности гарнитуры, а также отличного временного разрешения, для проектирования ВСИ систем используется именно ЭЭГ [7].

### **1.3 Извлечение признаков из ЭЭГ**

Поскольку сигнал ЭЭГ очень сложен, необходимо применять алгоритмы извлечения признаков, позволяющие выделить важную информацию (например, намерения человека).

Извлечение признаков – разновидность абстрагирования, процесс

снижения размерности, в котором исходный набор исходных переменных сокращается до более управляемых групп (признаков) для дальнейшей обработки, оставаясь при этом достаточным набором для точного и полного описания исходного набора данных. Извлечение признаков используется в машинном обучении, распознавании образов и при обработке изображений. Данный процесс выводит вторичные значения (признаки) с исходного набора данных, для которых предполагается, что они должны быть информативными и не быть избыточными, что способствует последующему процессу обучения машины и обобщению шагов, а в некоторых случаях ведёт и к лучшей человеческой интерпретацией данных.

Извлечение признаков ЭЭГ может быть достигнуто на основе временной, частотной и/или пространственной информации, содержащейся в сигналах. При извлечении признаков только на основе временной информации спектральная информация отбрасывается, аналогично, если признаки извлекаются только на основе спектральной информации, то временная информация отбрасывается. Любой из этих методов считается слабым в извлечении существенных признаков. Временно-частотные подходы более эффективны, поскольку они связывают временную информацию со спектральной в каждую отдельную извлеченную характеристику [12].

Опора на временно-частотные подходы выгодна при анализе из-за нестационарной природы сигналов ЭЭГ. Подходы пространственной области могут быть объединены с подходами временной и/или частотной области с целью повышения точности классификации. С помощью подходов пространственной области можно определить наиболее эффективные каналы ЭЭГ и использовать их с большими весами, чем менее эффективные каналы [13].

Обычно из данных ЭЭГ извлекаются наборы признаков высокой размерности. Для этого используются методы статистического преобразования, такие как метод главных компонент (principal component analysis, PCA) и метод независимых компонент (independent component analysis, ICA), для снижения размерности и выбора признаков, однако эти методы требуют больших

вычислительных затрат и в некоторых случаях могут снизить точность классификации [14]. Подходы эволюционных алгоритмов (ЭА) включают методы оптимизации для выбора признаков из больших наборов признаков, поэтому ЭА могут справиться с проблемой высокой размерности [15].

Другим подходом к извлечению признаков является использование свёрточных нейронных сетей (convolutional neural network, CNN), которые объединяет фазы извлечения и классификации в единый конвейер.

CNN способны автоматически изучать соответствующие характеристики входных данных путем оптимизации весовых параметров каждого фильтра через прямое и обратное распространение с целью минимизации ошибки классификации. Одним из преимуществ использования CNN является то, что он требует минимальной предварительной настройки, так как оптимальные параметры обучаются автоматически.

#### **1.4 Классификация сигналов активности мозга**

Центральным элементом каждого BCI является модуль классификации. Он преобразует электрофизиологический входной сигнал активности мозга от пользователя в выходной, который управляет внешними устройствами. Алгоритм классификации является важным этапом в модуле обработки сигнала системы BCI и отвечает за перевод извлеченных характеристик сигнала в команды устройства, которые выполняют намерения пользователя.

Обычно в качестве классификаторов в BCI системах используются такие алгоритмы классификации, как метод k Ближайших соседей (kNN), линейный дискриминантный анализ (LDA), нейронные сети и метод опорных векторов (SVM) [16].

Выявление всей ценной информации в больших наборах данных требует глубокого анализа. Традиционные системы классификации не справляются с большими и динамичными наборами данных, поскольку не могут охватить все состояния разнообразия в данных. Здесь в игру вступает глубокое обучение.

Глубокое обучение (DL) – это область машинного обучения, которая стремится имитировать работу человеческого мозга путем создания сложных

взаимосвязанных нейронных конструкций и, следовательно, получения общей модели, способной обрабатывать различные типы данных. DL стремится превзойти недостатки традиционных нейронных сетей, охватывая всю информацию в обучающем наборе данных. DL – это сквозной подход [17]; это означает, что необработанные данные могут быть напрямую поданы в глубокую нейронную сеть для обучения параметров и гиперпараметров. Иначе говоря, DL позволяет подавать глубоким нейронным сетям исходные данные с минимальной предварительной обработкой или даже без нее; кроме того, DL выполняет извлечение признаков, отбор и классификацию как единый конвейер. DL считается универсальным, надежным и масштабируемым подходом [18].

Значительное количество исследований доказало превосходство DL над другими подходами. Например, в [19] исследователи преобразовали сигналы ЭЭГ моторных образов в двумерные изображения спектра временных частот с помощью STFT для обучения CNN, результаты классификации показали, что CNN превосходит SVM и нейронные сети. В [20] для извлечения пространственных характеристик из данных ЭЭГ использовалась CNN, а для извлечения временных характеристик сигналов – LSTM, эта система показала лучшие результаты, чем классификатор SVM.

Тем не менее, обучение таких сетей требует огромного количества параметров и гиперпараметров, что в свою очередь увеличивает время обучения по сравнению с другими подходами, а также потребляет гораздо больше аппаратных ресурсов [21]. Тем не менее, эти проблемы можно решить с помощью различных специализированных вычислительных устройств, таких как GPU.

## 2. Получение и подготовка данных для обучения

### 2.1 Обзор датасета

В данной работе использовалась база данных MI-EEG Physionet, которая была записана разработчиками системы BCI2000 [22]. Данные MI-EEG Physionet получены с 64-х электродов в соответствии с международной системой разметки электродов 10-10 (исключая электроды NZ, F9, F10, FT9, FT10, A1, A2, TP9, TP10, P9 и P10).

MI-EEG Physionet содержит более 1500 одноминутных и двухминутных записей ЭЭГ от 109 различных субъектов с частотой дискретизации 160 Гц.

Каждый испытуемый выполнял четыре задания MI: сжатие и разжатие левого кулака, правого кулака, обеих кулаков и ступней. Для каждого задания MI было выполнено 21 испытание. Время начала испытания  $t = -2$  с, испытуемый расслабляется в течение 2 с. При  $t = 0$  с на экране появляется цель соответствующего моторного образа. Испытуемому давали команду на выполнение соответствующей задачи MI в течение 4 с. При  $t = 4$  с цель исчезала, и испытание заканчивалось. Временная разметка испытаний изображена на рисунке 7.

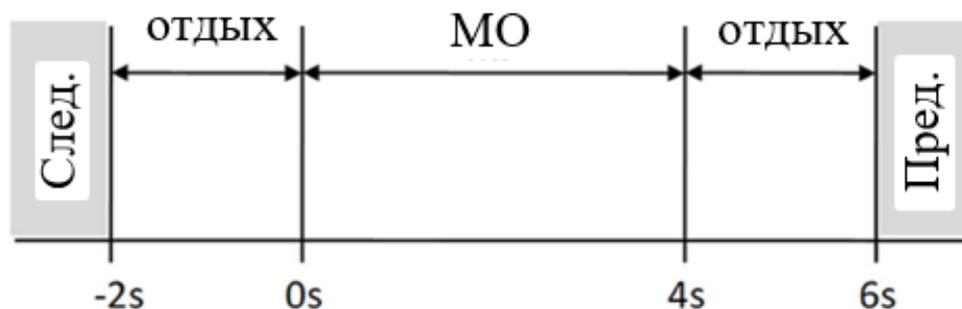


Рисунок 7 – Временная разметка испытания.

### 2.2 Gramian Angular Field

Впервые метод представления временных последовательностей как двумерные изображения с помощью Gramian Angular Field (GAF) был предложен в работе [23]. С помощью данного метода временные ряды представляются в полярной системе координат, после чего создаётся матрица Грамиана, каждый элемент которой является косинусом суммы углов векторов. Полученная матрица в результате преобразуется в двумерное изображение.

Первоначально значения временного ряда  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  нормализуются в интервале  $[-1; 1]$ , используя следующую формулу:

$$\hat{x}_i = \frac{(x_i - \max(X)) + (x_i - \min(X))}{\max(X) - \min(X)} \quad (2.1)$$

Затем нормализованные значения ряда преобразуются в полярную систему координат по следующим формулам:

$$\begin{cases} \varphi_i = \arccos(\hat{x}_i) \\ r_i = \frac{t_i}{N} \end{cases}, \quad (2.2)$$

где  $t_i$  – это индекс текущего элемента ряда, а  $N$  – коэффициент для регуляризации диапазона полярной системы координат.

Теперь мы можем построить GAF матрицы, тригонометрическую сумму (разницу) между каждой точкой для определения временной корреляции в различных временных интервалах (уравнения 3 и 4 соответственно). Полученные матрицы можно интерпретировать как двоичное изображение в градациях серого.

$$GASF = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_1 + \varphi_1) & \cdots & \cos(\varphi_1 + \varphi_n) \\ \cos(\varphi_2 + \varphi_1) & \cdots & \cos(\varphi_2 + \varphi_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\varphi_n + \varphi_1) & \cdots & \cos(\varphi_n + \varphi_n) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$GADF = \begin{bmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Наглядный процесс создания GAF матриц изображён на рисунке 8.

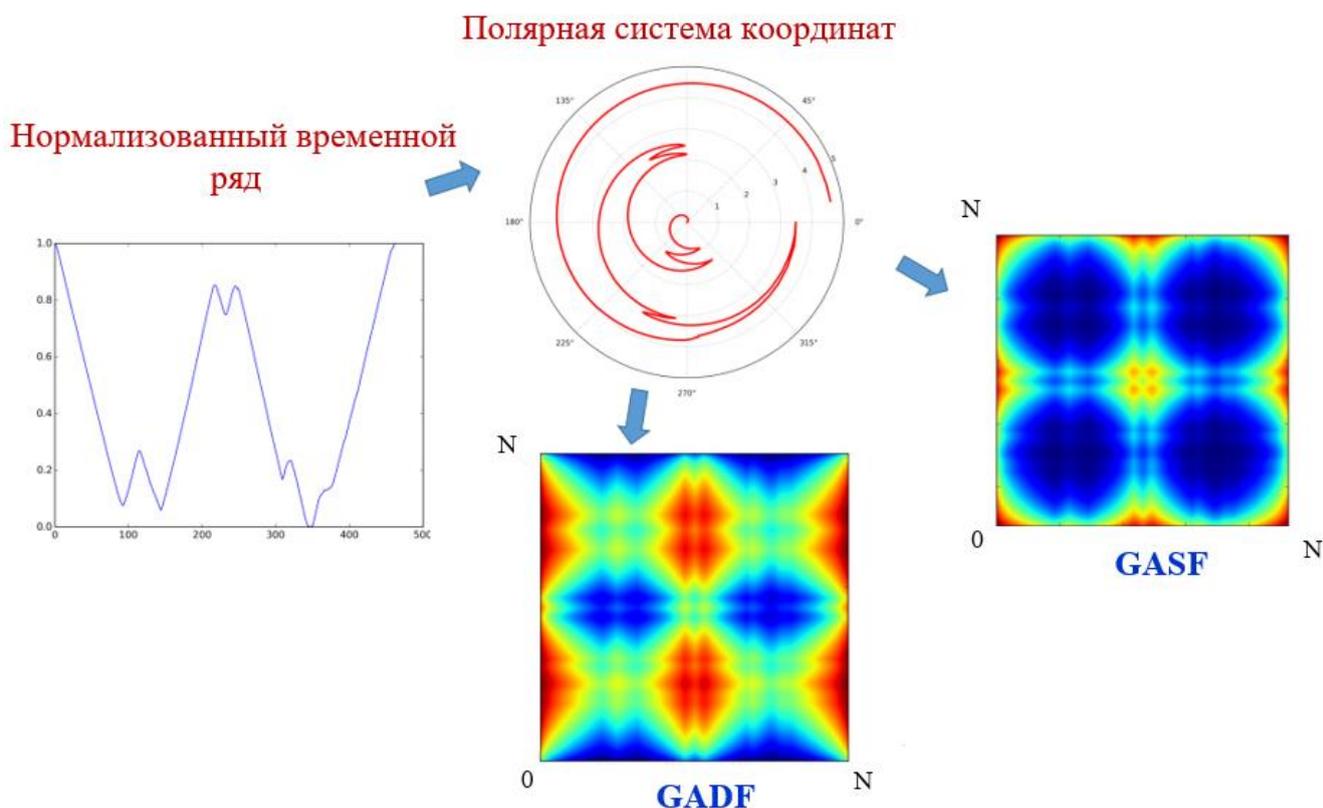


Рисунок 8 – Процесс генерации GAF изображений [23].

Представление временных рядов через GAF матрицы имеет несколько преимуществ. Во-первых, они позволяют сохранить временную зависимость. По главной диагонали мы можем восстановить временной ряд на основе высокоуровневых характеристик, изученных глубокой нейронной сетью. Во-вторых, можно сократить размер GAF матрицы. Так как размер матрицы Грамиана составляет  $n \times n$ , при длине временного ряда  $n$ , то чтобы уменьшить размер GAF матрицы обычно применяется метод уменьшения размерности ряда Piecewise Aggregation Approximation (PAA).

Piecewise Aggregation Approximation аппроксимирует временной ряд  $X$  длины  $n$  в вектор  $\bar{X}$  произвольной длины  $M \leq n$ , каждый элемент которого вычисляется по следующей формуле:

$$\bar{x}_i = \frac{M}{n} \sum_{j=n/M(i-1)+1}^{(n/M)i} x_j \quad (2.5)$$

Это означает, что для уменьшения размерности с  $n$  до  $M$  мы сначала делим исходный временной ряд на  $M$  одинаковых по размеру частей, а затем

вычисляем средние значения для каждой части. Последовательность, собранная из средних значений, является РАА-аппроксимацией (т.е. преобразованием) исходного временного ряда [24].

Для создания GAF изображений была использована библиотека pyts [25] для языка программирования Python.

### 2.3 Формирование данных для обучения

В данной работе для задач классификации мы использовали следующие моторные образы: сжатие-разжатие левой ладони и сжатие-разжатие правой ладони (для 2-классовой классификации). Для 3-классовой классификации вместе со сжатием-разжатием ладоней добавилось состояние покоя, во время которого испытуемый не воображает никакие МІ (при этом на результирующей ЭЭГ присутствуют различные шумы от различных источников). Также были исключены данные 4 пациентов: 88-го, 92-го, 100-го, 104-го, так как данные их испытаний являются повреждёнными и содержат неполную информацию о испытаниях

Для сокращения размерности данных были использованы 19 электродов, отмеченных на рисунке 9 красным цветом. Данный набор электродов соответствует системе разметки электродов 10-20, включающей в себя 21 электрод. При этом электроды А1 и А2, располагающиеся на ушах пользователя, исключены из дальнейших экспериментов.

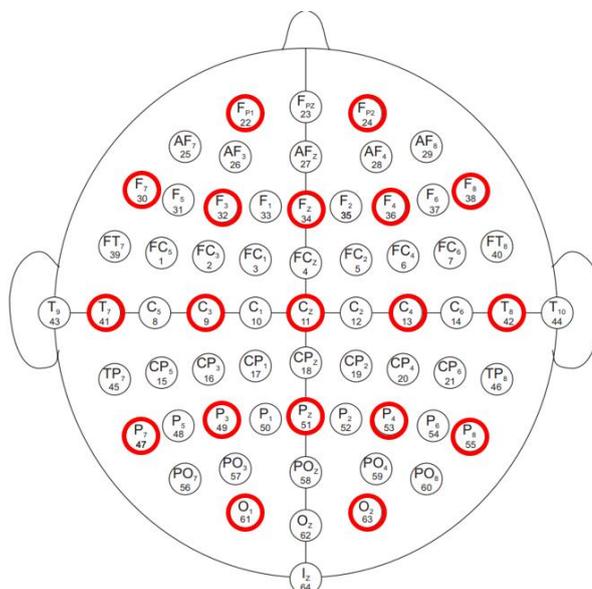


Рисунок 9 – Выбранные электроды.

Необработанные 8-секундные ЭЭГ испытаний для 3-х классов моторных образов 19 электродов представлены на рисунке 10.

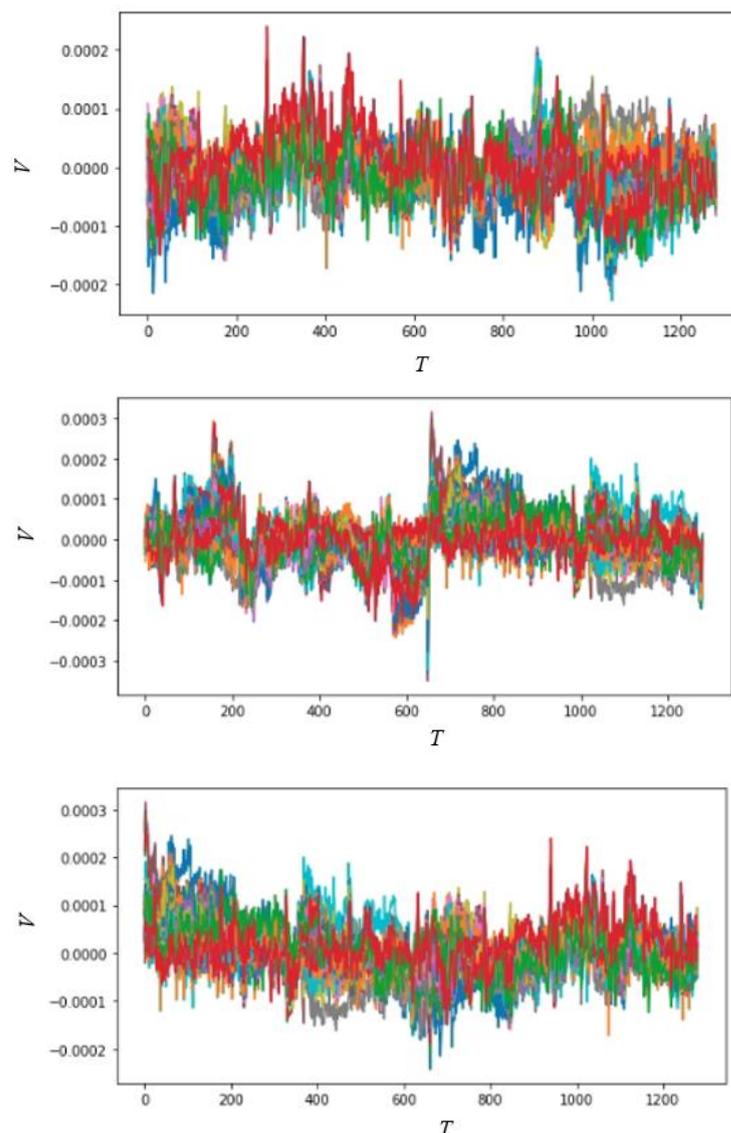


Рисунок 10 – ЭЭГ 3-х классов МО (сверху-вниз: левая ладонь, правая ладонь, отдых) для 19 электродов.

Для дальнейших экспериментов данные первых 90 испытуемых были взяты для формирования обучающей и валидационной выборок в отношении 80% к 20% соответственно. Для формирования тестовой выборки были взяты данные оставшихся 15 испытуемых.

Работа с датасетом была выполнена с помощью библиотеки MNE [26] для Python.

### 2.3.1 Генерация данных с разным размером временного окна

Для проведения эксперимента по исследованию влияния размера временного окна на точность классификации были созданы 4 выборки обучающих данных: для 4-х, 3-х, 2-х и 1 секундного окна. При этом учитываемое время испытания для каждого размера временного окна составляло [0;4], [0;3], [0;2], [0;1] соответственно. Так как частота дискретизации составляет 160 Гц, то количество временных точек для каждого набора данных составляет 640, 480, 320, 160 значений соответственно. При этом полученные временные ряды были аппроксимированы до 128 значений, вследствие чего размерность GAF матриц этих временных окон стала 128x128.

На рисунке 11 представлены GASF и GADF матрицы для разных размеров временных окон одной и той же временной последовательности.

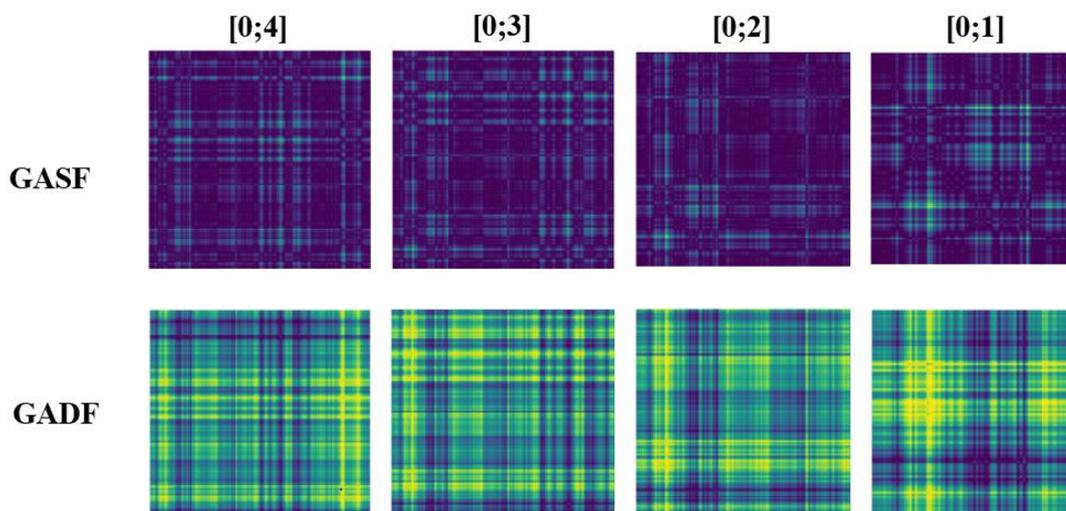


Рисунок 11 – GAF матрицы для разных размеров временных окон

### 2.3.2 Генерация данных с разным размером матрицы GAF

Для проведения эксперимента по исследованию влияния размера результирующей GAF матрицы на точность классификации 3-х секундные временные окна испытаний ([0;3]) были аппроксимированы с помощью алгоритма PAA с 480 значений до: 256, 128, 64 и 32 значений. После этого с помощью преобразования GADF из аппроксимированных временных рядов были получены матрицы соответствующего размера: 256x256, 128x128, 64x64 и 32x32.

На рисунке 12 представлены GAF матрицы разного размера одного и того

же временного промежутка.

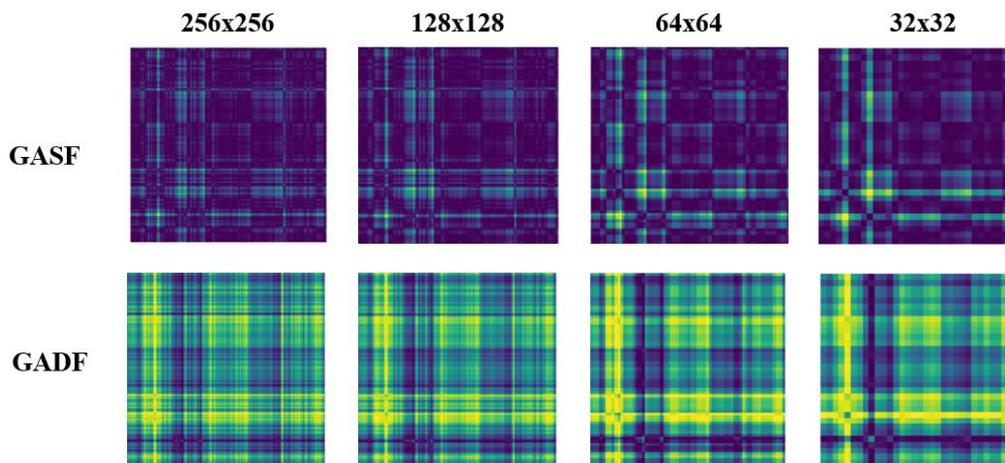


Рисунок 12 – GAF матрицы разного размера

### 2.3.3 Генерация пересекающихся временных окон

Для проведения эксперимента по исследованию влияния учёта соседних временных окон на точность классификации обучающие данные были подготовлены следующим образом: временной промежуток испытаний [0;3] разбивался на 11 пересекающихся временных окон размером 2 секунды с расстоянием между соседними окнами 0.1 секунды (общая область соседних окон – 1.9 секунд), и преобразовывался в GAF матрицы размером 128x128.

Процесс образования пересекающихся временных окон представлен на рисунке 13.

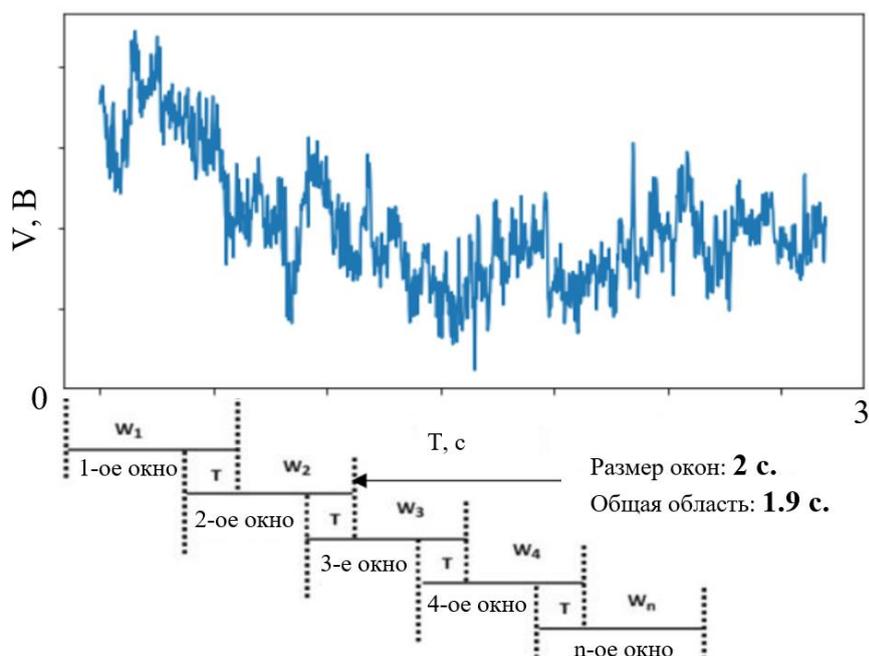


Рисунок 13 – Процесс генерации пересекающихся временных окон

## **2.4 Архитектуры нейронных сетей, используемые в работе**

В данной работе в задачах классификации моторных образов использовались 4 различных архитектуры глубоких нейронных сетей, 3 из которых являются стандартными моделями, широко используемыми в задачах классификации изображений: VGG19, AlexNet, ResNet50, а также предложенная архитектура, прошедшая оптимизацию гиперпараметров для нашей задачи.

Реализация, обучение и тестирование моделей были созданы с помощью фреймворка Tensorflow Keras [27] для Python.

В качестве оптимизатора использовался Adam с коэффициентом обучения 0.00001. Обучение длилось на протяжении 30 эпох, с размером пакета обучающих данных – 30.

### **2.4.1 VGG19**

Впервые данная архитектура предложена в [28]. Данная архитектура представляет собой глубокую свёрточную нейронную сеть, состоящую из 19 слоёв: 16 слоёв свёртки, 3-х полносвязных слоёв, 5-ти слоёв субдискретизации.

Отличительными чертами VGG19 являются:

1. Использование ядер свёртки размером (3x3) с размером шага в 1 пиксель, для покрытия всей площади изображения
2. Использование пространственного паддинга для сохранения пространственной размерности изображения.
3. Слои субдискретизации имеют размер окна (2x2) пикселя с шагом 2.
4. Использование слоя активации ReLU для введения нелинейности.

Архитектура модели представлена на рисунке 14.

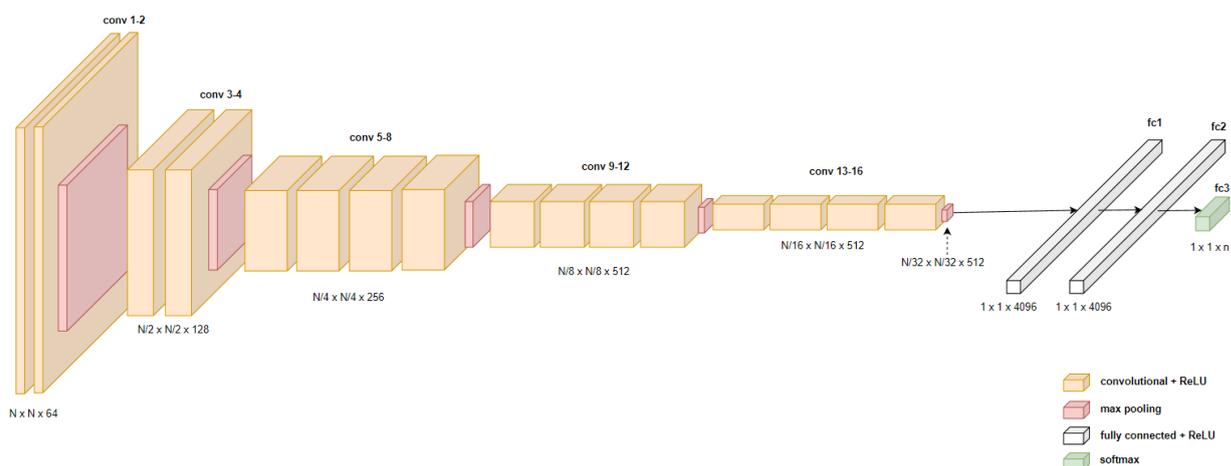


Рисунок 14 – Архитектура VGG19.

### 2.4.2 AlexNet

Впервые данная архитектура глубокой нейронной сети предложена в [29]. Она состоит из восьми слоев: 5 слоев свёртки, 3-х слоёв субдискретизации и 3-х полносвязных слоёв. Первый слой сверточного слоя использует 96 ядер свертки, размером  $(11 \times 11)$  и шагом 4. Второй слой свертки использует 256 ядер свертки размером  $(5 \times 5)$ . Третий и четвёртый слои свертки используют 384 ядра свертки размером  $(3 \times 3)$ . Пятый слой свертки использует 256 ядер свертки размером  $(3 \times 3)$ , после чего идут 2 полносвязных слоя с 4096 нейронами.

Нормализация локального отклика применяется после первого и второго сверточных слоев, функции активации всех слоев – ReLU; Dropout (отключение некоторых нейронов при обучении) применяется в полносвязных слоях.

Используемая архитектура модели представлена на рисунке 15.

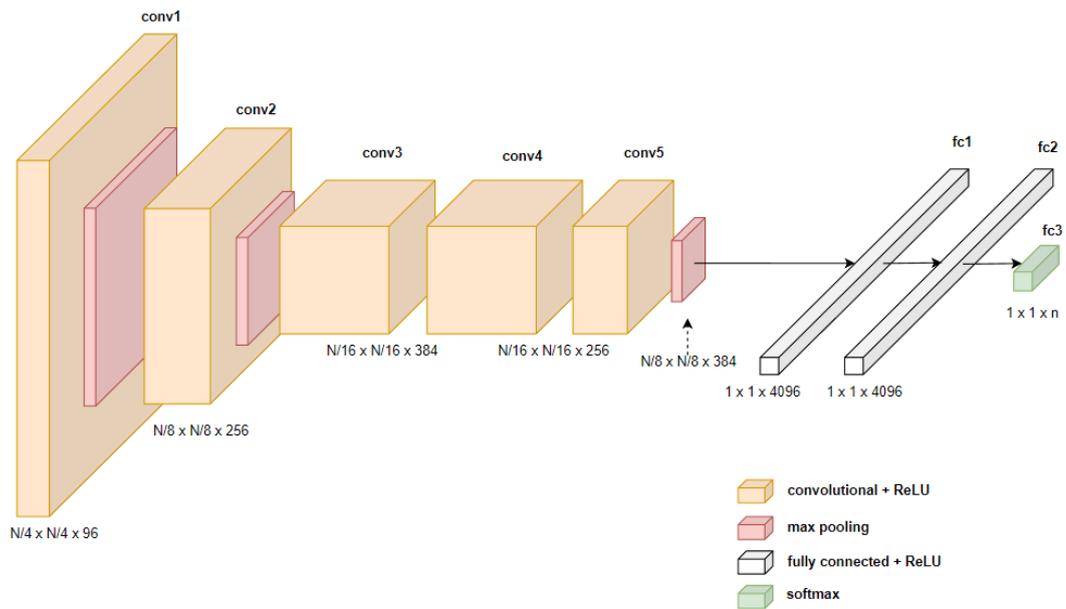


Рисунок 15 – Архитектура AlexNet

### 2.4.3 ResNet50

ResNet – это сокращенное название для Residual Network (дословно – остаточная сеть). Впервые данная архитектура предложена в [30]. Основная идея ResNet заключается во введении так называемого остаточного блока, который пропускает один или несколько уровней, как показано на рисунке 16:

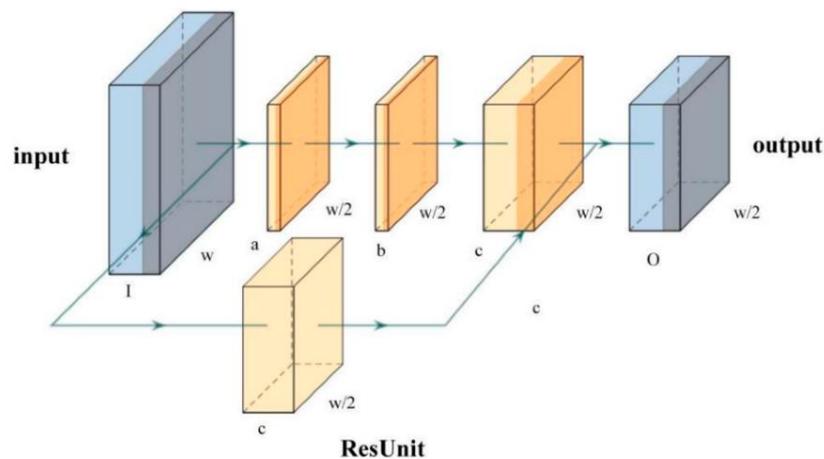


Рисунок 16 – Остаточный блок ResNet

Остаточные блоки пропускают один или несколько слоев и выполняют сопоставление идентификаторов: неизменённые входы остаточного слоя добавляются к прошедшему через слои свёртки выходу остаточного слоя. Остаточный блок состоит из двух сверточных ядер,  $1 \times 1$  и  $3 \times 3$ . Входная карта признаков сначала свертывается, чтобы уменьшить количество каналов до  $1/4$

от исходного, а затем передается в сверточный слой  $3 \times 3$ . В данный момент количество входных каналов равно количеству выходных каналов, что составляет  $1/4$  от исходного количества входных каналов. Затем через ядро свертки  $1 \times 1$  оно увеличивается путем свертки до исходного числа каналов, тем самым уменьшая вычислительную сложность остаточного блока.

Архитектура представляет собой чередующиеся остаточные блоки со слоями свёртки разного количества фильтров (рисунок 17).

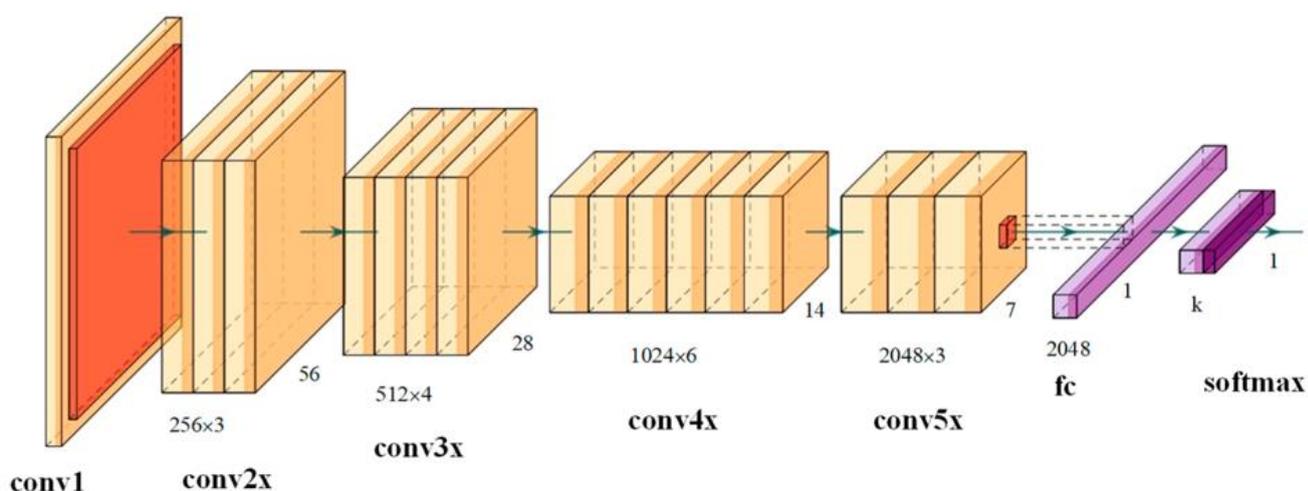


Рисунок 17 – Архитектура ResNet50

#### 2.4.4 Оригинальная архитектура

Предложенная нами архитектура была найдена с помощью библиотеки Keras Tuner [31]. Архитектура основана на VGG19, при этом было оптимизировано количество свёрточных слоёв, а также размерность полносвязных слоёв. Кроме того, после слоёв свёртки был добавлен рекуррентный слой LSTM с функцией активации сигмоида, который ещё больше помогает лучше захватить временные закономерности матриц GAF. Вместо функции активации ReLU в свёрточных слоях была установлена функция LeakyReLU, показав прирост точности классификации во время обучения.

Для уменьшения влияния переобучения модели мы добавили в неё слои нормализации пакетов (Batch Normalization) перед операциями свёртки. Также на слой LSTM и на нейроны полносвязных слоёв применяется Dropout с вероятностью 20%. слои Dropout, отключающий во время обучения некоторые нейроны с вероятностью 20%, к полносвязным слоям

Для уменьшения риска переобучения в предложенной архитектуре используются слои Batch Normalization перед операциями свёртки. Т

Предложенная архитектура представлена на рисунке 18.

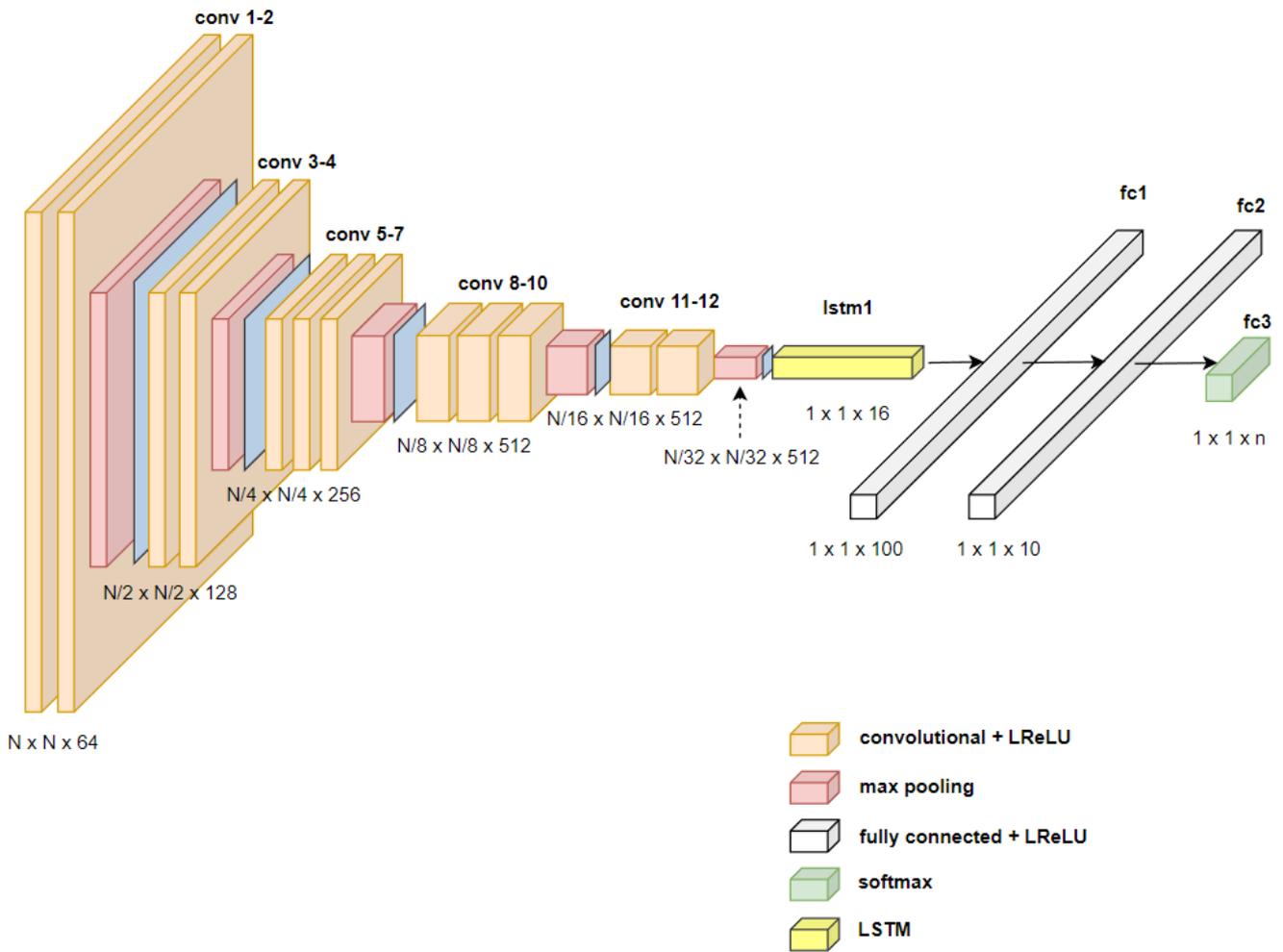


Рисунок 18 – Предложенная архитектура

### 3. Проведение экспериментов

#### 3.1 Исследование влияния размера временного окна на точность классификации

Более узкое временное окно в системах ВСІ дает такие преимущества, как более короткая задержка классификации, но в тоже время в более коротком временном промежутке может находиться недостаточно информации для успешного распознавания сигнала.

Точность классификации для каждого временного окна для различных архитектур приведена в таблицах 3.1 и 3.2.

Таблица 3.1 – Точность классификации МО с разным размером временного окна (GADF)

Размер временного окна ( $T$ )	VGG19		AlexNet		ResNet50		Original	
	2 класса	3 класса						
4 с., [0;4]	0.8163	0.6704	0.7993	0.6516	0.8146	0.6656	0.8307	0.6791
3 с., [0;3]	0.8205	0.6832	0.8029	0.6656	0.8177	0.6775	0.8418	0
2 с., [0;2]	0.8199	0.6689	0.7943	0.6624	0.8144	0.6571	0.8210	0.6803
1 с., [0;1]	0.8027	0.6587	0.7670	0.6527	0.7912	0.6488	0.8111	0.6655

Таблица 3.2 – Точность классификации МО с разным размером временного окна (GASF)

Размер временного окна ( $T$ )	VGG19		AlexNet		ResNet50		Original	
	2 класса	3 класса						
4 с., [0;4]	0.6923	0.5034	0.6456	0.4634	0.6133	0.4766	0.7240	0.5334
3 с., [0;3]	0.7051	0.5299	0.6630	0.4640	0.6264	0.4813	0.7346	0.5599
2 с., [0;2]	0.6886	0.4867	0.6410	0.4510	0.6114	0.4674	0.7114	0.5467
1 с., [0;1]	0.6765	0.4708	0.6355	0	0.6001	0	0.7065	0.5318

Из показанных результатов было установлено оптимальное временное окно, при котором достигается максимальная точность классификации – 3 секунды от начала испытания МО.

Из рассмотренных архитектур максимальную точность классификации показала предложенная нами модель, достигнув 84% и 69% для 2-х и 3-х классов классификации соответственно. После неё наибольшую точность

имеет архитектура VGG19, достигнув 82% и 68% соответственно.

При изменении размера временного окна точность максимально снижалась немногим более чем на 3% при  $T=1$  с., что соответствует последним работам, исследовавшим данную зависимость, например, в [32], где в качестве входных данных испытания МО подавались в виде одномерного массива.

Из результатов проведённых экспериментов можно наблюдать, что при использовании GASF матрицы точность классификации значительно ниже, чем при использовании GADF матрицы, хотя в теории эти матрицы должны сохранять идентичный размер информации от исходного временного ряда. Скорее всего данный феномен связан с тем, что значения элементов GASF матрицы находятся ближе к 0, тогда как в GADF напротив, большая часть значений матрицы ближе к единице. В свою очередь, модели нейронных сетей хуже воспринимают более тёмные GASF изображения. В связи с такой большой разницей в точности классификации GASF и GADF преобразований, в дальнейших экспериментах было решено использовать только GADF преобразованиями.

### **3.2 Исследование влияния размера GADF матрицы на точность классификации**

В данном эксперименте было исследовано влияния размера результирующей GADF матрицы на точность классификации. Меньший размер GADF матрицы, и, как следствие, меньший размер входных данных модели классификатора, является предпочтительным, так как это уменьшает размер модели и потребляемые вычислительные ресурсы. Однако, при сокращении размера временного ряда (аппроксимации) теряется некоторая часть информации, что может поспособствовать уменьшению точности распознавания данного ряда. Поэтому, выбирая размер входных данных модели глубокого обучения необходимо искать компромисс между производительностью и точностью.

Для каждого размера матрицы GADF была вычислена точность классификации, используя предложенную в данной работе модель (таблица 3.3).

Таблица 3.3 – Точность классификации МО с разным размером GADF матрицы

Размер GADF матрицы 3 с. [0;3]	Original	
	2 класса	3 класса
32x32	0.7949	0.6610
64x64	0.8197	0.6848
128x128	0.8418	0.6905
256x256	0.8413	0.6871

В результате эксперимента было выявлено, что оптимальный размер GADF матрицы в данной задаче классификации – 128x128. При размере матрицы 32x32 точность классификации падает на 5% и 3% для задач 2-х и 3-х классовой классификации, а при размере матрицы 256x256 точность классификации не сильно отличается, чем при размере 128x128.

### **3.3 Исследование влияния учёта соседних временных окон на точность классификации**

Отдельный учёт соседних временных окон сигналов в задачи классификации МО был протестирован в работе [33], где рассматриваемый временной промежуток ЭЭГ разбивался на несколько пересекающихся временных окон, и каждое полученное временное окно проходило через процедуру извлечения признаков с помощью метода Common Spatial Pattern (CSP), после чего извлечённые признаки каждого пересекающегося окна передавались классификатору для получения вероятности принадлежности классу МО соответствующего окна. Решение о принадлежности классу МО всего рассматриваемого временного промежутка при этом делалось на основе комитетного голосования: подсчитывается общее число принадлежности классу каждого пересекающегося временного окна, и класс с наибольшим числом вхождений объявляется классом всего рассматриваемого временного промежутка. Такой метод позволил повысить точность классификации МО на 4.5% по сравнению с классификацией всего рассматриваемого промежутка сразу.

Результаты тестирования приведены в таблице 3.4.

Таблица 3.4 – Точность классификации МО с разным размером GAF матрицы

Количество пересекающихся временных окон	Original	
	2 класса	3 класса
3	0.8486	0.7033
5	0.8617	0.7122
7	0.8485	0.7058
11	0.8112	0.6755

По результатам тестирования было определено, что используя данный метод удалось достигнуть максимальной прибавке к точности (по сравнению с классификацией всего временного промежутка) на примерно 2% как для 2-х, так и для 3-х классов классификации. При этом максимальная прибавка к точности происходит при учёте 5 первых временных окон, а при учёте 11 окон происходит заметное снижение точности.

### 3.4 Сравнительный анализ

Предложенная в данной работе модель показывает наибольшую точность в задаче классификации МО по сравнению с другими рассмотренными в работе архитектурами при подобранных оптимальных параметрах входных данных: размер временного окна 3 секунды, и размер матрицы GADF 128x128.

В таблице 3.5 приведено сравнение точности классификации предложенной в работе модели с базовой моделью CNN, предложенной в [34], на датасете Physionet MI.

Таблица 3.5 – Точность классификации МО на датасете Physionet EEG MI

Модель	Количество электродов	Максимальная точность
CNN (Dose et al. [33])	58	80.38% 69.82%
CNN-LSTM (Эта работа)	19	84.18% 69.05%
CNN-LSTM (Эта работа) с учётом соседних пересекающихся временных окон	19	86.17% 71.22%

Таким образом предложенная в данной работе модель, используя намного меньше электродов (19 против 58), на 3.8% обошла модель CNN из [37] в задаче 2-х классовой классификации, немного отстав в задаче 3-х классовой классификации (менее 1%). При учёте соседних временных окон точность модели превзошла модель из [37] на 5.79% и 1.4% для 2-х и 3-х классовой классификации соответственно.

## 4. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Цель раздела – с помощью интегральных показателей эффективности научного исследования оценить эффективность проекта

Задачи раздела:

1. Провести предпроектный анализ;
2. Разработать устав научно-технического проекта.
3. Провести планирование управления научно-техническим проектом.
4. Определить сравнительную эффективность проекта.

### 4.1 Предпроектный анализ

Представим результаты оценки потенциальных потребителей, конкурентоспособности проекта.

Данная выпускная квалификационная работа направлена на исследование возможности применения GAF матриц для представления электроэнцефалограмм в задачах классификации моторных образов с использованием инструментов глубокого обучения.

Потребителями результатов проведённого исследования являются, в первую очередь, научно-исследовательские институты, занимающиеся исследованием и разработкой систем мозг-компьютер.

Анализ конкурентных технических решений проводится с помощью оценочной карты для сравнения конкурентных технических решений, приведенной в таблице 4.1. Конкурентной моделью для классификации используемого в работе датасета является модель, представленная в статье [34].

Таблица 4.1 – Оценочная карта сравнения конкурентных решений

Критерии оценки	Баллы		Вес критерия	Конкурентоспособность	
	Б <sub>исп</sub>	Б <sub>кон</sub>		Б <sub>исп</sub>	Б <sub>кон</sub>
1. Простота реализации	5	3	0,4	2	1.2
2. Скорость вычислений	4	5	0,15	0.6	0.75
3. Длительность предобработки данных	5	3	0,3	1.5	0.9

4. Точность классификации	5	4	0,15	0.75	0.6
Итого	16	14	1	4.85	3.45

По полученным результатам можно сделать вывод, что исполняемое в работе решение является по конкурентоспособности наиболее эффективным.

## 4.2 Инициация проекта

Исследование по теме магистерской инициировано научным руководителем и студентом. Представим Устав научного исследования:

### 1. Цели и результат проекта.

Приведем информацию о потенциальных заинтересованных сторонах проекта, иерархии целей проекта и критериях достижения целей.

Таблица 4.2 – Потенциальные заинтересованные стороны проекта

Заинтересованные стороны проекта	Ожидания заинтересованных сторон
Частные предприятия	Применение результатов произведённых исследований в частных наработках
Исследовательские институты	Применение результатов произведённых исследований в дальнейших исследованиях

Представим информацию об иерархии целей проекта и критерия достижения целей в таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Цели и результаты проекта

Цели проекта:	Целью работы являлась разработка модели классификации моторных образов на основе инструментов глубокого обучения и преобразования Gramian Angular Field.
Ожидаемые результаты проекта:	Получение максимальной точности классификации для заданного датасета

### 2. Организационная структура проекта.

Определим участников рабочей группы данного проекта, роль каждого участника в данном проекте, а также функции, выполняемые каждым из участников и их трудозатраты в проекте. Представим эту информацию в таблице 4.4.

Таблица 4.4 – Рабочая группа проекта

№ п/п	ФИО, основное место работы, должность	Роль в проекте	Функци и	Трудозатраты, час.
1	Гоморов А.Л., ТПУ, магистр	Проведение исследований	Основной разработчик проекта	656
2	Спицын В.Г., ТПУ, Профессор	Консультации по основным вопросам темы	Руководитель проекта	56
ИТОГО:				712

### 4.3 Планирование управления научно-техническим проектом

Представим перечень этапов, представим календарный план проекта и диаграмму Ганнта, бюджет проекта.

В таблице 4.5 представлены этапы выполнения проекта с исполнителями.

Таблица 4.5 – Перечень этапов, работ и распределение исполнителей.

Основные этапы	№ раб	Содержание работ	Должность исполнителя
Разработка технического задания	1	Составление и утверждение технического задания	Руководитель, Инженер
Выбор направления исследований	2	Подбор и изучение материалов по теме	Инженер
	3	Календарное планирование работ	Руководитель, Инженер
Теоретические и экспериментальные исследования	4	Разработка и реализация алгоритма подготовки	Инженер
	5	Эксперименты с различными архитектурами и типами нейронных сетей	Инженер
	6	Выбор базовой архитектуры нейронной сети, тонкая настройка гиперпараметров	Инженер
	7	Тестирование разработанного метода классификации	Инженер
Теоретические и экспериментальные исследования	8	Технико-экономические расчеты	Инженер
	9	Вопросы безопасности и экологичности проекта	Инженер

Обобщение и оценка результатов	10	Анализ полученных результатов	Руководитель, Инженер
	11	Согласование выполненной работы с научным руководителем	Руководитель, Инженер
Проведение ОКР			
Оформление отчета по НИР	12	Составление пояснительной записки	Инженер

В рамках планирования научного проекта необходимо построить календарный график проекта. Линейный график представлен в таблице 4.6.

Таблица 4.6 – Календарный план проекта

Код работы	Название	Рабочие дни	Дата начала работ	Дата окончания работ	Состав участников
1	Составление и утверждение технического задания	1	10.01.2022	11.01.2022	Спицын В.Г., Гоморов А.Л.
2	Подбор и изучение материалов по теме	6	12.01.2022	21.01.2022	Гоморов А.Л.
3	Календарное планирование работ	3	24.01.2022	27.01.2022	Спицын В.Г., Гоморов А.Л.
4	Разработка и реализация алгоритма подготовки	9	27.01.2022	10.02.2022	Гоморов А.Л.
5	Эксперименты с различными архитектурами и типами нейронных сетей	8	11.02.2022	24.02.2022	Гоморов А.Л.
6	Выбор базовой архитектуры нейронной сети, тонкая настройка гиперпараметров	15	25.02.2022	22.03.2022	Гоморов А.Л.
7	Тестирование разработанного метода классификации	21	23.03.2022	21.04.2022	Гоморов А.Л.
8	Технико-экономические расчеты	5	22.05.2022	29.05.2022	Гоморов А.Л.
9	Вопросы безопасности и	5	04.05.2022	13.05.2022	Гоморов А.Л.

	экологичности проекта				
10	Анализ полученных результатов	2	16.05.2022	18.05.2022	Спицын В.Г., Гоморов А.Л.
11	Согласование выполненной работы с научным руководителем	1	19.05.2022	20.05.2022	Спицын В.Г., Гоморов А.Л.
12	Составление пояснительной записки	6	23.05.2022	31.05.2022	Гоморов А.Л.
ИТОГО:		82			

Таким образом, время, затраченное на проведение исследования: руководителя – 7 дней, инженера – 82 дня.

С помощью диаграммы Гантта проиллюстрируем план проекта (таблица 4.7).



Обратимся к результатам расчёта бюджета НТИ.

В таблице 4.8 отражена стоимость всех материалов, используемых при разработке проекта, включая расходы на их приобретение и, при необходимости, на доставку.

Таблица 4.8 – Материалы для разработки

Наименование	Единица измерения	Кол-во	Цена за ед., руб.	Затраты на материалы, руб.
Электроэнергия	1 Квт/ч	105	3,85	404,25
Интернет трафик	∞ Гб/месяц	5	330	1650
Итого:				2054,25

Для другого варианта исполнения проекта, можно взять ПК с видеокартой меньшей мощности, если при этом выбранный в таком варианте исполнения фреймворк лучше оптимизирован, предоставляя большую скорость вычислений.

Таблица 4.9 – Специальное оборудование и программы для проведения НТИ

Наименование	Единица измерения	Кол-во	Цена за ед., руб.	Затраты на материалы, руб.
Исполнение 1 (Текущий проект)				
ПК с видеокартой на 16 Гб	Шт	1	150000	150000
Исполнение 2				
ПК с видеокартой на 10 Гб	Шт	1	120000	120000

Основная заработная плата ( $Z_{\text{осн}}$ ) руководителя (инженера) рассчитывается по следующей формуле:

$$Z_{\text{осн}} = Z_{\text{дн}} \cdot T_p, \quad (4.1)$$

где  $T_p$  – продолжительность работ, выполняемых научно-техническим работником, раб. дн.;  $Z_{\text{дн}}$  – среднедневная заработная плата работника, руб.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{\text{дн}} = \frac{Z_m \cdot M}{F_d}, \quad (4.2)$$

где  $Z_m$  – месячный должностной оклад работника, руб.;  $M$  – количество месяцев работы без отпуска в течение года: 10,4;  $F_d$  – действительный годовой фонд

рабочего времени научно-технического персонала, раб. дн.

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_m = Z_{тс} \cdot (1 + k_{пр}) \cdot k_p, \quad (4.3)$$

где  $Z_{тс}$  – заработная плата по тарифной ставке, руб.;  $k_{пр}$  – премиальный коэффициент, равный 0,3;  $k_p$  – районный коэффициент, равный 1,3 (г. Томск).

Таблица 4.10 – Баланс рабочего времени

Показатели рабочего времени	Руководитель	Инженер
Календарное число дней	365	365
Количество нерабочих дней (выходные и праздничные дни)	118	118
Потери рабочего времени (отпуск и невыходы по болезни)	48	48
Действительный годовой фонд рабочего времени	199	199

Расчет основной заработной платы приведем в таблице 4.11.

Таблица 4.11 – Расчет основной заработной платы

Исполнители	Оклад, руб.	$k_{пр}$	$k_p$	$Z_m$ , руб	$Z_{дн}$ , руб.	$T_p$ , раб. дн.	$Z_{осн}$ , руб.
Руководитель	24400	0,3	1,3	41236	2155,04	7	15085,28
Инженер	13890	0,3	1,3	23474,1	1226,79	82	100596,78
Итого:							115682,06

Величина отчислений во внебюджетные фонды определяется исходя из следующей формулы:

$$C_{внеб} = k_{внеб} \cdot (Z_{осн} + Z_{доп}), \quad (4.4)$$

$k_{внеб}$  – коэффициент отчислений на уплату во внебюджетные фонды.

В соответствии с НК РФ статьи 425 установлен размер страховых взносов равный 30%.

Таблица 4.12 – Отчисления во внебюджетные фонды

Исполнитель	Руководитель	Инженер
Основная заработная плата, руб.	15085,28	100596,78
Коэффициент отчислений во внебюджетные фонды	0.3	
Сумма отчислений, руб.	4525,58	30179,03
Итого, руб.	34704,61	

Представим в таблице 4.13 структуру затрат НИИ.

Таблица 4.13 – Группировка затрат по статьям для всех вариантов исполнения

Наименование статьи	Исполнение 1	Исполнение 2
	Сумма, руб.	Сумма, руб.
Материальные затраты	2054,25	2054,25
Специальное оборудование для научных работ	150000	120000
Основная заработная плата	115682,06	115682,06
Отчисления во внебюджетные фонды	34704,61	34704,61
Итого:	302440,92	272440,92

Таким образом, затраты на разработку составили 302440,92 руб. Для конкурирующего решения изменятся только затраты на специальное оборудование для научных работ, при этом затраты на разработку составят 272440,92 руб.

#### 4.4 Оценка сравнительной эффективности проекта

Определим эффективность с помощью расчёта интегрального показателя эффективности научного исследования. Для этого определим интегральный финансовый показатель разработки и результат расчёта представим в таблице 3.15. Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности приведен в таблице 3.14. Здесь сравниваются 2 варианта исполнения проекта: используемый в работе вариант предполагает использование фреймворка Keras и ПК с видеокартой на 16 Гб, тогда как другой вариант исполнения предполагает использование фреймворка PyTorch, предоставляющего более высокую скорость вычислений, и ПК с видеокартой на 10 Гб.

Таблица 4.14 – Сравнительная оценка вариантов исполнения проекта

Критерии оценки	Весовой коэффициент параметра	Баллы	
		Исп. 1	Исп. 2
1. Скорость разработки	0,4	5	2
2. Полезный функционал	0,15	3	5
3. Простота реализации	0,3	5	3
4. Скорость вычислений	0,15	3	5
ИТОГО	1	16	15
Значение интегрального показателя	-	4.4	3.2

В таблице 4.15 представим результаты расчёта интегральных показателей.

Таблица 4.15 – Сравнительная эффективность разработки

№ п/п	Показатели	Текущая разработка (Исп. 1)	Аналог (Исп. 2)
1	Интегральный финансовый показатель разработки	1	0.9
2	Интегральный показатель ресурсоэффективности разработки	4,4	3,2
3	Интегральный показатель эффективности	4,4	3,55
4	Сравнительная эффективность вариантов исполнения	1,24	

Таким образом, разрабатываемый проект является более эффективным вариантом решения поставленной задачи по сравнению с предложенным аналогом, основываясь на показателях эффективности. Выбранный вариант исполнения выигрывает в основном благодаря используемому ПО, которое, хотя и имеет низкую оптимизацию, чем рассматриваемый аналог, за счёт простоты реализации моделей, позволяет существенно сократить время на их разработку.

## **5. Социальная ответственность**

В данном разделе ВКР исследованы вредные и опасные факторы среды, рассмотрены меры по защите исследователя от возможного негативного воздействия среды, а также возможные чрезвычайные ситуации и необходимые действия, которые разработчик должен выполнить в случае возникновения чрезвычайной ситуации.

Были выделены и рассмотрены следующие факторы, воздействующие на разработчика программы:

- недостаточная освещенность рабочей зоны;
- повышенный уровень шума и вибрации;
- отклонение параметров микроклимата в помещении;
- повышенный уровень излучения электромагнитных полей;
- нервно-эмоциональное напряжение.

К опасным факторам при работе с персональным компьютером можно отнести возможность короткого замыкания, влекущего за собой опасность поражения разработчика электрическим током и статическое электричество.

Также были рассмотрены вопросы правового регулирования трудовых отношений, связанных с разработкой проектного решения.

### **5.1 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности**

Работа в офисе относится ко второй категории тяжести труда – работы выполняются при оптимальных условиях внешней производственной среды и при оптимальной величине физической, умственной и нервно-эмоциональной нагрузки.

Согласно статье 91 "Трудового кодекса Российской Федерации" от 30.12.2001 N 197-ФЗ (ред. от 25.02.2022) [35] нормальная продолжительность рабочего времени не может превышать 40 часов в неделю. Для работников, возраст которых меньше 16 лет – не более 24 часа в неделю, от 16 до 18 лет – не более 35 часов, как и для инвалидов I и II группы. Статья 108 сообщает, что в течение рабочего дня работодатель должен предоставить работнику перерыв для

отдыха и питания от 30 минут до 2 часов. Во время регламентированных перерывов целесообразно выполнять комплексы упражнений и осуществлять проветривание помещения.

Обязанности по обеспечению безопасных условий и охраны труда возложены на работодателя, что отражает статья 212 ТК РФ. За соблюдением выполнения работодателем его обязанностей в сфере охраны труда следят такие органы, как: Федеральная инспекция труда, Федеральная служба по труду и занятости населения, Федеральная служба по надзору в сфере защиты прав потребителей и благополучия человека и другие.

Рабочее место должно быть организовано с учетом эргономических требований согласно ГОСТ 12.2.032-78 «ССБТ. Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования» [36]. Санитарно-гигиенические требования должны соответствовать СанПиН 1.2.3685-21 «Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания» [37].

В соответствии с ГОСТ 12.2.032-78. «Система стандартов безопасности труда». Рабочее место, при выполнении работ сидя» рабочий стол может быть любой конструкции, отвечающей современным требованиям эргономики и позволяющей удобно разместить на рабочей поверхности оборудование с учетом его количества, размеров и характера выполняемой работы

Конструкция рабочего места и взаимное расположение всех его элементов должны соответствовать антропометрическим, физиологическим и психологическим требованиям, а также характеру работы. Используемые средства отображения информации, требующие точного и быстрого считывания показаний, следует располагать в вертикальной плоскости под углом  $\pm 15^\circ$  от нормальной линии взгляда и в горизонтальной плоскости под углом  $\pm 15^\circ$  от сагиттальной плоскости. Клавиатура должна располагаться на поверхности стола на расстоянии 100-300 мм от края, обращенного к пользователю [36].

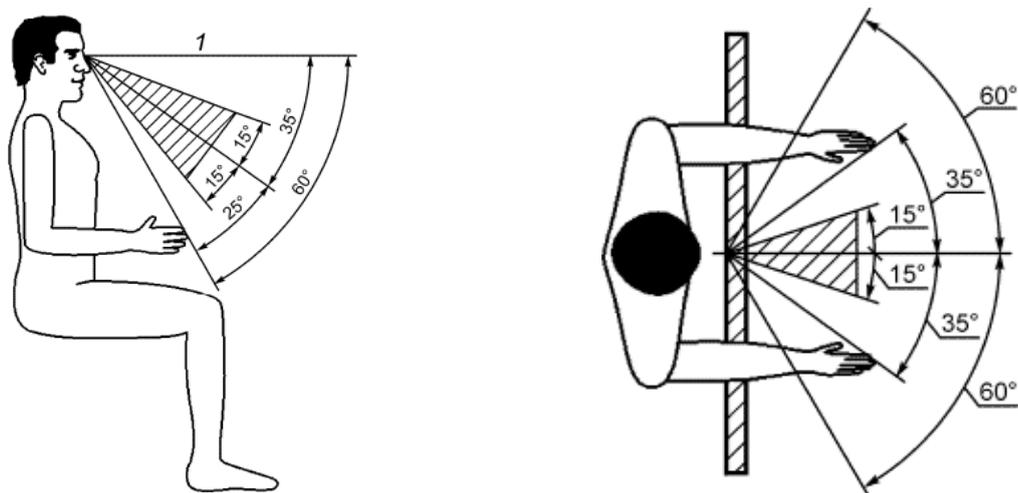


Рисунок 19 – Зоны зрительного наблюдения в горизонтальной плоскости и в вертикальной плоскости [36].

Выполнение требований на данном рабочем месте отражено ниже в таблице 5.1, согласно СанПиН 1.2.3685-21 и ГОСТ 12.2.032-78.

Таблица 5.1 – Требования к организации рабочего места при работе с ПЭВМ

Требование	Требуемое значение	Значение параметра помещения
Высота рабочей поверхности стола	Регулируемая высота (680-800мм) Нерегулируемая высота (725мм)	Нерегулируемая высота (740 мм)
Рабочий стул	Подъемно-поворотный, регулируемый по высоте и углу наклона спинки	Подъемно-поворотный, регулируемый по высоте
Расположение монитора от глаз пользователя	600-700 мм	Соответствует

## 5.2 Производственная безопасность

В соответствии с ГОСТ 12.0.003-2015 «Опасные и вредные производственные факторы. Классификация» [38] был произведен анализ всех вредных и опасных факторов, которые могут возникнуть при работе над проектом (Таблица 5.2).

Таблица 5.2 – Возможные опасные и вредные факторы

Факторы	Разработка	Нормативные документы
Недостаточная освещенность рабочей зоны	+	СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95 [39]

Превышение уровня шума	+	ГОСТ 12.1.036-81 Система стандартов безопасности труда ШУМ Допустимые уровни в жилых и общественных зданиях [40]
Отклонение показателей микроклимата	+	СанПиН 1.2.3685-21 Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания [37]
Повышенный уровень излучения электромагнитных полей	+	ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля» [41]
Нервно-эмоциональное напряжение	+	МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной деятельности [42]
Поражение электрическим током	+	ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ. Электробезопасность. Предельно допустимые уровни напряжений прикосновения и токов [43]
Статическое электричество	+	ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля» [41]

### 5.2.1 Недостаточная освещенность рабочей зоны

Недостаточная освещенность рабочей зоны помещения, оборудованной ПК, также является одной из причин нарушения зрительной функции, отрицательно влияет на общее самочувствие и продуктивность.

Искусственное освещение в помещениях для эксплуатации ПК должно осуществляться системой общего равномерного освещения. В случаях преимущественной работы с документами, следует применять системы комбинированного освещения (к общему освещению дополнительно устанавливаются светильники местного освещения, предназначенные для освещения зоны расположения документов). Окна в помещениях, где эксплуатируется вычислительная техника, преимущественно должны быть ориентированы на север и северо-восток. Нормируемые показатели естественного, искусственного и совмещенного освещения в соответствии с СП 52.13330.2016 [39] указаны в таблице 5.3.

Таблица 5.3 – Нормируемые показатели естественного, искусственного и

## совмещенного освещения

Помещения	Рабочая поверхность и плоскость нормирования КЕО и освещенности (Г-горизонтальная, В-вертикальная) и высота плоскости над полом, м	Естественное освещение		Совмещенное освещение	
		КЕО $e_n$ , %		КЕО $e_n$ , %	
		При верхнем или комбинированном освещении	При боковом освещении	При верхнем или комбинированном освещении	При боковом освещении
Кабинеты, рабочие комнаты, офисы, представительства	Г – 0,8	3,0	1,0	1,8	0,6
Помещения	Искусственное освещение				
	Освещенность, лк				
	При комбинированном освещении		При общем освещении	Показатель дискомфорта, М, не более	Коэффициент пульсации освещенности, Кп, %, не более
Всего	От общего				
Кабинеты, рабочие комнаты, офисы, представительства	400	200	300	40	15

Проведём расчет уровня освещенности рабочего места в помещении:

Длина помещения:  $a=10$  м, ширина:  $b=5$  м, высота:  $H=2,4$  м. Высота рабочей поверхности  $h_{pn} = 0,74$  м. Требуемая освещенность  $E=300$  лк.

Коэффициент отражения стен  $R_c=30\%$ , потолка  $R_n=50\%$ . Коэффициент запаса  $k=1.5$ , коэффициент неравномерности  $Z=1.1$ . Рассчитаем систему общего освещения лампой накаливания (светильник типа ОД,  $\lambda = 1,4$ ).

Приняв  $h_c = 0,2$  м, определим расчетную высоту светильника  $h$ :

$$h = H - h_c - h_p = 2,4 - 0,2 - 0,74 = 1,46 \text{ м.} \quad (5.1)$$

Найдём индекс помещения:

$$i = \frac{S}{(a + b)h} = \frac{50}{15 * 1,46} = 2,28 \quad (5.2)$$

Определяем коэффициент использования светового потока:

$$\eta = 0,59 \quad (5.3)$$

Расстояние между светильниками  $L$  определяется как:

$$L = \lambda * h = 1,4 * 1,46 = 2,044 \text{ м} \quad (5.4)$$

Количество рядов светильников с люминесцентными лампами определяется по формуле:

$$n_{\text{ряд}} = \frac{B - \frac{2}{3}L}{L} + 1 = \frac{5 - \frac{2}{3} * 2,044}{2,044} + 1 = 2,78 \approx 2 \quad (5.5)$$

Ширина помещения, с учетом расстояния между светильниками не позволяет разметить более 2 рядов, поэтому  $n_{\text{ряд}} = 2$ .

Количество светильников с люминесцентными лампами определяется по формуле:

$$n_{\text{СВ}} = \frac{A - \frac{2}{3}L}{l_{\text{СВ}} + 0,5} = \frac{10 - \frac{2}{3} * 2,044}{1,23 + 0,5} = 4,99 \approx 4 \quad (5.6)$$

Размещаем светильники в 2 ряда. В ряду можно установить 4 светильника типа ОД мощностью 40 Вт. Учитывая, что в каждом светильнике установлено две лампы, общее число ламп в помещении  $N = 16$ .

Определяем потребный световой поток лампы:

$$\Phi = \frac{E \cdot S \cdot k \cdot Z}{N \cdot \eta} = \frac{300 \cdot 50 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{16 \cdot 0,62} = 2494,95 \text{ лм} \quad (5.7)$$

Выбираем ближайшую стандартную лампу: ЛД 40 Вт с потоком 2300 лм. Делаем проверку выполнения условий:

$$-10\% \leq \frac{\Phi_{\text{ст}} - \Phi_{\text{расч}}}{\Phi_{\text{ст}}} * 100\% \leq 20\% \quad (5.8)$$

Получаем:  $-10\% \leq -8\% \leq 20\%$

Таким образом, электрическая мощность осветительной установки:

$$P = N * p = 16 * 40 = 640 \text{ Вт} \quad (5.9)$$

В результате анализа освещенности рабочего места отклонений от норм выявлено не было. Уровень освещенности соответствует нормам.

### 5.2.2 Повышенный уровень шума и вибрации

В производственных помещениях при выполнении основных или

вспомогательных работ с использованием ПЭВМ уровни шума на рабочих местах не должны превышать предельно допустимых значений, установленных для данных видов работ в соответствии с ГОСТ 12.1.036-81 Система стандартов безопасности труда ШУМ Допустимые уровни в жилых и общественных зданиях [40] установлены допустимые значения уровней звукового давления, создаваемого ПЭВМ (таблица 5.4).

Таблица 5.4 – Допустимые значения уровней звукового давления в октавных полосах частот и уровня звука, создаваемого ПЭВМ

Уровни звукового давления, дБ в октавных полосах со среднегеометрическими частотами, Гц.								Уровни звука в дБА
63 Гц	125 Гц	250 Гц	500 Гц	1000 Гц	2000 Гц	4000 Гц	8000 Гц	
63	52	45	39	35	32	30	28	40

Снижение воздействия шума может быть достигнуто правильной планировкой рабочего места (шумные места располагают вдали от персонала), звукоизоляцией помещений, применением звукоизоляционных кожухов и экранов для шумных механизмов и устройств. Для снижения шума от системы охлаждения ПЭВМ можно уменьшить частоту вращения вентиляторов до минимально необходимой для недопущения перегрева

### 5.2.3 Отклонение показателей микроклимата

В производственных помещениях, в которых работа с использованием ПЭВМ является основной (диспетчерские, операторские, расчетные, кабины и посты управления, залы вычислительной техники и др.) и связана с нервно-эмоциональным напряжением, должны обеспечиваться оптимальные параметры микроклимата для категории работ 1а и 1б в соответствии с действующими санитарно-эпидемиологическими нормативами микроклимата производственных помещений.

Содержание вредных химических веществ в производственных помещениях, в которых работа с использованием ПЭВМ является основной (диспетчерские, операторские, расчетные, кабины и посты управления, залы вычислительной техники и др.), не должно превышать предельно допустимых концентраций загрязняющих веществ в атмосферном воздухе населенных мест в

соответствии с действующими гигиеническими нормативами. Также указывается, что в помещениях с ПЭВМ должна ежедневно проводиться влажная уборка.

Уставленные гигиенические нормативы для помещений с ВДТ и ПЭВМ для категории работы 1б из СанПиН 1.2.3685-21 [37] приведены в таблице 5.5: Таблица 5.5 – Оптимальные и допустимые величины показателей микроклимата на рабочих местах производственных помещений

<b>Оптимальные значения характеристик микроклимата</b>				
Период года	Температура воздуха,	Температура поверхностей,	Относительная влажность воздуха, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	22 – 24	21 – 25	40 – 60	0,1
Теплый	23 – 25	22 – 26	40 – 60	0,1
<b>Допустимые значения характеристик микроклимата</b>				
Период года	Температура воздуха,	Температура поверхностей,	Относительная влажность воздуха, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	20 – 25	19 – 26	15 – 75	0,1
Теплый	21 – 28	20 – 29	15 – 75	0,1 – 0,2

#### **5.2.4 Повышенный уровень излучения электромагнитных полей**

Источниками электромагнитных излучений на рабочем месте являются дисплеи и системный блок ПЭВМ. Многочисленные исследования в области биологического действия электромагнитных полей определили наиболее чувствительные системы организма: нервную, иммунную, эндокринную, половую. Биологический эффект электромагнитных излучений в условиях многолетнего воздействия накапливается, вследствие чего возможно развитие отдаленных последствий дегенеративных процессов в центральной нервной системе, новообразований, гормональных заболеваний.

Предельно допустимые значения электромагнитных полей содержатся в ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля [36] и представлены в таблице 5.6.

Таблица 5.6 Предельно допустимые значения электромагнитных полей

Параметр	Предельные значения в диапазонах частот, МГц		
	от 0,06 до 3	св. 3 до 30	св. 30 до 300
Напряженность электрического поля, В/м	500	300	80
Напряженность магнитного поля, А/м	50	-	-
предельно допустимые значения энергетической нагрузки в течение рабочего дня, (В/м) · ч	20000	7000	800
предельно допустимые значения энергетической нагрузки в течение рабочего дня, (А/м) · ч.	200	-	-

Самый простой способ минимизации воздействия электромагнитного излучения – дистанцирование от источников излучения, а также сокращение времени пребывания рядом с ними. Поэтому, рекомендуется расположить системный блок на удалении от рабочего места.

Один из наиболее эффективных способов защиты от негативного воздействия электромагнитного излучения является применение специальных приборов, которые позволяют нейтрализовать данное излучение и максимально минимизировать его негативное воздействие на организм человека. Принцип действия данных приборов основан на наведении противо-ЭДС, которая способствует снижению негативного воздействия на организм человека нежелательных электромагнитных излучений.

### 5.2.5 Нервно-эмоциональное напряжение

Работа с ПК сопряжена с воздействием вредных психофизиологических факторов, в частности, нервно-психических перегрузок. Нервно-психические перегрузки – совокупность таких сдвигов в психофизиологическом состоянии организма человека, которые развиваются после совершения работы и приводят к временному снижению эффективности труда. Состояние утомления (усталость) характеризуется определенными объективными показателями и

субъективными ощущениями.

Нервно-психические перегрузки подразделяются на следующие:

- умственное перенапряжение;
- перенапряжение анализаторов;
- монотонность труда;
- эмоциональные перегрузки.

При первых симптомах психического перенапряжения необходимо:

- дать нервной системе расслабиться;
- рационально чередовать периоды отдыха и работы;
- начать заниматься спортом;
- ложиться спать в одно и то же время;
- в тяжелых случаях обратиться к врачу.

Естественно, что полностью исключить провоцирующие факторы из жизни вряд ли удастся, но можно уменьшить их негативное воздействие, давая нервной системе необходимый отдых. Суммарное время регламентированных перерывов при работе с ПК зависит от категории трудовой деятельности и уровня нагрузки за рабочую смену. В таблице 5.7 приведено суммарное время отдыха для каждой категории работ из МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной [42].

Таблица 5.7 Суммарное время перерывов в зависимости от категории работы и нагрузки

Категория работы с ПЭВМ	Уровень нагрузки за рабочую смену при видах работ с ПЭВМ			Суммарное время регламентированных перерывов при 8-часовой смене, мин
	Группа А, количество знаков	Группа Б, количество знаков	Группа В, часов	
I	До 20000	До 15000	До 2	50
II	До 40000	До 30000	До 4	70
III	До 60000	До 40000	До 6	90

При проведении исследований уровень нагрузки относился к группе В, категория работы III. Согласно таблице, суммарное время перерывов необходимо установить не менее 90 минут.

Согласно МР 2.2.9.2311 – 07 [42], в случаях, когда характер работы требует постоянного взаимодействия с ВДТ (набор текстов или ввод данных и т.п.) с напряжением внимания и сосредоточенности, при исключении возможности периодического переключения на другие виды трудовой деятельности, не связанные с ПЭВМ, рекомендуется организация перерывов по 10 - 15 мин через каждые 45 - 60 мин работы.

### **5.2.6 Поражение электрическим током**

При разработке широко используется электричество для питания компьютерной техники, которая может являться источником опасности. Несоблюдение правил ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ. «Электробезопасность. Предельно допустимые уровни напряжений прикосновения и токов» может привести к опасным последствиям [43]. Поражение электрическим током может произойти при прикосновении к токоведущим частям, находящимся под напряжением, на которых остался заряд или появилось напряжение.

Электрический ток оказывает на человека термическое, электролитическое, биологическое и механическое воздействие. Действие электрического тока на человека приводит к травмам или гибели людей. Для переменного тока частотой 50 Гц допустимое значение напряжения прикосновения составляет 2 В, а силы тока – 0,3 мА, для тока частотой 400 Гц, соответственно – 2 В и 0,4 мА, для постоянного тока – 8 В и 1 мА.

Мерами защиты от воздействия электрического тока являются оградительные устройства, устройства автоматического контроля и сигнализации, изолирующие устройства и покрытия, устройства защитного заземления, устройства автоматического отключения, предохранительные устройства.

### **5.2.7 Статическое электричество**

В помещениях, оборудованных ПЭВМ, токи статического электричества чаще всего возникают при прикосновении персонала к любому из элементов ПЭВМ. Такие разряды опасности для человека не представляют, однако кроме неприятных ощущений могут привести к выходу оборудования из строя.

Для предотвращения образования и защиты от статического электричества в помещении используются нейтрализаторы и увлажнители, а полы имеют антистатическое покрытие в виде поливинилхлоридного антистатического линолеума.

ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля» [41] установлен максимальный допустимый электростатический потенциал экрана видеомонитора – 500 В.

В качестве мер уменьшения влияния вредных факторов на пользователя используются защитные фильтры для мониторов, увлажнители воздуха. Должны использоваться розетки с заземлением. Требуется проводить регулярную влажную уборку.

### **5.3 Экологическая безопасность**

На данном рабочем месте выявлен предполагаемый источник загрязнения окружающей среды, а именно воздействие на литосферу в результате образования отходов при поломке предметов вычислительной техники и оргтехники.

В ходе разработке возможно повышение температуры ПК, при этом он является источником электромагнитного и ионизирующего излучения, а также шума. Для защиты здоровья сотрудников, работающих с программным обеспечением, рекомендуется соблюдать необходимую дистанцию при работе с компьютером (от 0.5 до 1 м), а также использовать эффективные охлаждающие системы и наиболее современное и эффективное оборудование.

Федеральный закон № 89 от 1998г. «Об отходах производства и потребления» [44] запрещает юридическим лицам самовольно избавляться от опасных отходов. Этим видом деятельности, согласно постановлению Правительства РФ № 340 от 2002 г., могут заниматься только специализированные структуры. В их число входят и фирмы, которые занимаются утилизацией электронных отходов.

Обращение с отходами регламентируется ГОСТ Р 53692-2009

«Ресурсосбережение. Обращение с отходами». [45]

Поэтому, при необходимости утилизировать вышедшую из употребления электронику наиболее безопасным для окружающей среды способом необходимо обращаться в специализированную компанию по утилизации. Такие компании действуют на всей территории Российской Федерации, в том числе и в Томской области.

#### **5.4 Безопасность в чрезвычайных ситуациях**

Наиболее вероятной чрезвычайной ситуацией при разработке алгоритма является пожар на рабочем месте. В качестве противопожарных мероприятий должны быть применены следующие меры:

1. В помещении должны находиться средства тушения пожара, средств связи;
2. Электрическая проводка электрооборудования и осветительных приборов должна быть исправна;
3. Все сотрудники должны знать место нахождения средств пожаротушения уметь ими воспользоваться, средств связи и номера экстренных служб.

Согласно ГОСТ 12.1.004-91 «Пожарная безопасность. Общие требования», при работе с компьютером необходимо соблюдать следующие нормы пожарной безопасности [46]:

- для предохранения сети от перегрузок запрещается одновременно подключать к сети количество потребителей, превышающих допустимую нагрузку;
- работы за компьютером проводить только при исправном состоянии оборудования, электропроводки;
- иметь средства для тушения пожара (огнетушитель);
- установить количество, размеры и соответствующее конструктивное исполнение эвакуационных путей и выходов;
- обеспечить возможность беспрепятственного движения людей по эвакуационным путям.

Связи с возможностью возникновения пожара разработан следующий план действий:

1. В случае возникновения пожара сообщить о нем руководителю, постараться устранить очаг возгорания имеющимися силами при помощи первичных средств пожаротушения (огнетушитель порошковый, углекислотный О-1ПО (з)-АВСЕ);
2. Привести в действие ручной пожарный извещатель, если очаг возгорания потушить не удастся;
3. Сообщить о возгорании в службу пожарной охраны по телефону 01 или 101, сообщить адрес, место и причину возникновения пожара;
4. Принять меры по эвакуации людей и материальных ценностей;
5. Встретить пожарную охрану, при необходимости сообщить всю необходимую информацию и оказать помощь при выборе наилучшего подхода к очагу возгорания.
6. Рабочее помещение оборудовано в соответствии с требованиями пожарной безопасности. Имеется порошковый огнетушитель, а также пожарная сигнализация и средства связи.

В случае возникновения пожара в здании необходимо немедленно эвакуироваться из здания и направиться на выход в соответствии с планом эвакуации при пожарах и других ЧС (рисунок 20).



Рисунок 20 – План эвакуации при пожарах и других ЧС

В ходе работы над разделом “Социальная ответственность” были определены правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности, выявлены опасные и вредные факторы которым могут возникнуть на всех этапах работы над проектом, а также меры по их уменьшению или устранению.

Полученные результаты помогут улучшить рабочую среду, а также поспособствуют быстрому принятию решений в случае возникновения ЧС.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проделанной работы была проведена разработка модели классификации моторных образов на основе инструментов глубокого обучения и преобразования Gramian Angular Field. Для этого были исследованы и найдены оптимальные параметры входных данных, а именно: длина временной последовательности (3 секунды после начала испытания) и размер матрицы GADF (128x128), и протестированы на различных архитектурах глубокого обучения, таких как VGG19, AlexNet и ResNet50. На основе архитектуры VGG19, показавшей наибольшую точность распознавания из протестированных базовых архитектур, была разработана и оптимизирована гибридная модель нейронной сети CNN-LSTM. Полученная модель нейронной сети показывает наибольшую точность классификации МО по сравнению с другими рассмотренными в работе архитектурами при подобранных оптимальных параметрах входных данных. Так, разработанная в данной работе модель, используя намного меньше электродов (19 против 58), на 3.8% обошла модель из [37] в задаче 2-х классовой классификации, и показала схожий результат в задаче 3-х классовой классификации (разница менее 1%), а при использовании метода учёта соседних временных окон точность предложенной в работе модели превзошла модель из [37] на 5.79% и 1.4% для 2-х и 3-х классовой классификации соответственно.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Aricò P., Sciaraffa N., Babiloni F. Brain–computer interfaces: toward a daily life employment //Brain Sciences. – 2020. – Т. 10. – №. 3. – С. 157.
2. Wolpaw J. R. et al. Brain–computer interfaces for communication and control //Clinical neurophysiology. – 2002. – Т. 113. – №. 6. – С. 767-791.
3. Das A. et al. A fully comprehensive & relative study of Human Brain-Computer Interface Algorithms //2018 International Conference on Advances in Computing and Communication Engineering (ICACCE). – IEEE, 2018. – С. 457-460.
4. Lin C. T. et al. Development of wireless brain computer interface with embedded multitask scheduling and its application on real-time driver's drowsiness detection and warning //IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2008. – Т. 55. – №. 5. – С. 1582-1591.
5. Saha S., Baumert M. Intra-and inter-subject variability in EEG-based sensorimotor brain computer interface: a review //Frontiers in computational neuroscience. – 2020. – С. 87.
6. Waldert S. Invasive vs. non-invasive neuronal signals for brain-machine interfaces: will one prevail? //Frontiers in neuroscience. – 2016. – Т. 10. – С. 295.
7. Al-Ani T., Trad D., Somerset V. S. Signal processing and classification approaches for brain-computer interface //Intelligent and Biosensors. – 2010. – С. 25-66.
8. Schomer D. L., Da Silva F. L. Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields. – Lippincott Williams & Wilkins, 2012.
9. Hämäläinen M. et al. Magnetoencephalography—theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain //Reviews of modern Physics. – 1993. – Т. 65. – №. 2. – С. 413.
10. Ashby F. G. An introduction to fMRI //An introduction to model-based cognitive neuroscience. – Springer, New York, NY, 2015. – С. 91-112.
11. Ferrari M., Quaresima V. A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application //Neuroimage. – 2012. – Т. 63. – №. 2. – С. 921-935.

12. Lee H. K., Choi Y. S. Application of continuous wavelet transform and convolutional neural network in decoding motor imagery brain-computer interface //Entropy. – 2019. – T. 21. – №. 12. – C. 1199.
13. Yilmaz B. H., Yilmaz C. M., Kose C. Diversity in a signal-to-image transformation approach for EEG-based motor imagery task classification //Medical & biological engineering & computing. – 2020. – T. 58. – №. 2. – C. 443-459.
14. Lu N. et al. A deep learning scheme for motor imagery classification based on restricted Boltzmann machines //IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering. – 2016. – T. 25. – №. 6. – C. 566-576.
15. Tan P., Wang X., Wang Y. Dimensionality reduction in evolutionary algorithms-based feature selection for motor imagery brain-computer interface //Swarm and Evolutionary Computation. – 2020. – T. 52. – C. 100597.
16. Osalusi B., Abraham A., Aborisade D. EEG Classification in Brain Computer Interface (BCI): A Pragmatic Appraisal //American Journal of Biomedical Engineering. – 2018. – T. 8. – №. 1. – C. 1-11.
17. Ullah I. et al. An automated system for epilepsy detection using EEG brain signals based on deep learning approach //Expert Systems with Applications. – 2018. – T. 107. – C. 61-71.
18. Alom M. Z. et al. A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures //Electronics. – 2019. – T. 8. – №. 3. – C. 292.
19. Xu G. et al. A deep transfer convolutional neural network framework for EEG signal classification //IEEE Access. – 2019. – T. 7. – C. 112767-112776.
20. Amin S. U. et al. Deep learning for EEG motor imagery-based cognitive healthcare //Connected Health in Smart Cities. – Springer, Cham, 2020. – C. 233-254.
21. Escobar J. J. et al. Energy-time analysis of convolutional neural networks distributed on heterogeneous clusters for EEG classification //International Work-Conference on Artificial Neural Networks. – Springer, Cham, 2019. – C. 895-907.
22. Schalk G. A general-purpose brain-computer interface (BCI) system //IEEE Transactions on biomedical engineering. – 2004. – T. 51. – №. 6. – C. 1034-1043.
23. Wang Z., Oates T. Imaging time-series to improve classification and imputation

- //Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. – 2015.
24. Keogh E. J., Pazzani M. J. A simple dimensionality reduction technique for fast similarity search in large time series databases //Pacific-Asia conference on knowledge discovery and data mining. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2000. – C. 122-133.
  25. Faouzi J., Janati H. pyts: A Python Package for Time Series Classification //J. Mach. Learn. Res. – 2020. – T. 21. – C. 46:1-46:6.
  26. Gramfort A. et al. MEG and EEG data analysis with MNE-Python //Frontiers in neuroscience. – 2013. – C. 267.
  27. Chollet F. et al. Keras: The python deep learning library //Astrophysics source code library. – 2018. – C. ascl: 1806.022.
  28. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition //arXiv preprint arXiv:1409.1556. – 2014. – C. 14.
  29. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks //Advances in neural information processing systems. – 2012. – C. 9.
  30. He K. et al. Deep residual learning for image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2016. – C. 770-778.
  31. O'Malley T. et al. Keras Tuner. 2019 //Available also from: [github.com/keras-team/kerastuner](https://github.com/keras-team/kerastuner).
  32. Wang X. et al. An accurate eegnet-based motor-imagery brain–computer interface for low-power edge computing //2020 IEEE international symposium on medical measurements and applications (MeMeA). – IEEE, 2020. – C. 1-6.
  33. Gaur P. et al. A sliding window common spatial pattern for enhancing motor imagery classification in EEG-BCI //IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2021. – T. 70. – C. 1-9.
  34. Dose H. et al. An end-to-end deep learning approach to MI-EEG signal classification for BCIs //Expert Systems with Applications. – 2018. – T. 114. – C. 532-542.
  35. Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197-ФЗ (ред. от

- 25.02.2022) // Гарант URL: <https://base.garant.ru/12125268> [Электронный ресурс] (дата обращения 10.05.2022)
36. ГОСТ 12.2.032-78 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования // Гарант URL: <https://base.garant.ru/3924216> [Электронный ресурс] (дата обращения: 10.05.2022).
37. СанПиН 1.2.3685-21 "Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания". // Гарант URL: <https://base.garant.ru/400274954/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 10.05.2022).
38. ГОСТ 12.0.003-2015 «Опасные и вредные производственные факторы. Классификация»// Электронный фонд URL: <https://docs.cntd.ru/document/120013607> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
39. СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95. // КонсультантПлюс URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_237487/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_237487/) [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
40. ГОСТ 12.1.036-81 Система стандартов безопасности труда ШУМ Допустимые уровни в жилых и общественных зданиях. // Электронный фонд URL: <https://docs.cntd.ru/document/5200312/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
41. ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля» // Электронный фонд URL: <https://docs.cntd.ru/document/5200272/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
42. МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной деятельности // Электронный фонд URL: <https://files.stroyinf.ru/Data2/1/4293830/4293830643.htm#i81251> / [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).

43. ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ. Электробезопасность. Предельно допустимые уровни напряжений прикосновения и токов // Электронный фонд URL: <https://docs.cntd.ru/document/5200313/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
44. Федеральный закон № 89 от 1998г. «Об отходах производства и потребления» // КонсультантПлюс URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_19109/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_19109/) [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
45. ГОСТ Р 53692-2009 Ресурсосбережение. Обращение с отходами. Этапы технологического цикла отходов. // Гарант URL: <https://base.garant.ru/2175160/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).
46. ГОСТ 12.1.004-91 «Пожарная безопасность. Общие требования». // Гарант URL: <https://base.garant.ru/3922226/> [Электронный ресурс] (дата обращения: 11.05.2022).

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

### Раздел №1 Literature review

#### «Classification of motor imagery using deep learning and graphical representation of electroencephalograms»

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ03	Гоморов Алексей Леонидович		

Руководитель ВКР:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОИТ	Спицын В.Г.	д.т.н., профессор		

Консультант-лингвист отделения иностранных языков ШБИП:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель ОИЯ	Ануфриева Татьяна Николаевна			

## 1. Literature review

### 1.1 Brain-computer interfaces

Brain computer interface (BCI), also called brain-machine interface (BMI), is a computer technology that uses knowledge and techniques from neuroscience, signal processing, and machine learning. The basic idea behind BCI is to interpret the user's intentions in order to take control of an external device, such as an artificial arm, a wheelchair or a personal computer.

BCI is currently being intensively studied by researchers, as significant advances have been made in signal recognition technology over the past decade. Among the many areas in which BCI has found its application are: neuroscience, industry, smart home, security, art and entertainment[1].

If we consider the BCI system in more detail, it can be represented as several processing steps (Fig. 1) [2]:

1. collecting data in the form of brain activity recordings and processing the obtained data to clear the background noise;
2. extraction of features from the data and selection of the most significant features;
3. signal recognition according to the selected features using a classifier;
4. providing feedback to the user based on the recognized signal.

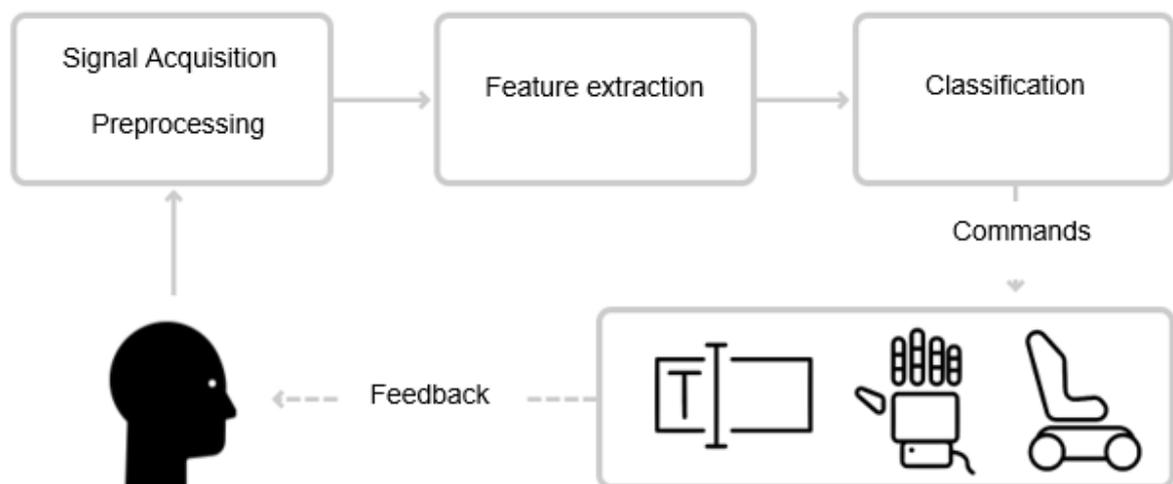


Fig. 1 – Basic design of BCI systems [2]

BCI systems fall into two categories: passive BCIs, which recognize

unintentional affective/cognitive brain states, and active BCIs, which directly engage intentionally evoked brain activity of the user [3]. An example of a passive BCIs is BCI for detecting driver drowsiness to prevent road accidents [4], and example of active BCIs are interfaces that recognize users' motor imagery (MO) to control a mechanical limb [5].

BCI systems are also divided into invasive and noninvasive according to the used signal acquisition technique (Fig.2).



Fig. 2 – Invasive (left) and noninvasive (right) BCI systems [3]

Invasive BCIs are implanted directly into the brain during neurosurgery. There are single-block BCIs, which record the signal from one area of the brain cells, and multiple-block BCIs, which record the signal from several areas. The signal quality of invasive BCIs is the highest, but the procedure itself is extremely risky and very expensive, so the main consumers of such BCIs are blind and paralyzed people [6].

BCIs that use electrocorticography are less invasive, but still considered invasive. They use electrodes placed on the exposed surface of the brain to measure the electrical activity of the cerebral cortex. Such BCIs are used only when surgery is medically necessary (e.g., extreme cases of epilepsy) [6].

In non-invasive BCIs, sensors are placed directly on the scalp, without any surgical intervention. One popular non-invasive technique for recording brain activity is electroencephalography (EEG), in which sensors measure the electrical potentials produced by the brain. There are other noninvasive techniques for recording brain activity, and these include: functional near-infrared spectroscopy (fNIRS),

magnetoencephalography (MEG), functional magnetic resonance imaging (fMRI) [7].

Let us take a closer look at the techniques listed above.

## **1.2 Techniques for recording brain activity**

### **1.2.1 Electroencephalography**

Electroencephalography or EEG is a method of recording brain activity by recording electrical impulses from the surface of the scalp using current-capturing electrodes. EEG captures differences in electrical potentials of the order of tens of  $\mu\text{V}$  that reach the scalp due to the activity of brain neurons [8]. Thus, the measured potentials reflect neuronal activity and can be used to study a wide range of brain processes.

The spatial resolution of EEG is determined by the number of electrodes used. In research, when higher spatial resolution is required, 32 to 256 electrodes are typically used. In general, EEG spatial resolution is quite low because the signal has to pass through different tissue layers up to the skull. The resolution can be improved by using certain types of filters or by combining EEG with other instruments [8].

Also spatial resolution is low because the activity recorded by the electrode is a mixture of different signals generated by different brain regions close to the one under the electrode. The microscopic scale (less than a few cubic millimeters) is almost invisible to the EEG because the potentials are not powerful enough to reach the scalp. Mesoscopic scale (cortical areas of a few cubic millimeters to a few cubic centimeters) can be detected by EEG using more than 64 electrodes, as well as spatial filtering techniques. Macroscopic scale (large cortical area of many cubic centimeters) can be easily measured by EEG.

The benefit of EEG is its excellent temporal resolution. Thousands of images of the electrical activity of different sensors can be taken in one second [8].

Another advantage of EEG is its portability. EEG headsets are usually very lightweight (Fig.3), unlike MEG headsets, which require specially equipped rooms. EEG systems are also more readily available for purchase. More accurate EEG systems can be expensive, but they are still cheaper than other methods of measuring brain activity [7].



Fig. 3 – EEG-headset with 19 electrodes

### **1.2.2 Magnetoencephalography**

Magnetoencephalography (MEG) is a functional neuroimaging technique for mapping brain activity by recording magnetic fields produced by electrical currents occurring naturally in the brain using very sensitive magnetometers.

MEG provides better spatial resolution than EEG by providing a mesoscopic scale (millimeters) because magnetic fields are less affected by spatial blurring effects from the skull and intracerebral fluid than electrical fields. This is because magnetic fields pass through the skull and scalp, whereas the electrical fields are volume conducted through these tissues, which decreases the signal-to-noise ratio at high frequencies [9].

The temporal resolution of MEG is on the level of EEG and it is also one of the advantages of this technique.

The biggest disadvantage of magnetoencephalography is that the MEG signals of interest are extremely small, several orders of magnitude smaller than other signals in a typical environment, which can drown out the signal. Thus, special shielding is required to eliminate the magnetic interference occurring in a typical urban clinical environment. Therefore, MEG devices are very bulky and stationary [7].



Fig. 4 – MEG scanner with patient

### **1.2.3 Functional magnetic resonance imaging**

Functional magnetic resonance imaging or functional MRI (fMRI) is a functional neuroimaging procedure using MRI technology that measures brain activity by detecting changes related to blood flow.

This method is based on the fact that cerebral blood flow and neural activity are interrelated. When an area of the brain is in use, blood flow in that area also increases. In the brain, hemoglobin in the capillary red blood cells delivers oxygen to the neurons. The activity causes an increased demand for oxygen, which leads to an increase of blood flow. The magnetic characteristics of hemoglobin change depending on whether it is oxygenated or not. This difference allows the fMRI machine, which is a cylindrical tube with a powerful electromagnet, to determine which areas of the brain are active at a particular moment [10].

The fMRI has excellent spatial resolution, providing a mesoscopic scale, but poor temporal resolution, compared to EEG and MEG [7]. Also, fMRI equipment is very bulky and stationary (Fig. 5).



Fig. 5 – fMRI scanner

#### **1.2.4 Functional near-infrared spectroscopy**

Functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) is an optical technique for measuring localized cortical activity. The technique involves the use of near-infrared spectroscopy (NIRS) for functional neuroimaging. Using fNIRS, brain activity is measured through hemodynamic responses associated with neuron behavior. The fNIRS measures changes in blood flow like fMRI, but using infrared light versus a magnetic field [11].

The temporal resolution of fNIRS is worse than that of EEG. The fNIRS can take 10 samples per second, which is inferior to 500-1000 samples per second of EEG. Spatial resolution is inferior to fMRI. For example, fMRI can image subcortical areas of the brain, whereas fNIRS cannot analyze beyond the cortex. For these reasons, many researchers use fNIRS to supplement EEG or fMRI data [7].



Fig. 6 – fNIRS system

### **1.2.5 Comparison of brain activity recording techniques**

Although the spatial resolution of fMRI and fNIRS is high, they have poor temporal resolution. MEG has high spatial and temporal resolution while EEG has low spatial but high temporal resolution. Currently, expensive and cumbersome equipment is used to perform fMRI and MEG.

At the current time, due to the low cost and portability of the headset, as well as excellent temporal resolution, EEG are most commonly used in BCI systems [7].

### **1.3 Feature extraction of EEG signals**

Because the EEG signal is very complex, it is necessary to apply feature extraction algorithms that allow important information (e.g., a person's intentions) to be properly distinguished.

Feature extraction is a kind of abstraction, a dimensionality reduction process in which the original set of raw variables is reduced to more manageable groups (features) for further processing, while remaining sufficient to accurately and completely describe the original data. Feature extraction is used in machine learning,

pattern recognition, and image processing. This process derives secondary values (features) from the original data set, for which they are supposed to be informative and not redundant, which facilitates the subsequent process of machine learning and generalization of steps, and in some cases leads to a better human interpretation of the data.

EEG feature extraction can be achieved based on the temporal, frequency and/or spatial information contained in the signals. When features are extracted based on temporal information alone, spectral information is discarded; similarly, if features are extracted based on spectral information alone, temporal information is discarded [18]. Either of these methods is considered weak in extracting essential features. Temporal-frequency approaches are more effective because they link temporal information to spectral information in each individual feature extracted [12].

Reliance on temporal-frequency approaches is advantageous for analysis because of the nonstationary nature of EEG signals. Spatial domain approaches can be combined with temporal and/or frequency domain approaches to improve classification accuracy. Spatial domain approaches can be used to identify the most efficient EEG channels and use them with higher weights than the less efficient channels [13].

Usually, high-dimensional feature sets are extracted from EEG data. For this purpose, statistical transformation methods such as principal component analysis (PCA) and independent component analysis (ICA) are used for dimensionality reduction and feature selection, but these methods are computationally expensive and can reduce the classification accuracy in some cases [14]. Evolutionary algorithms (EA) approaches incorporate optimization techniques for feature selection from large feature sets, so EAs can handle the high dimensionality problem [15].

Another approach to feature extraction is the use of convolutional neural networks (CNNs), which combine the extraction and classification phases into a single pipeline.

CNNs are able to automatically learn the relevant characteristics of the input data by optimizing the weight parameters of each filter through forward and backward propagation in order to minimize the classification error. One advantage of using a

CNN is that it requires minimal pre-tuning, since the optimal parameters are trained automatically.

#### **1.4 Classification of EEG signals**

The central element of BCI is the classification module. It converts the electrophysiological input signal of brain activity from the user into an output signal that controls external devices. The classification algorithm is an important step in the signal processing module of the BCI system and is responsible for translating the extracted signal characteristics into device commands that carry out the user's intentions.

Typically, classification algorithms such as k Nearest Neighbor (kNN) method, linear discriminant analysis (LDA), neural networks and support vector method (SVM) are used as classifiers in BCI systems [16].

Uncovering all the valuable information within large datasets requires in-depth analysis. Traditional classification systems underachieve in large and dynamic datasets because they cannot cover all states of diversity within the data. That's where deep learning comes into play.

Deep learning (DL) is a subfield of machine learning seeking to mimic the operation of the human brain by establishing complex interconnected neural construction and hence retrieving a generic model with the ability to handle various data types. DL aims to surpass the shortcomings of traditional neural networks throughout covering whole information within a training dataset. DL is an end-to-end approach [17]; this means that raw data can be directly fed into the deep neural network for learning the parameters and hyperparameters. Otherwise stated, DL allows to feed deep neural networks with the raw data and with little or even without any preprocessing; also, DL accomplishes feature extraction, selection, and classification as a single pipeline. Moreover, the DL approach is considered universal, robust, general, and scalable [18].

A considerable amount of studies proved the superiority of DL over stat-of-the-art approaches. For example, in [19], researchers transformed the motor imagery (MI) EEG signals into 2D time-frequency spectrum images using STFT to train a CNN, the

classification results showed that CNN outperformed SVM and ANN classifiers. In [20], they used a CNN for extracting spatial features from MI EEG data then LSTM was used for extracting temporal features of signals, this framework showed better results than the SVM classifier.

Nevertheless, training such networks involves a massive number of parameters and hyperparameters which in turn extend the training time compared to other approaches and also exhausts much more hardware resources [26]. Still, it is possible to tackle those problems using different versed computing devices such as GPUs.

## ПРИЛОЖЕНИЕ Б – Генерация обучающих данных

```
import mne
import pyts
import numpy as np
from mne.datasets import eegbci
from mne.io import concatenate_raws, read_raw_edf
import matplotlib.pyplot as plt

def load_data(runs, rootdir, t_max):

    left_epochs = []
    right_epochs = []
    rest_epochs = []

    for s in range(1, 110):
        if s not in [104, 100, 88, 92]:
            subject = 'S'+str(s).zfill(3)
            runs_paths = []
            saved_epochs_sub = []

            for r in runs:
                run = rootdir + subject + '/' + subject + 'R' + str(r).zfill(2) + '.edf'
                runs_paths.append(run)

            raws = [read_raw_edf(f, preload=True) for f in runs_paths]
            raw = concatenate_raws(raws)
            eegbci.standardize(raw)
            montage = make_standard_montage('standard_1005')
            raw.set_montage(montage)
            picks = pick_types(raw.info, meg=False, eeg=True, stim=False, eog=False,
                               exclude='bads')
            events, event_ids = events_from_annotations(raw, event_id='auto')
            epochs = Epochs(raw, events, event_ids, tmin=-
0, tmax=t_max, picks=picks, baseline=None, preload=True)

            rest_epochs.append(epochs['T0']._data)
            left_epochs.append(epochs['T1']._data)
            right_epochs.append(epochs['T2']._data)

    return rest_epochs, left_epochs, right_epochs

runs = [4, 8, 12]
rest_epochs, left_epochs, right_epochs = load_data(runs, "/GAF/MI_eegbci/MNE-
eegbci-data/files/eegmldb/1.0.0/", t_max = 4)

def GAFtransform_singleWindow(saved_epochs, trial, rootdir, tmin, tmax, tper, im
size, method):
    gaf = GramianAngularField(image_size=imsize, method=method, overlapping=False,
e, flatten=False)
    i = 0
    for e in [21, 23, 29, 31, 33, 35, 37, 40, 8, 10, 12, 41, 46, 48, 50, 52, 54, 60, 62]:
        el_dir = rootdir + '/' + str(i) + '/'
        cl_dir = el_dir + '/' + trial + '/'
        os.makedirs(el_dir, exist_ok=True)
        os.makedirs(cl_dir, exist_ok=True)
        i = i + 1
        for s in range(0, 90):
            for r in range(0, 21):
                run = cl_dir + str(s) + '_' + str(r) + '_' + str(slw) + '.png'
                serie = saved_epochs[s][r][e]
                # Min-Max scaling
                min_ = np.amin(serie)
                max_ = np.amax(serie)
```

```

scaled_serie = (2*serie - max_ - min_)/(max_ - min_)
# Floating point inaccuracy!
scaled_serie = np.where(scaled_serie >= 1., 1., scaled_serie)
scaled_serie = np.where(scaled_serie <= -1., -1., scaled_serie)
gaf_img = mtf.fit_transform(scaled_serie.reshape(1, -1)) # ts.T
plt.imshow(gaf_img[0], origin='lower')
plt.axis('off')
plt.savefig(run, bbox_inches='tight', pad_inches=0, dpi=200)
print(run)
plt.cla()
gc.collect()

def GAFtransform_slidingWindow(saved_epochs, trial, rootdir, tmin, tmax, tper, i
msize, method, sub_st, sub_end):
    gaf = GramianAngularField(image_size=imsize, method=method, overlapping=False,
flatten=False)
    i = 0
    for e in [21,23,29,31,33,35,37,40,8,10,12,41,46,48,50,52,54,60,62]:
        el_dir = rootdir + '/' + str(i) + '/'
        cl_dir = el_dir + '/' + trial + '/'
        os.makedirs(el_dir,exist_ok=True)
        os.makedirs(cl_dir,exist_ok=True)
        i = i + 1
        for s in range(sub_st,sub_end):
            for r in range(0, 21):
                img_conc = np.ones((tmax,tmax))
                for slw in range(11):
                    run = cl_dir + str(s) + '_' + str(r) + '_' + str(slw) + '.png'
                    serie = saved_epochs[s][r][e][int(tmin+(160*tper)*slw):int(tmax+
(160*tper)*slw)]
                    # Min-Max scaling
                    min_ = np.amin(serie)
                    max_ = np.amax(serie)
                    scaled_serie = (2*serie - max_ - min_)/(max_ - min_)
                    # Floating point inaccuracy!
                    scaled_serie = np.where(scaled_serie >= 1., 1., scaled_serie)
                    scaled_serie = np.where(scaled_serie <= -1., -1., scaled_serie)
                    gaf_img = mtf.fit_transform(scaled_serie.reshape(1, -1)) # ts.T
                    plt.imshow(gaf_img[0], origin='lower')
                    plt.axis('off')
                    plt.savefig(run, bbox_inches='tight', pad_inches=0, dpi=200)
                    print(run)
                    plt.cla()
                    gc.collect()

```

## ПРИЛОЖЕНИЕ В – Инициализация и обучение модели

```
import numpy as np
import tensorflow
import tensorflow.keras as keras
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout, Activation, Conv2D, MaxPool2D, BatchNormalization, Flatten, LSTM, Reshape
from tensorflow.keras import Input
from tensorflow.keras import Model
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
tf.keras.backend.set_image_data_format('channels_first')
import matplotlib.pyplot as plt

# Генераторы данных
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255,
    data_format='channels_first')

val_imgen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255)

def get_train_generator(generator, img_dir, batch_size, img_height, img_width, item_
    numb=64):
    gen = []
    for i in range(0, item_numb, 1):
        genX = generator.flow_from_directory(img_dir + '/' + str(i),
            target_size = (img_height, img_wid
h),
            class_mode= 'categorical',
            color_mode="grayscale",
            batch_size = batch_size,
            shuffle=True,
            seed=5)
        gen.append(genX)

    while True:
        X = []
        res = []
        for batch in range(0, batch_size, 1):
            res.append([])
        for i in range(0, item_numb, 1):
            Xi = gen[i].next()
            for batch in range(0, batch_size, 1):
                res[batch].append(Xi[0][batch][0])

            X.append(Xi[0])
            Y = Xi[1]
        yield np.array(res), Y #Yield both images and their mutual label

def get_val_generator(generator, img_dir, batch_size, img_height, img_width, item_n
    umb=64):
    gen = []
    for i in range(0, item_numb, 1):
        genX = generator.flow_from_directory(img_dir + '/' + str(i),
            target_size = (img height, img width),
            class_mode= 'categorical',
            color_mode="grayscale",
            batch_size = batch_size,
            shuffle = False,
            seed=5)
        gen.append(genX)

    while True:
        X = []
```

```

res = []
for batch in range(0, batch_size, 1):
    res.append([])
for i in range(0, item_numb, 1):
    Xi = gen[i].next()
    for batch in range(0, batch_size, 1):
        res[batch].append(Xi[0][batch][0])
    Y = Xi[1]
yield np.array(res), Y

from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

train_data_dir='/GAF/global/new_or/gaf(0:3;3s)_90_3c1'
val_data_dir='/GAF/global/new_or/gaf(0:3;3s)_90_3c1_val'

img_width, img_height = 128, 128
classes_num = 3
batch_size = 27
val_batch_size = 27
samples_per_epoch = int(4536 / batch_size)
validation_steps = int(1134 / val_batch_size)
inputs_numb=19

train_generator=get_train_generator(generator=train_datagen,
                                   img_dir=train_data_dir,
                                   batch_size=batch_size,
                                   img_height=img_height,
                                   img_width=img_width,
                                   item_numb=inputs_numb)

validation_generator=get_val_generator(train_datagen,
                                      img_dir=val_data_dir,
                                      batch_size=val_batch_size,
                                      img_height=img_height,
                                      img_width=img_width,
                                      item_numb=inputs_numb)

def createMultiModelComplite(inputs):
    model_inputs = inputs
    model = Conv2D(input_shape=(inputs_numb, img_height, img_width), filters=64, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model_inputs)
    model = Conv2D(filters=64, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2))(model)
    model = BatchNormalization()(model)
    model = Conv2D(filters=128, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = Conv2D(filters=128, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2))(model)
    model = BatchNormalization()(model)
    model = Conv2D(filters=256, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = Conv2D(filters=256, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = Conv2D(filters=256, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = MaxPool2D(pool_size=(2, 2), strides=(2, 2))(model)
    model = BatchNormalization()(model)
    model = Conv2D(filters=512, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)
    model = Conv2D(filters=512, kernel_size=(3, 3), padding="same", activation=keras.layers.LeakyReLU())(model)

```

```

        model = Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding="same", activation=ke
ras.layers.LeakyReLU())(model)
        model = MaxPool2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2))(model)
        model = BatchNormalization()(model)
        model = Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding="same", activation=ke
ras.layers.LeakyReLU())(model)
        model = Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding="same", activation=ke
ras.layers.LeakyReLU())(model)
        model = MaxPool2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2))(model)
        model = BatchNormalization()(model)
        model = Reshape((512,16))(model)
        model = LSTM(16, use_bias=False, dropout = 0.15, activation='sigmoid')(model)
        model = Flatten()(model)
        model = Dense(100, activation=keras.layers.LeakyReLU ())(model)
        model = Dropout(0.4)(model)
        model = Dense(10, activation=keras.layers.LeakyReLU ())(model)
        model = Dropout(0.35)(model)
        model = Dense(classes_num, activation = 'softmax')(model)
        return model

def createInputs(inputs numb):
    return Input(shape=(inputs_numb, img_height, img_width))

# original
img_width, img_height = 128, 128
classes_num = 3
inputs_numb=19

image_input = createInputs(inputs_numb=inputs_numb)
output = createMultiModelComplite(image_input)
model = Model(inputs=image_input, outputs=output)

checkpoint = ModelCheckpoint("/GAF/global/new_or/orig[0;3]_checkpoint.hdf5",
                             monitor='val_accuracy',
                             verbose=1,
                             save_best_only=True,
                             mode='max')

from tensorflow.keras.optimizers import Adam
opt = Adam(lr=0.00001)

model.compile(optimizer= opt,
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
print(model.summary())

history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=samples_per_epoch,
    epochs=30,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_steps,
    verbose = 1,
    callbacks=[checkpoint])

```