



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

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА МАГИСТРАНТА

Тема работы
Разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе сигналов ЭКГ

УДК 004.032.26:616

Обучающийся

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОИТ ИШИТР	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 Т.В.	к.э.н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ООД ШБИП	Федорчук Ю.М.	д.т.н., профессор		

По разделу на английском языке

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОИЯ ШБИП	Сидоренко Т.В.	к.п.н., доцент		

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП, должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОИТ ИШИТР	Спицын В.Г.	д.т.н., профессор		

ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОСВОЕНИЯ ООП
по направлению 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Код компетенции	Наименование компетенции
Универсальные компетенции	
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
Общепрофессиональные компетенции	
ОПК(У)-1	Способен самостоятельно приобретать, развивать и применять математические, естественно-научные, социальноэкономические 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
Профессиональные компетенции	
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/ОПОП

(Подпись) (Дата) Спицын В.Г.
(ФИО)

**ЗАДАНИЕ
на выполнение выпускной квалификационной работы**

Обучающийся:

Группа	ФИО
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад

Тема работы:

Разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе сигналов ЭКГ	
Утверждена приказом директора (дата, номер)	№40-57/с от 09.02.2023

Срок сдачи обучающимся выполненной работы:	23.06.2023 г.
--	---------------

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе	Предмет исследования: Обнаружение COVID-19 с помощью электрокардиограмм и методов машинного обучения.
Перечень разделов пояснительной записки подлежащих исследованию, проектированию и разработке	<ol style="list-style-type: none"> 1. Определение проблемы исследования; 2. Анализ и обзор литературы по теме исследования; 3. Подготовка и обработка набора данных; 4. Построение, обучение и тестирование предлагаемых систем; 5. Обсуждение полученных результатов; 6. Работа над разделом по финансовому менеджменту, ресурсоэффективности и

	ресурсосбережения; 7. Работа над разделом по социальной ответственности; 8. Работа над разделом на английском языке
Перечень графического материала <i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i>	1. Схемы элементов систем; 2. Схемы структур предлагаемых систем
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы <i>(с указанием разделов)</i>	
Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Былкова Т.В.
Социальная ответственность	Федорчук Ю.М.
Раздел на английском языке	Сидоренко Т.В.
Названия разделов, которые должны быть написаны на иностранном языке:	
Электрокардиограмма	
Построение, обучение и тестирование предложенной системы	

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	
---	--

Задание выдал руководитель:

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

Задание принял к исполнению обучающийся:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад		



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
Период выполнения (осенний / весенний семестр 2022/2023 учебного года)

**КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН
выполнения выпускной квалификационной работы**

Обучающийся:

Группа	ФИО
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад

Тема работы:

Разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе сигналов ЭКГ
--

Срок сдачи обучающимся выполненной работы:	23.06.2023 г.
--	---------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
23.06.2023	Анализ и обзор литературы по теме исследования	10
23.06.2023	Подготовка и обработка набора данных	15
23.06.2023	Построение, обучение и тестирование предлагаемых систем	30
23.06.2023	Обсуждение полученных результатов	15
23.06.2023	Работа над разделом по финансовому менеджменту, ресурсоэффективности и ресурсосбережения	10
23.06.2023	Работа над разделом по социальной ответственности	10
23.06.2023	Работа над разделом на английском языке	10

СОСТАВИЛ:

Руководитель ВКР

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

СОГЛАСОВАНО:

Руководитель ООП/ОПОП

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

Реферат

Выпускная квалификационная работа содержит 121 страница, 21 рисунок, 26 таблиц, 64 источника, 1 приложение.

Ключевые слова: Covid-19, электрокардиограмма, машинное обучение, глубокое обучение, трансферное обучение, сверточная нейронная сеть.

Объект исследования: изображения ЭКГ.

Предмет исследования: обнаружение Covid-19 с помощью электрокардиограмм и методов машинного обучения.

Цель работы: разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе изображений электрокардиограммы, которые можно получить быстро, легко, дешево и безопасно.

Задачи:

- Провести анализ и обзор литературы по теме исследования;
- Подготовить и обработать набор данных;
- Построить и обучить предлагаемые системы;
- Протестировать предложенные системы;
- Сравнить производительность разработанных систем с производительностью моделей в литературе.

Область применения: Медицина и лабораторная диагностика (диагностика Covid-19 и сердечных заболеваний).

Введение.....	10
1. Электrokардиограмма.....	12
2. Литературный обзор.....	15
2.1. Использование машинного обучения для классификации ЭКГ.....	15
2.2. Использование машинного обучения для обнаружения Covid-19 на основе рентгенографии и компьютерной томографии.....	15
2.3. Использование машинного обучения для обнаружения Covid-19 на основе изображений ЭКГ.....	16
3. Используемые инструменты, технологии и программное обеспечение....	19
4. Используемые алгоритмы и методы.....	21
4.1. Метод Оцу.....	21
4.2. Трансферное обучение с использованием модели VGG.....	22
4.3. Анализ главных компонент - PCA.....	24
4.4. Аугментация изображений в пространстве признаков.....	25
4.5. Техника передискретизации синтетического меньшинства - SMOTE.....	26
4.6. Извлечение признаков с использованием гистограммы ориентированных градиентов - HOG.....	28
4.7. Алгоритм редактируемых ближайших соседей - ENN.....	29
4.8. Алгоритм машины опорных векторов - SVM.....	30
4.9. К-кратная перекрестная проверка.....	35
4.10. Метрики оценки (матрица ошибок и отчет по классификации).....	35
5. Подготовка и обработка используемого набора данных.....	39
6. Построение, обучение и тестирование предлагаемых систем.....	41
6.1. Первый эксперимент.....	41
6.2. Второй эксперимент.....	43
6.3. Третий эксперимент.....	46
6.4. Четвертый эксперимент.....	50
7. Обсуждение результатов и сравнительный анализ.....	53
8. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	57
8.1. Предпроектный анализ.....	57
8.1.1. Потенциальные потребители результатов исследования.....	57
8.1.2. Анализ конкурентных технических решений с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения.....	59
8.1.3. SWOT-анализ.....	61
8.1.4. Оценка готовности проекта к коммерциализации.....	65
8.1.5. Методы коммерциализации результатов научно-технического	

исследования.....	67
8.2. Инициация проекта.....	67
8.2.1. Цели и результат проекта.....	67
8.2.2. Организационная структура проекта.....	68
8.3. Планирование управления научно-техническим проектом.....	69
8.3.1. План проекта.....	69
8.3.2. Бюджет научного исследования.....	73
8.4. Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой эффективности исследования.....	77
8.4.1. Оценка сравнительной эффективности исследования.....	77
9. Социальная ответственность.....	83
9.1. Производственная безопасность.....	83
9.1.1. Вредные факторы.....	83
9.1.1.1. Отклонение показателей микроклимата в помещении.....	83
9.1.1.2. Превышение уровней шума.....	84
9.1.1.3. Повышенный уровень электромагнитных излучений.....	85
9.1.1.4. Недостаточная освещенность.....	87
9.1.1.5. Нервно-эмоциональное напряжение.....	92
9.1.2. Опасные факторы.....	93
9.1.2.1. Поражение электрическим током.....	93
9.1.2.2. Пожароопасность.....	94
9.2. Экологическая безопасность.....	97
9.3. Безопасность в чрезвычайных ситуациях.....	98
Заключение.....	99
Инициализировать источники.....	100
Приложение А. ЧАСТЬ ВКР НА АНГЛИЙСКОМ ЯЗЫКЕ.....	107

Введение

Вирус Covid-19 впервые появился в Китае в городе Ухань, после чего распространился по всем частям мира, вызвав глобальный кризис в области здравоохранения и экономики с катастрофическими результатами [1].

Начальные симптомы инфекции Covid-19 включают лихорадку, усталость, сухой кашель и потерю обоняния. Большинство случаев являются легкими и самокупирующимися, в первую очередь поражающими верхние дыхательные пути с минимальным поражением легких. Тяжелая инфекция характеризуется одышкой, тахипноэ, гипоксемией, сердечно-сосудистыми осложнениями и обширным поражением легких. При критической инфекции могут возникнуть дыхательная недостаточность, септический шок, диссеминированное внутрисосудистое свертывание крови и мультисистемная дисфункция [2].

Covid-19 может передаваться при прямом или косвенном контакте между людьми через кашель, чихание или слюну, или через контакт со слизистыми оболочками рта, носа и глаз, или даже через контакт с загрязненными поверхностями всех видов (стекло, металл или другие поверхности) [3].

С появлением новых штаммов заболевания с высокой скоростью распространения и устойчивостью к доступным вакцинам возникает острая необходимость в поиске методов быстрой диагностики, чтобы разорвать цикл распространения вируса, поэтому были использованы различные методы диагностики, в том числе лабораторная процедура, рекомендованная Всемирной организацией здравоохранения <полимеразная цепная реакция с обратной транскрипцией (ОТ-ПЦР)> [1]. Однако из-за медленных темпов этого метода и ограниченной доступности необходимого оборудования для выполнения теста в некоторых странах использовались методы медицинской радиологии, такие как компьютерная томография и рентген грудной клетки [4, 5].

Клинические тесты для диагностики Covid-19 с помощью рентгенографии показали недостоверные результаты из-за возможности вмешательства в другие

причины легочной инфекции [4, 5], кроме того, этот метод считается дорогостоящим для пациентов и подвергает их облучению.

Недавние медицинские исследования показывают, что Covid-19 использует белок ACE2 в качестве функционального рецептора для проникновения в клетки [2, 6, 7], и поскольку сердечная мышца экспрессирует этот белок на поверхности клеток, вирус может использовать этот белок в качестве пути для прямого проникновения и разрушения клеток сердечной мышцы. Этот эффект вируса вызывает поражение сердца, которое можно обнаружить с помощью ЭКГ [7].

В нашей диссертации мы исследуем возможность использования методов машинного обучения для диагностики инфекции Covid-19 с использованием изображений ЭКГ, которые можно получить быстро, дешево и безопасно.

1. Электрокардиограмма

Поскольку одним из основных элементов нашего исследования являются электрокардиограммы, необходимо дать общее представление о том, что это такое, для чего оно используется и как его можно получить.

Специализированные ткани, расположенные внутри сердца, генерируют электрические импульсы, которые заставляют сердечную мышцу сокращаться, чтобы кровь направлялась ко всем частям тела. Эти электрические импульсы могут распространяться от сердца к поверхности кожи, что позволяет считывать эти сигналы путем проведения так называемой электрокардиограммы (ЭКГ) [8].

ЭКГ является одним из наиболее распространенных кардиологических тестов, который используется для записи электрической активности сердца и проверки его ритма. Врач обычно назначает ЭКГ, когда подозревает проблемы с сердцем, и тест проводится специалистом в больницах, клиниках или медицинских центрах [8, 9, 10].

Существует три основных типа электрокардиограмм: стандартная ЭКГ в состоянии покоя (Resting ECG), ЭКГ в режиме нагрузки (Exercise ECG) и амбулаторная ЭКГ (ambulatory ECG or Holter monitor), которая выполняется в течение дня или более. Требуемый тип ЭКГ зависит от ожидаемой проблемы и связанных с ней симптомов. Такие симптомы, как одышка, учащенное сердцебиение, боль в груди и головокружение, являются одними из причин проведения процедуры ЭКГ, которая, в свою очередь, помогает в диагностике широкого спектра заболеваний, таких как аритмии, сердечные приступы, проблемы с сердечными клапанами и многие другие [8, 9].

Для выполнения стандартной ЭКГ пациент ложится вертикально, а затем на него устанавливаются 10 небольших датчиков, называемых электродами, которые за счет разных углов своего положения дают 12 представлений об электрической активности сердца. По одному электроду прикрепляют к

каждому запястью и лодыжке, а 6 других электродов размещают на груди, как показано на рисунке 1.1. Электроды передают электрические сигналы по проводам на устройство ЭКГ, которое записывает и рисует их [9, 10].

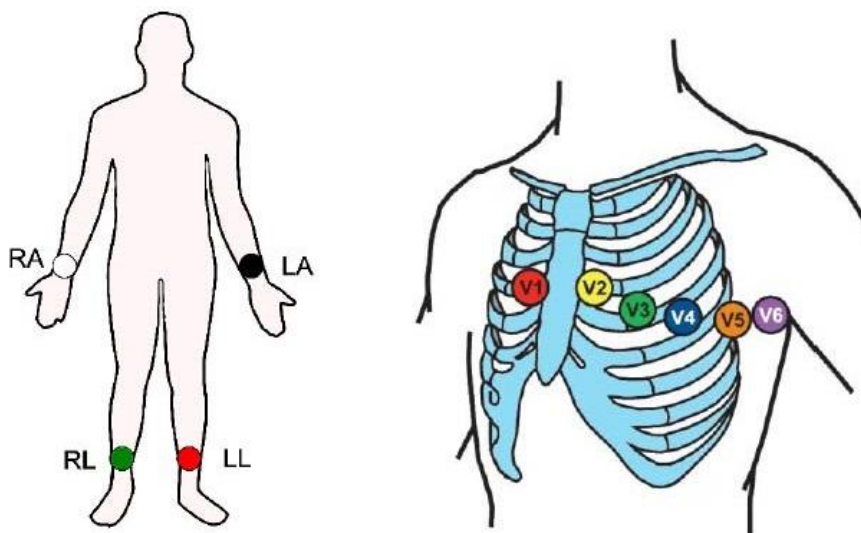


Рисунок 1.1. Расположение электродов ЭКГ [11]

Устройство ЭКГ отображает записанную электрическую активность в виде графика либо на цифровом экране, либо на бумаге. Конечный формат выхода зависит от нескольких факторов, включая тип устройства ЭКГ и тип бумаги, используемой для печати [9]. На рисунке 1.2 показан выход устройства ЭКГ.

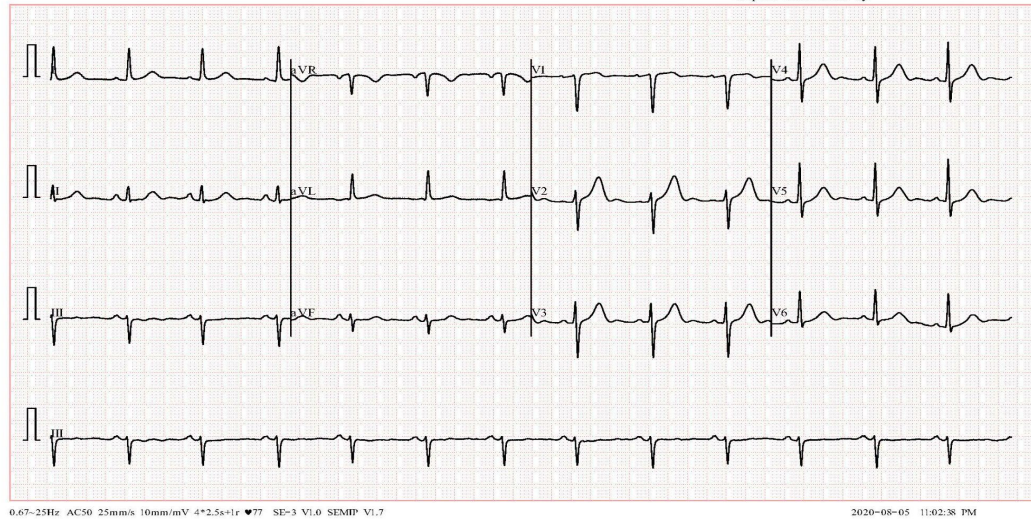


Рисунок 1.2. Выход аппарата ЭКГ [16]

ЭКГ — эффективный, простой и совершенно безболезненный тест, который можно провести всего за несколько минут и не требует никаких предварительных приготовлений, таких как воздержание от еды, питья и т. д., что делает его одним из самых популярных вариантов выявления проблем с сердцем. Многочисленные преимущества ЭКГ также побудили работников в области медицинских технологий разработать различное программное обеспечение на основе электрокардиограмм, направленное на автоматизацию процесса диагностики заболеваний [10]. Целью данной диссертационной работы является исследование эффективности использования машинного обучения для автоматизации процесса диагностики COVID-19 с помощью электрокардиограмм.

2. Литературный обзор

2.1. Использование машинного обучения для классификации ЭКГ

Еще до появления пандемии Covid-19 и в течение длительного периода времени исследователи разрабатывали системы, основанные на машинном обучении, для выполнения классификации электрокардиограмм.

Автор в [12] предложил использовать одномерные сверточные слои для извлечения признаков из данных ЭКГ, а затем выполнить классификацию с использованием полносвязной нейронной сети в один из четырех классов: нормальные ритмы, аномальные ритмы, другие типы ритмов, высокий уровень шума. Предлагаемая система обеспечивает точность 86%. Автор в [13] предложил подход, основанный на глубокой нейронной сети (DNN) для автоматической классификации аномальных данных ЭКГ с точностью 99,09%.

2.2. Использование машинного обучения для обнаружения Covid-19 на основе рентгенографии и компьютерной томографии

С момента возникновения пандемии Covid-19 исследователи в области искусственного интеллекта пытались разработать умные системы, нацеленные на быстрое и эффективное обнаружение инфекции. Одной из наиболее известных методологий, появившихся в этой области, является использование технологий машинного обучения для диагностики Covid-19 на основе рентгенографии грудной клетки.

Исследователь в [14] предложил процесс извлечения признаков, присутствующих в рентгеновских изображениях, с использованием предварительно обученных моделей глубокого обучения, а затем передачи этих признаков, полученных из каждой модели, в алгоритм SVM для выполнения классификации изображений в одну из двух категорий : Нормальное или

Covid-19. Используемый подход достиг точности 95,38% в модели ResNet-50-SVM.

В статье [15] предложено использовать модифицированную модель CNN, а также модифицированную модель ResNet-50 для классификации изображений cx-ray и ct-сканирования на нормальные или показывающие инфекцию covid-19, где точность первой модели достигла 94,1%, а точность второй модели достигала 98%.

2.3. Использование машинного обучения для обнаружения Covid-19 на основе изображений ЭКГ

С появлением в 2021 году нового набора данных, содержащего изображения ЭКГ пациентов с Covid-19 [16], исследователи начинают изучать, как эти данные можно использовать для борьбы с пандемией. Здесь проявляется роль инженеров по машинному обучению в разработке интеллектуальных систем, способных автоматизировать процесс обнаружения инфекции Covid-19 на основе изображений электрокардиограммы.

В статье [17] предложен новый метод, основанный на представлении бумажных изображений ЭКГ в виде двухмерных цветных изображений с использованием так называемой "Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)", а сгенерированные цветные изображения затем передаются в новую архитектуру CNN для выявления Covid-19. Модель в статье достигла точности 96,20% для первого проведенного сценария, который содержит следующие два класса: Covid-19 и Нормальный, и 93,00% для второго сценария, в котором используются классы: Отрицательный (Нормальный + Аномальный + Инфаркт миокарда) и Положительный (Covid-19).

Автор в [18] предложил систему под названием ECGBiCoNet. Эта система извлекает два уровня признаков из двух разных слоев нескольких моделей глубокого обучения, затем эти признаки интегрируются вместе и передаются в алгоритм ансамблевого обучения для выполнения классификации.

Разработанная система достигла точности 98,8% для задачи бинарной классификации, в которой используются только два класса: Нормальный и Covid-19, и точность 91,73% для задачи мульти-классификации, в которой используются изображения трех классов: Нормальный, Covid-19 и Кардиальные расстройства.

Исследователи в [19] предложили новый метод извлечения сигналов ЭКГ из бумажных записей ЭКГ, которые затем передаются в одномерную сверточную нейронную сеть (1D-CNN) для изучения и диагностики заболевания. Модель достигла точности классификации 98,42%, 95,63% и 98,50% для классификации Covid-19 против Нормального, Covid-19 против Аномального сердцебиения и Covid-19 против других классов соответственно. Кроме того, предлагаемый метод также обеспечивает высокий уровень производительности для задачи мульти-классификации.

В статье [20] представлен инструмент, который извлекает признаки из последнего слоя различных десяти глубоких нейронных моделей, а затем объединяет эти признаки и передает их различным алгоритмам машинного обучения для выполнения классификации. Предлагаемый инструмент достиг точности 98,2% и 91,6% для бинарных (Нормальный против Covid-19) и мультиклассовых (Нормальный против Covid-19 против Аномального сердцебиения) задач соответственно.

В статье [21] шесть различных глубоких моделей CNN (ResNet18, ResNet50, ResNet101, InceptionV3, DenseNet201 и MobileNetv2) использовались для извлечения признаков из изображений ЭКГ и выполнения классификации. Результаты показывают, что для классификации двух классов (Нормальный, Covid-19) и трех классов (Нормальный, Covid-19, Аномальное сердцебиение) Densenet201 превосходит другие сети с точностью 99,1% и 97,36% соответственно; в то время как для классификации пяти классов (Нормальный,

Covid-19, Инфаркт миокарда , Аномальное сердцебиение и Восстановление после инфаркта миокарда) InceptionV3 превосходит другие с точностью 97,83%.

Автор в [22] предложил глубокую сверточную нейронную сеть с архитектурой, вдохновленной моделью VGG-16, для диагностики Covid-19 на основе изображений ЭКГ. В предлагаемой сети общая точность классификации 98,57%, 93,20%, 96,74% достигается для задач бинарной классификации: Covid-19 против Нормального, Covid-19 против Аномального сердцебиения, Covid-19 против Инфаркта миокарда соответственно. Кроме того, общая точность классификации 86,55% и 83,05% достигается для задач мульти-классификации: Covid-19 против Аномального сердцебиения против Инфаркта миокарда и Covid-19 против Нормального против Аномального сердцебиения против Инфаркта миокарда.

3. Используемые инструменты, технологии и программное обеспечение

В практической части исследования мы используем различные бесплатные инструменты, которые широко популярны в области анализа данных. В основном мы используем Google Диск для хранения используемого набора данных, так как он предоставляет нам место для хранения до 15 гигабайт [23]. Мы также используем среду облачных вычислений Google Colab для написания и запуска кода на языке Python в браузере. Google Colab полностью совместим с диском Google, а также дает нам доступ к процессору (Intel Xeon CPU @2.20 GHz with 13 GB RAM) и GPU (Tesla K80 accelerator, with 12 GB GDDR5 VRAM) [24].

Это выпускное исследование, как и любой проект, основанный на искусственном интеллекте, требует множества библиотек и программных пакетов, необходимых для обработки набора данных и построения, обучения и тестирования разрабатываемой системы. Среди этих инструментов отметим:

- OpenCV: библиотека с открытым исходным кодом, включающая несколько сотен реализаций алгоритмов компьютерного зрения [25]. В основном мы используем OpenCV для предварительной обработки исходного набора данных.
- Keras: API глубокого обучения, написанный на Python и работающий как интерфейс для платформы машинного обучения TensorFlow [26].
- Scikit-learn: библиотека с открытым исходным кодом, содержащая реализацию большого количества алгоритмов машинного обучения и другие инструменты для обработки и подготовки данных [27].
- NumPy: библиотека научных вычислений, написанная на Python для упрощения работы с многомерными массивами [28].

- Pandas: пакет Python, который предоставляет специальные типы структур данных, предназначенные для простой и эффективной работы с табличными данными [29].
- Imbalanced-learn: библиотека с открытым исходным кодом, основанная на scikit-learn и предоставляющая нам множество инструментов и алгоритмов для решения проблемы несбалансированных классов [30].

4. Используемые алгоритмы и методы

4.1. Метод Оцу

Пороговая обработка изображений — это процесс бинаризации изображения на основе интенсивности пикселей. Входные данные для такого алгоритма обычно представляют собой изображение в градациях серого и пороговое значение, а выходные данные представляют собой бинарное изображение [31, 32].

Если интенсивность пикселя во входном изображении больше выбранного порога, соответствующий выходной пиксель помечается как белый пиксель, а если интенсивность интенсивности входного пикселя меньше или равна порогу, местоположение выходного пикселя помечается черным [31, 32].

Алгоритмы автоматического глобального определения порога позволяют избежать выбора случайного значения в качестве порога и определяют его автоматически. Эти алгоритмы обычно имеют следующие шаги [31, 32] :

1. Обработка входного изображения;
2. Получение гистограммы изображения;
3. Вычисление порога на основе гистограммы изображения;
4. Замена пикселей изображения на белые в тех областях, где насыщенность больше пороговой, и на черные в обратных случаях.

Различные алгоритмы будут отличаться на шаге 3, и один из этих алгоритмов — Оцу. Алгоритм Оцу исчерпывающе ищет порог, который минимизирует внутри-классовую дисперсию, определяемую как взвешенную сумму дисперсий двух классов [31]:

$$\sigma_w^2(t) = w_0(t)\sigma_0^2(t) + w_1(t)\sigma_1^2(t), \quad (4.1)$$

Весы w_0 и w_1 — это вероятности двух классов, разделенных порогом t , а σ_0 и σ_1 — дисперсии этих двух классов.

4.2. Трансферное обучение с использованием модели VGG

Трансферное обучение — это термин, который относится к процессу, в котором модель, разработанная для решения одной проблемы, каким-то образом используется для решения второй связанной проблемы. В глубоком обучении трансферное обучение — это метод, при котором модель глубокой нейронной сети сначала обучается для решения задачи, аналогичной той, которую мы хотим решить, а затем один или несколько слоев обученной модели используются в новой модели для решения интересующей проблемы [33].

Преимущество трансферного обучения заключается в увеличении скорости обучения модели нейронной сети и может привести к меньшей ошибке обобщения. Веса повторно используемых слоев из обученной модели можно использовать в качестве отправной точки для обучения новой модели. Это использование делает трансферное обучение типом метода инициализации веса. Этот подход может быть полезен, когда первая связанная проблема имеет намного больше помеченных данных, чем интересующая проблема [33].

Глубокие предварительно обученные модели можно использовать разными способами в зависимости от потребностей. Предварительно обученную модель можно использовать в качестве автономного инструмента извлечения признаков, в котором входные данные могут обрабатываться моделью или частью модели для получения выходных данных (например, вектора чисел) из каждого входного изображения. Выходные данные экстрактора признаков можно использовать в качестве входных данных для обучения новой модели [33].

Одной из самых популярных и широко используемых предварительно обученных сетей является модель VGG-16. VGG-16 — это модель глубокой сверточной нейронной сети, предложенная К. Симоньяном и А. Зиссерманом из лаборатории группы визуальной геометрии Оксфордского университета в 2014 году. VGG-16 имеет 16 слоев с примерно 138 миллионами параметров, которые

были обучены на наборе данных ImageNet, содержащем 14 миллионов изображений, принадлежащих 1000 классам [34, 35].

Архитектура VGG-16 отображается на рисунке 4.1. Она имеет возможные характеристики [34, 35]:

- Набор данных ImageNet содержит RGB-изображения с фиксированным размером 224×224 , поэтому входные данные модели VGG-16 представляют собой тензоры $(224, 224, 3)$
- Сеть VGG-16 начинается с блока из двух сверточных слоев, каждый из которых использует 64 фильтра, за которым следует блок из двух сверточных слоев, каждый из которых имеет 128 фильтров, затем блок из 3 сверточных слоев, каждый из которых содержит 256 ядер, за которыми следуют 2 блока из 3 сверточных слоев, которые имеют 512 фильтров. После каждого из предыдущих сверточных блоков мы добавляем слой макс-пул, затем у нас есть два полностью связанных слоя, каждый из которых использует 4096 нейронов, и в конце у нас есть полностью связанный слой из 1000 нейронов.
- VGG16 использует фильтры размером $(3 * 3)$ с шагом 1 пиксель.
- Пространственное заполнение, используемое в VGG-16 для сохранения размера входных изображений..
- В VGG-16 максимальный пулинг выполняется для окон размером $2 * 2$ пикселя с шагом 2.
- За каждым обучаемым слоем следует функция активации ReLu для добавления нелинейности в сеть, за исключением выходного слоя, за которым следует функция Softmax для выполнения классификации по одному из 1000 классов.

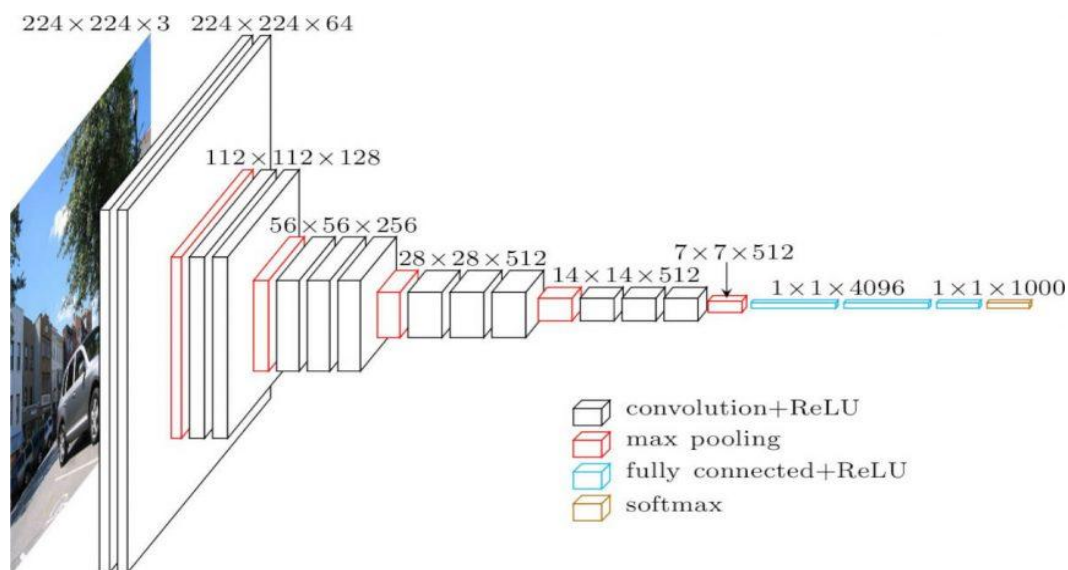


Рисунок 4.1. Архитектура VGG-16 [35]

4.3. Анализ главных компонент - PCA

Анализ главных компонент, или PCA, является одним из самых популярных инструментов машинного обучения, который используется для уменьшения размерности больших наборов данных при сохранении как можно большего количества информации. PCA — это статистический процесс, который преобразует наблюдения коррелированных признаков в набор линейно некоррелированных признаков [36, 37].

Следующие шаги объясняют, как работает алгоритм PCA [36, 37]:

1. Стандартизация диапазона непрерывных исходных переменных (признаков) таким образом, чтобы каждый из них вносил равный вклад в анализ;
2. Вычисление матрицы ковариаций входных данных, определяющих степень корреляции между признаками;
3. Вычисление собственных векторов И собственных значений. Собственные векторы матрицы ковариации на самом деле являются направлениями осей, где в данных наблюдается наибольшая дисперсия (наибольшая информация), и эти собственные векторы

мы называем основными компонентами. А собственные значения — это просто коэффициенты, прикрепленные к собственным векторам, которые дают величину дисперсии, содержащейся в каждом основном компоненте;

4. Сортировка собственных значений по убыванию и соответственно сортировка собственных векторов в матричной форме;
5. Вычисление новых признаков путем умножения отсортированной матрицы собственных векторов на стандартизованные входные данные;
6. Выбор количества новых признаков, которые мы хотим сохранить.

4.4. Аугментация изображений в пространстве признаков

Аугментация изображения — это процесс создания новых изображений из существующих путем внесения небольших изменений в исходные изображения.

Методы аугментации изображения включают в себя геометрические преобразования (Flipping, Rotation, Cropping...), преобразования цветового пространства, фильтры ядра, смешивание изображений, случайное стирание, Аугментация в пространстве признаков и многие другие [38].

Некоторые методы в ряде случаев нельзя использовать, потому что они приводят к созданию новых, модифицированных изображений, которым мы не можем найти соответствие среди изображений, полученных на этапе сбора данных. Описанная проблема возникает в основном на медицинских изображениях, как показано на рисунке 4.2, где, например, обрезанное и повернутое изображение ЭКГ, вероятно, не может быть интерпретировано и понято, в то время как мы можем легко распознать изображение кошки при применении тех же преобразований.

Если выполнение аугментации изображения в пространстве входных данных недоступно по предыдущим причинам, мы можем выполнить аугментацию в пространстве признаков. Процесс аугментации изображения в

пространстве признаков очень прост и эффективен и включает в себя извлечение признаков из каждого изображения в наборе данных с использованием таких методов, как глубокое обучение, а затем выполнение аугментации на числовых результирующих признаках [38].



Рисунок 4.2. Применение методов аугментации изображения в пространстве входных данных

4.5. Техника передискретизации синтетического меньшинства - SMOTE

SMOTE — это алгоритм, используемый для выполнения аугментации путем создания синтетических числовых точек данных на основе исходных точек данных. Основное преимущество SMOTE заключается в том, что этот метод не создает дубликатов, а создает синтетические экземпляры, которые немного отличаются от исходных точек данных [39].

Как показано на рисунке 4.3, в SMOTE процесс создания новой выборки выполняется путем перемещения (скольжения) одной из точек из набора данных, особенно класса меньшинства, в направлении одного или нескольких его соседей [39].

Алгоритм SMOTE работает следующим образом [39]:

Algorithm SMOTE (pseudocode):

- Parameters :
 - T : The number of samples in the minority class;

- x_i : the i -th sample from the minority class;
- k : a selected number of neighbors;
- x_{ki} : the k -th neighbor of sample x_i ;
- N : the number of synthetic samples to be added.
- For each i in range from 1 to T :
 - Find the k -nearest neighbors of sample x_i .
- While $n < N$:
 - Take a random sample x_i from the minority class;
 - Take a random neighbor x_{ki} of sample x_i ;
 - Create a new synthetic sample by applying the following formula:

$$x_{new} = x_i + rand(0, 1) * (x_{ki} - x_i);$$
 - $n = n + 1$.

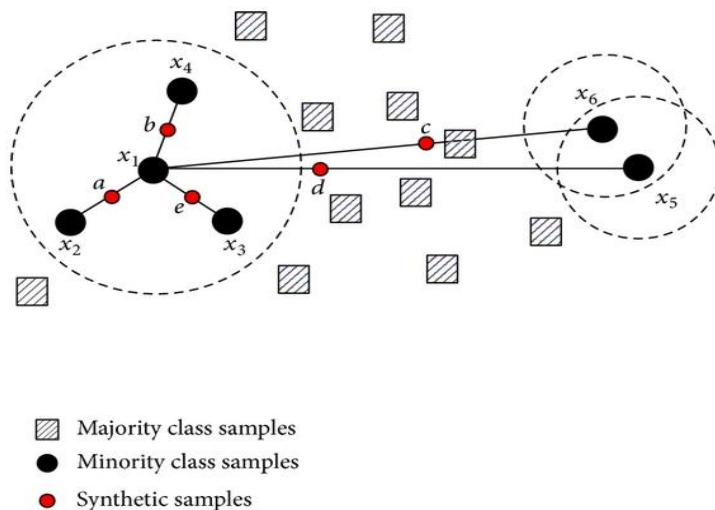


Рисунок 4.3. Использование SMOTE для создания синтетической точки [40]

4.6. Извлечение признаков с использованием гистограммы ориентированных градиентов - НОГ

Дескриптор признака — это представление изображения, которое упрощает изображение, извлекая полезную информацию и отбрасывая лишнюю

информацию. Гистограмма ориентированных градиентов (HOG) — это дескриптор признака, который извлекает признаки изображения путем вычисления гистограмм направлений градиентов изображения. Градиенты изображения (производные по x и y) полезны, потому что величина градиентов велика вокруг краев и углов, и эти края и углы обычно несут много информации об изображении [41, 42].

Алгоритм HOG довольно прост и выполняется следующим образом [41, 42]:

1. Выполнение предварительной обработки путем применения глобальной нормализации изображения (необязательно) для уменьшения влияния эффектов освещения;
2. Вычисление градиентов изображения (горизонтальный и вертикальный градиент) и Это легко достигается путем фильтрации изображения с помощью ядер $[-1, 0, 1]$, $[-1, 0, 1]^{-1}$ или применения оператора Собеля. Затем нахождение величины и направления предыдущих градиентов с использованием следующих формул:

$$g = \sqrt{x \text{ градиенты}^2 + y \text{ градиенты}^2} \quad (4.2)$$

$$\theta = \arctan \frac{y \text{ градиенты}}{x \text{ градиенты}} \quad (4.3)$$

3. Разделение изображения на небольшие пространственные области, называемые «ячейками». Для каждой ячейки мы накапливаем локальную одномерную гистограмму градиентов для всех пикселей в ячейке. Гистограмма содержит 9 бинов, соответствующих углам 0, 20, 40 ... 160, которые представляют направление градиента, в то время как голосование (значение, попадающее в бин) выбирается на основе величины градиента;

4. Выполнение нормализации гистограммы по локальным группам ячеек, называемым блоками. Обычно каждая отдельная ячейка совместно используется несколькими блоками, но ее нормализация зависит от блока и, следовательно, различна;
5. Вычисление окончательного вектора признаков для всего изображения путем объединения всех нормализованных блоков в большой вектор.

4.7. Алгоритм редактируемых ближайших соседей - ENN

Любой набор данных может содержать много выборок, которые очень близки к границе решения, или даже выборки, расположенные в области других классов. Этот тип данных обычно необходимо удалять, чтобы можно было построить надежные модели машинного обучения. Один из алгоритмов, который может удалить такие данные, называется алгоритмом Edited Nearest Neighbours [43].

Проще говоря, применение Edited Nearest Neighbours приведет к редактированию набора данных путем удаления образцов, которые недостаточно согласуются с их соседством, а фраза «образцы, которые недостаточно согласуются» здесь означает, что они принадлежат к другому классу [43,44].

Алгоритм ENN работает следующим образом [44]:

Algorithm ENN (pseudocode):

- Parameters :
 - T : The number of samples in the dataset;
 - x_i : the i -th sample from the dataset;
 - k : a selected number of neighbors.
- For each i in range from 1 to T :
 - Find the k -nearest neighbors of sample x_i .

- Check the following condition:
 - If the classes of the majority (or all) of the k -nearest neighbors do not match the class of the sample x_i :
 - Delete the sample x_i from the data set.
 - Else:
 - Pass.

4.8. Алгоритм машины опорных векторов - SVM

Алгоритм опорных векторов известен как один из лучших методов поиска оптимальных решений в задачах классификации и регрессии. Этот алгоритм был впервые разработан Владимиром Вапником как обучающая модель с большой способностью к обобщению. Сильная математическая основа алгоритма привлекла внимание исследователей в области машинного обучения, распознавания моделей и интеллектуального анализа данных, и в конце концов алгоритм становится очень популярный выбор для многих приложений реального мира [45, 46, 47].

Математически алгоритм SVM работает для получения решающей функции из обучающих данных таким образом, чтобы граница разделения между выборками разных классов была как можно больше, что обеспечивает максимальное обобщение [45, 46, 47].

Для обучения алгоритма SVM требуется набор обучающих выборок, где каждая выборка состоит из пары элементов, которые соответственно являются входным вектором x_i и меткой y_i . Набор обучающих выборок может быть задан следующим образом [45, 46]:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n) \quad (4.4)$$

Для простоты и наглядности рассмотрим случай двумерного входа, т. е. $x_i \in R^2$, с двумя классами (бинарная классификация), т. е. $y_i \in (+1, -1)$ [46].

В простейшем случае, когда возможно линейное разделение между выборками данных, будет (как мы можем видеть из рисунка 4.4) бесконечное число линий разделения, которые можно провести, и, таким образом, проблема сводится к определению оптимальной линии, которая дает максимальная маржа. Чтобы решить предыдущую задачу, мы начнем с определения линии (гиперплоскости) разделения в соответствии со следующим уравнением [45, 46]:

$$w^T \cdot x_i + b = 0 \quad (4.5)$$

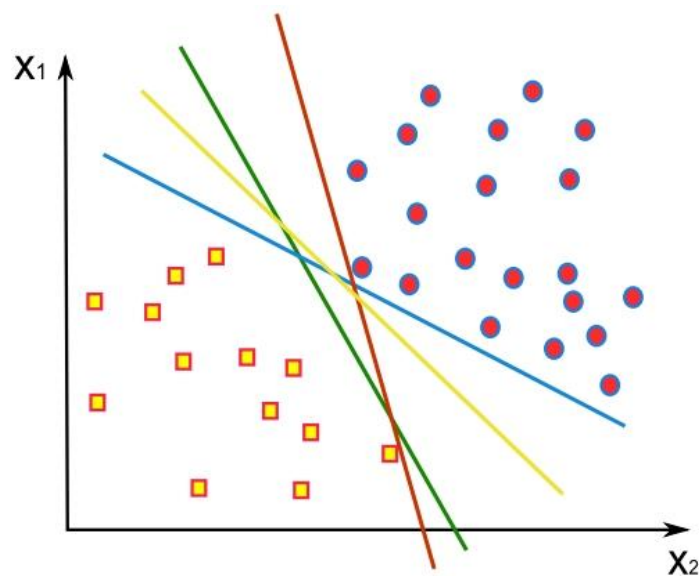


Рисунок 4.4. Возможные линии разделения (гиперплоскости) [46]

Для гиперплоскости разделения в уравнении (4.5) мы определяем, как показано на рисунке 4.5, две параллельные асимптоты H_1 и H_2 , так что все обучающие выборки лежат либо на асимптотах, либо вне их, и это может быть выражено уравнением (4.6) [45, 46].

$$\begin{aligned} w^T \cdot x_+ + b &\geq 1 \\ w^T \cdot x_- + b &\leq -1 \end{aligned} \quad (4.6)$$

Две части уравнения (4.6) можно объединить в уравнение, которое записывается следующим образом:

$$y_i(w^T \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (4.7)$$

Если входную точку (вектор) x_i поставить на одну из асимптот, то получим следующее уравнение:

$$y_i(w^T \cdot x_i + b) - 1 = 0 \quad (4.8)$$

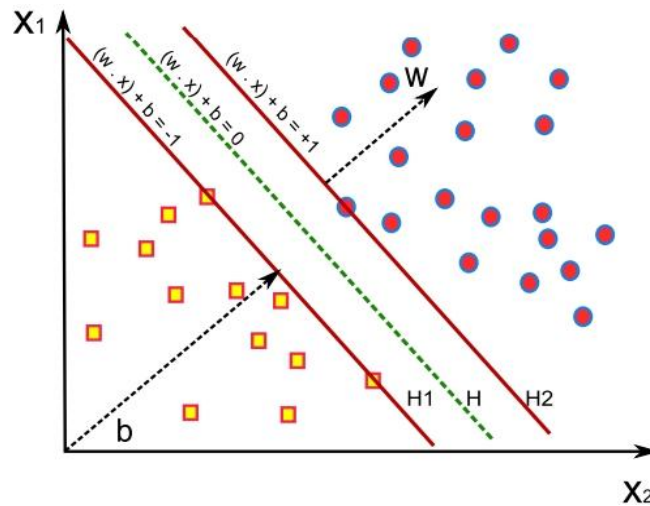


Рисунок 4.5. Оптимальная гиперплоскость и ее асимптоты [46]

Для выбора оптимальной линии решения необходимо найти максимальную ширину, образующую пространство между заданными асимптотами H1 и H2. Для двух точек, расположенных на асимптотах, мы можем написать уравнение ширины следующим образом [45, 46]:

$$margin\ width = (x_+ - x_-) \cdot \frac{w}{2||w||} \quad (4.9)$$

Из уравнения (4.8) мы можем получить значения x_+ и x_- и подставить их в уравнение (4.9), чтобы получить уравнение ширины [45, 46]:

$$margin\ width = \frac{1}{||w||} \quad (4.10)$$

Цель задачи теперь состоит в том, чтобы найти значения w , которые делают ширину в уравнении (4.10) максимально возможной, и, поскольку у нас есть задача оптимизации, мы можем переформулировать ее следующим образом [45, 46]:

$$\arg \max_{w, b} \frac{2}{\|w\|} \Rightarrow \arg \min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (4.11)$$

Предыдущая задача оптимизации подчиняется ограничениям, указанным в уравнении (4.7), поэтому для нахождения решений мы используем метод лагранжевых факторов, где полученное решение обеспечивает получение оптимальной гиперплоскости разделения для задач с линейно разделимыми данными [45, 46].

Проблема оптимизации в предыдущей части, остается актуальной для случая, когда выборки линейно разделимы, что означает, что обучающий набор данных не содержит области пересечений. Можно разделить нелинейно разделимый набор данных с помощью изогнутых границ решения, но это может быть нежелательно, когда набор данных содержит выборки шума, и поэтому лучше, чтобы границы решения пренебрегали некоторыми точками данных, а не кривыми, обернутыми вокруг выбросов. Такая граница решения называется границей мягкой маржи [45, 46].

Как мы уже объяснили, предыдущее математическое обсуждение верно только в случае линейной разделимости из-за ограничений, указанных в уравнении (4.7), которые не могут быть достигнуты в случае пересечения области данных. Чтобы найти классификатор SVM, который дает максимальную маржу и допускает некоторые ошибки, алгоритм необходимо изменить, добавив новую положительную переменную, обозначенную ζ_i , в уравнение ограничений следующим образом [45, 46]:

$$y_i(w^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (4.12)$$

Задача оптимизации в этом случае может быть переписана для задачи классификации следующим образом [45, 46, 47]:

$$\begin{aligned}
 & \arg \min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \zeta_i \\
 & \text{s. t. } y_i (w^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \\
 & \quad \zeta_i \geq 0
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

Решение задачи оптимизации в уравнении (4.12) обеспечивает требуемые гибкие границы решений. Переменная C , представленная в уравнении, играет роль баланса между шириной вокруг гиперплоскости решения и допустимой ошибкой, где увеличение значения C приведет к уменьшению количества ошибок и уменьшению ширины, но это может повредить основной функции обобщения SVM, с другой стороны, уменьшение значения C допустит больше ошибок, а ширина станет больше, что повысит обобщаемость [45, 46, 47].

В случае невозможности линейного разделения данных предыдущими методами, одним из эффективных вариантов может быть перенос данных в пространство более высокой размерности, что позволяет повысить разделимость. Даже если данные линейно разделимы, увеличение пространства измерений обеспечивает безопасное и большое разделение между выборками. Функцию, выполняющую задачу преобразования в более высокое пространство, обозначим через φ , а подставив эту функцию в задачу оптимизации, уравнения примут следующий вид [45, 46, 47]:

$$\begin{aligned}
 & \arg \min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \zeta_i \\
 & \text{s. t. } y_i (w^T \cdot \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \zeta_i \\
 & \quad \zeta_i \geq 0
 \end{aligned} \tag{4.14}$$

Функция отображения в пространство высокой размерности может принимать различные формы, и наиболее популярными из них являются функция радиального основания и функция Гаусса [45, 46, 47].

4.9. К-кратная перекрестная проверка

Перекрестная проверка — это статистическая процедура, используемая для оценки моделей машинного обучения на ограниченных невидимых данных. Процедура имеет единственный параметр, называемый k , который относится к количеству групп, на которые должна быть разбита данная выборка данных. Когда выбрано конкретное значение k , его можно использовать вместо k в названии метода, например, $k=10$ становится 10-кратной перекрестной проверкой. К-кратная перекрестная проверка является популярной и эффективной техникой, потому что ее легко применять и понимать, а также она обычно приводит к меньшей предвзятости, чем другие методы, такие как простое разделение обучения/тестирования [48].

Общая процедура выглядит следующим образом [48]:

1. Перетасовка набора данных случайным образом;
2. Разделение набора данных на k групп;
3. Для каждой уникальной группы:
 - Использование уникальной группы в качестве тестового набора данных;
 - Использование оставшихся групп в качестве набора обучающих данных;
 - Обучение модели на наборе обучающих данных и выполнение тестирования на наборе тестовых данных;
 - Сохранение оценки и удаление модели.
4. Суммирование общей производительности модели с использованием сохраненных оценок.

4.10. Метрики оценки (матрица ошибок и отчет по классификации)

Матрица ошибок — это матрица $N \times N$, используемая для оценки производительности классификатора машинного обучения, где N — количество

классов задачи. Основной подход здесь заключается в том, что количество правильных и неправильных прогнозов суммируется для каждого класса, что позволяет узнать, какие типы и количество ошибок делает модель [49, 50].

Из определения мы можем ожидать, что матрица ошибок даст гораздо больше информации о производительности моделей классификации, чем просто использование метрики точности [49, 50].

На рисунке 4.6 показана стандартная матрица ошибок с двумя классами (Positive и Negative). Мы можем ясно видеть, что матрица состоит из четырех основных показателей, которые можно определить и объяснить следующим образом [49]:

- True Positives (TP): Количество выборок, принадлежащих к классу Positive и прогнозируемых как Positive.
- True Negatives (TN): Количество выборок, принадлежащих к классу Negative и прогнозируемых как Negative.
- False Positives (FP): Количество выборок, принадлежащих к классу Negative, но спрогнозированных как Positive. Также известна как ошибка типа 1.
- False Negatives (FN): Количество выборок, принадлежащих к классу Positive, но спрогнозированных как Negative. Также известна как ошибка типа 2.

На основе элементов матрицы ошибок хорошей моделью является модель с высокими значениями TP и TN и низкими значениями FP и FN [49].

		Predicted	
		Negative (N) -	Positive (P) +
Actual	Negative -	True Negative (TN)	False Positive (FP) Type I Error
	Positive +	False Negative (FN) Type II Error	True Positive (TP)

Рисунок 4.6. Стандартная матрица ошибок [49]

Используя элементы матрицы ошибок, мы можем извлечь другие метрики, которые помогут лучше понять и проанализировать модель и ее производительность, а затем сгруппировать эти метрики вместе, чтобы сформировать так называемый отчет о классификации [49, 51].

Отчет о классификации представляет собой текстовую форму, которая используется для отображения набора показателей оценки классификации: (как стандарт) accuracy, precision, recall, F1-score (harmonic f1, macro f1, weighted f1) и значение support [49, 51, 52].

Мы определяем каждый элемент в отчете о классификации следующим образом :

- Accuracy: Метрика, которая указывает, как часто классификатор делает правильный прогноз, и задается уравнением [49]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.15)$$

- Precision: Метрика, измеряющая долю предсказанных положительных случаев, которые действительно являются реальными положительными, и задается уравнением [49, 53]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.16)$$

- Recall: Метрика, которая измеряет долю реальных положительных случаев, которые правильно спрогнозированы положительными, и задается уравнением [49, 53]:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.17)$$

- F1-Score: Метрика, которая показывает гармоническое среднее значение Precision и Recall, и задается уравнением[49]:

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4.18)$$

- Support: Количество выборок каждого класса в наборе данных[51].
- Macro-averaged F1: Среднее арифметическое (также известное как невзвешенное среднее) значений F1 для всех классов[52].
- Weighted-averaged F1: Среднее арифметическое значений F1 для всех классов с учетом значений Support [52].

5. Подготовка и обработка используемого набора данных

Для обучения наших моделей мы будем использовать набор данных ЭКГ пациентов с заболеваниями сердца и пациентов с Covid-19, опубликованный в 2021 году [16].

Этот новый и редкий набор данных содержит 1937 отдельных изображений ЭКГ, которые были собраны с помощью устройства ЭКГ «EDAN SERIES-3» под наблюдением профессоров и старших медицинских специалистов с большим опытом интерпретации ЭКГ. Процесс ручного просмотра изображений ЭКГ занял несколько месяцев, чтобы сформулировать окончательные пять отдельных категорий, которые можно использовать для разработки инструмента автоматической диагностики для медицинских учреждений [16]. Исходный набор данных содержит пять категорий, но в нашем исследовании нас в основном интересуют четыре из них: нормальные изображения ЭКГ (859 изображений), изображения ЭКГ для пациентов с Covid-19 (250 изображений), аномальные изображения ЭКГ (548 изображений) и изображения ЭКГ для пациентов с инфарктом миокарда (77 изображений).

Как упоминалось ранее в разделе 2, схема ЭКГ может варьироваться в зависимости от различных факторов, поэтому мы сохраним большинство изображений набора данных, которые следуют одной схеме, и удалим меньшинство, которые следуют другим разным схемам. Это действие предотвратит рассмотрение различий в схемах ЭКГ в качестве признаков, используемых для классификации изображений. В нашем исследовании мы используем 859 из 859 изображений для класса «Нормальная ЭКГ», 250 из 250 изображений для класса «Covid-19», 397 из 548 изображений для класса «Аномальная ЭКГ» и 37 из 77 изображений для класса «Инфаркт миокарда».

На этапе предварительной обработки мы в основном выполняем три операции обработки: сначала мы вырезаем интересующие области из изображений ЭКГ, чтобы удалить слова, фразы и пустые области, затем мы

используем метод Оцу для удаления фона и в конце мы стандартизируем размеры всех изображений в наборе данных. На рисунке 5.1 показан процесс обработки изображения.

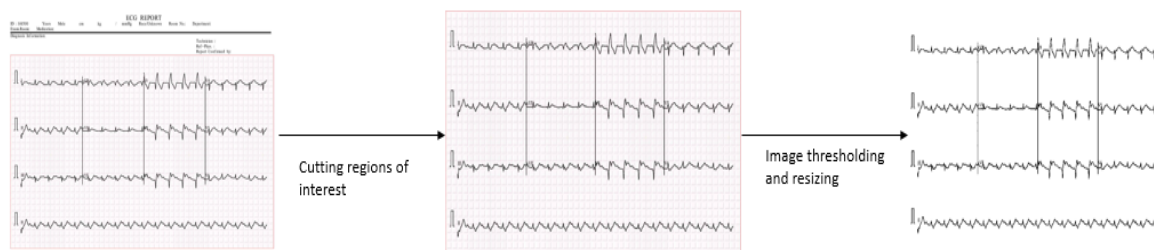


Рисунок 5.1. Обработки набора данных

После этапов обработки мы формируем подмножества обработанного набора данных в соответствии с задачами, которые хотим решить.

Для задач бинарной классификации мы формируем следующие под-наборы :

1. Набор данных «Covid-19 против Нормальной ЭКГ».
2. Набор данных «Covid-19 против NoCovid-19 (Нормальная ЭКГ + Аномальная ЭКГ + Инфаркт миокарда)».

Для задач мульти-классификации мы формируем следующие под-наборы :

3. Набор данных «Covid-19 против Нормальной ЭКГ против Других классов (Аномальная ЭКГ + Инфаркт миокарда)».
4. Набор данных «Covid-19 против Нормальной ЭКГ против Аномальной ЭКГ против Инфаркта миокарда».

Теперь наши наборы данных готовы к использованию и задачи готовы к решению!

6. Построение, обучение и тестирование предлагаемых систем

В этой части мы представим четыре эксперимента, каждый из которых включает в себя разработку системы для решения всех четырех конкретных задач, обучение этой системы, ее тестирование и обсуждение результатов.

6.1. Первый эксперимент

Предлагаемая система в первом эксперименте состоит из трех шагов, которые работают последовательно следующим образом:

- Извлечение признаков из обработанных изображений с использованием предварительно обученной модели VGG-16, в которой мы зафиксировали веса модели и удалили исходную нейронную сеть (FCN);
- Применение уменьшения размерности с помощью PCA для преобразования огромного пространства признаков (146432 признака) в маленькое пространство (9 признаков);
- Выполнение классификации с использованием SVC с настройкой коэффициента регуляризации на 30 и функции ядра на радиальную базовую функцию.

На рисунке. 6.1 показана схема системы первого эксперимента :

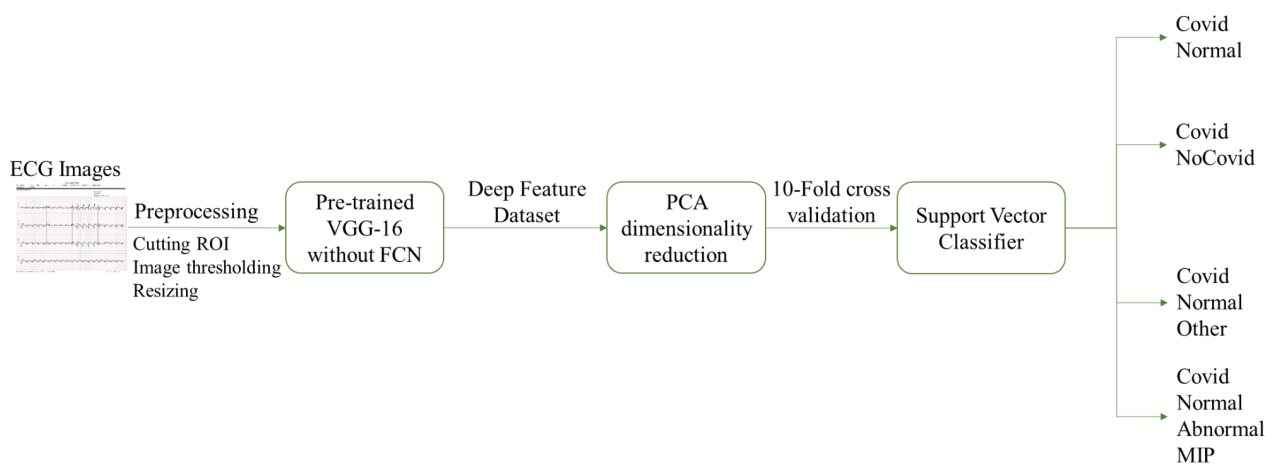


Рисунок 6.1. Схема системы первого эксперимента

Мы использовали 10-кратную перекрестную проверку для обучения и тестирования нашей системы, и после тестирования, как правило, нам необходимо переобучить последний классификатор на всех выборках в наборе данных, прежде чем запускать систему в реальное использование.

На рисунке 6.2 показана обученная, готовая к использованию система:

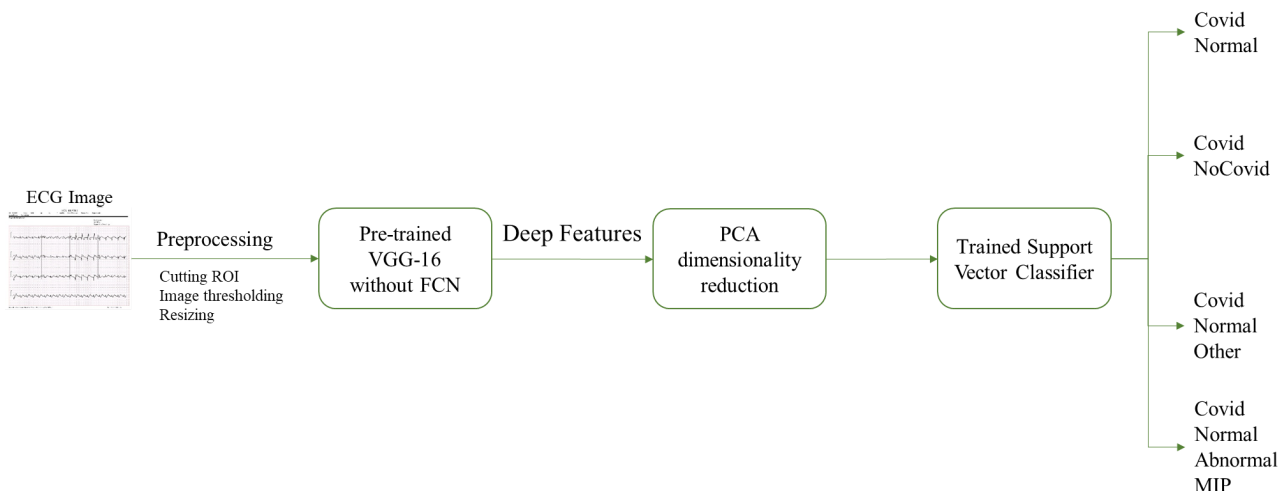
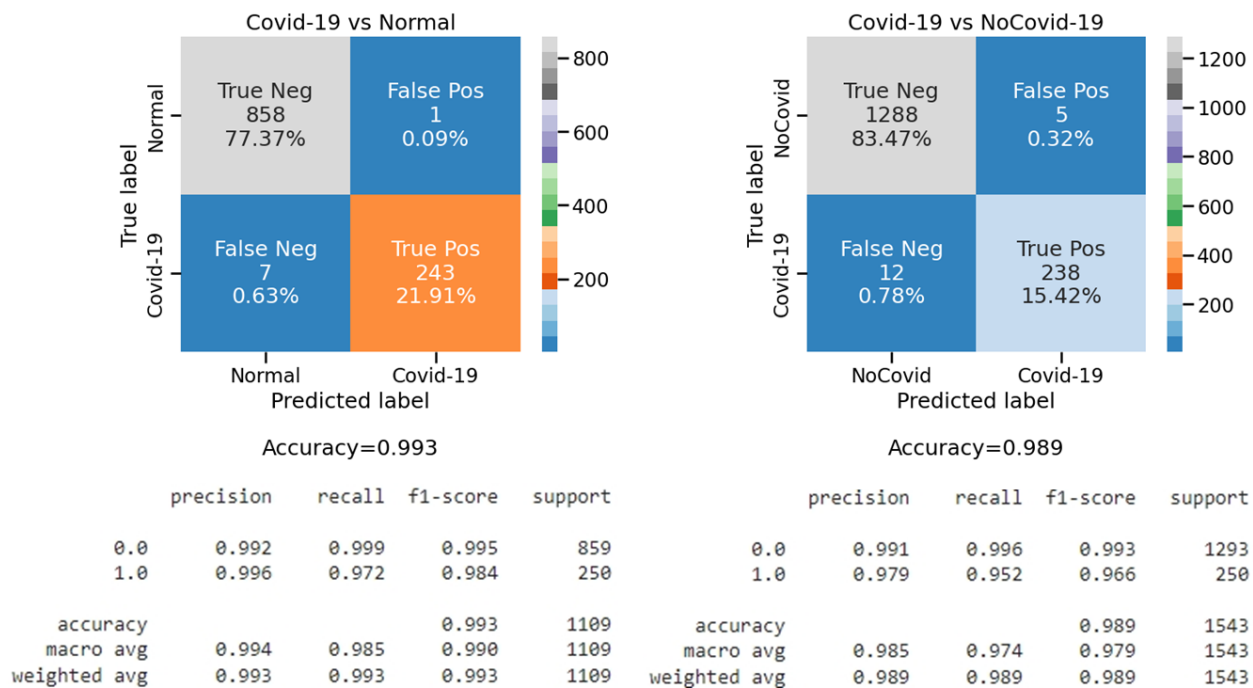


Рисунок 6.2. Обученная, готовая к использованию система первого эксперимента

Теперь мы показываем на рисунке 6.3 производительность системы первого эксперимента, распечатав матрицу ошибок и отчет о классификации для каждой задачи.



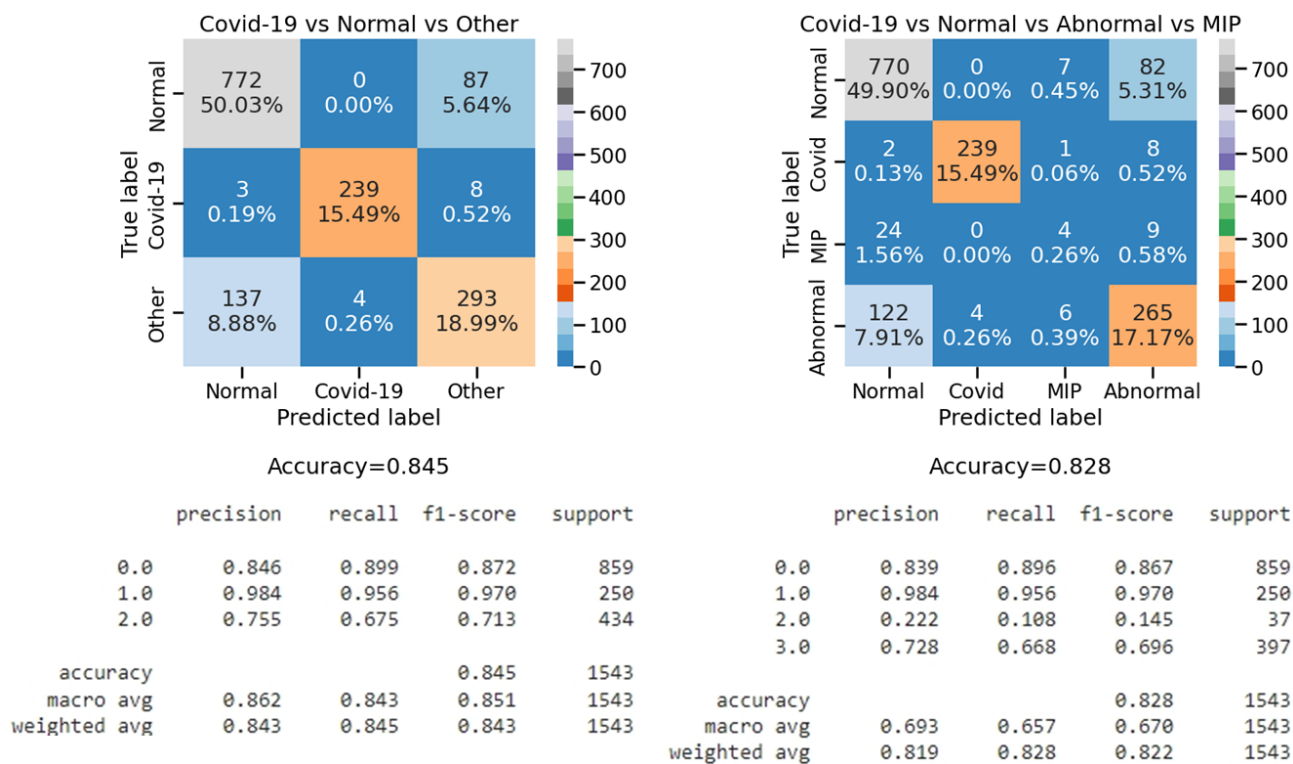


Рисунок 6.3. Матрицы ошибок и классификационные отчеты для системы первого эксперимента

На основании полученных результатов мы можем сделать следующие выводы:

- Разработанная система в этом эксперименте показала высокие значения как точности, так и f1 для задач бинарной классификации.
- Разработанная система показала средние значения как точности, так и f1 для задачи с тремя классами.
- Разработанная система показала среднее значение точности и низкое значение f1 для задачи с четырьмя классами, где большой разрыв между значением точности и значением f1 свидетельствует о значительной слабости в распознавании одного или нескольких классов.

6.2. Второй эксперимент

Система во втором эксперименте будет разработана для улучшения значений точности и f1 всех задач, особенно для задач мульти-классификации, в

дополнение к улучшению способности системы распознавать разные классы с одинаковой степенью эффективности.

Новая система имеет только одно отличие от предыдущей, поэтому она будет состоять из следующих четырех последовательных операций:

- Извлечение признаков с использованием предварительно обученной модели VGG-16 (веса фиксированы, а FCN удалена);
- Аугментация выборок в пространстве признаков с помощью SMOTE ($k_neighbors=5$);
- Уменьшение размерности пространства признаков с помощью PCA (с 146432 до 9 признаков);
- Выполнение классификации с использованием SVC ($C=30$, $Kernel=RBF$).

На рисунке 6.4 представлена схема системы второго эксперимента:

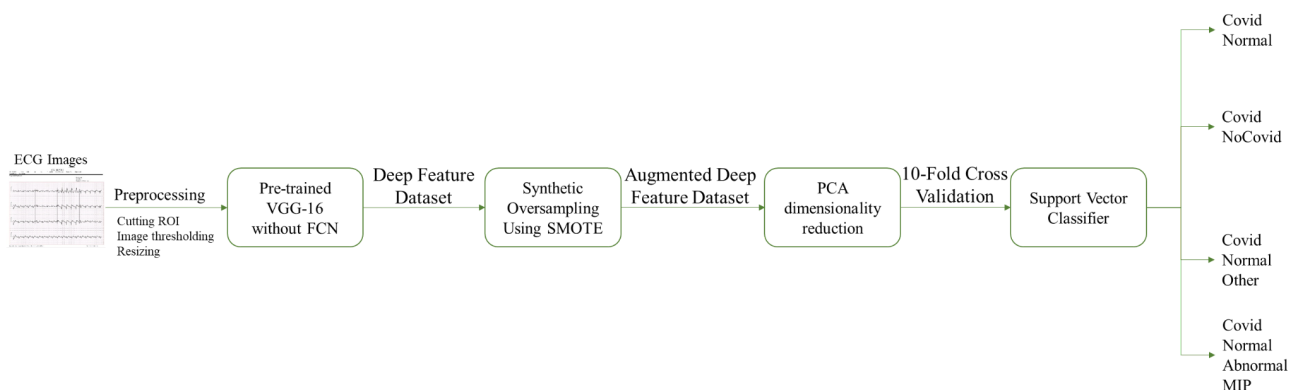


Рисунок 6.4. Схема системы второго эксперимента

Мы использовали 10-кратную перекрестную проверку для обучения и тестирования нашей системы, и после тестирования мы переобучаем последний классификатор на всех выборках в аугментированном наборе данных, а затем удаляем шаг аугментации, чтобы получить окончательную обученную, готовую к использованию систему, показанную на рисунке 6.2.

Теперь мы показываем на рисунке 6.5 Производительность системы во втором эксперименте, распечатывая матрицу ошибок и отчет о классификации для каждой задачи.

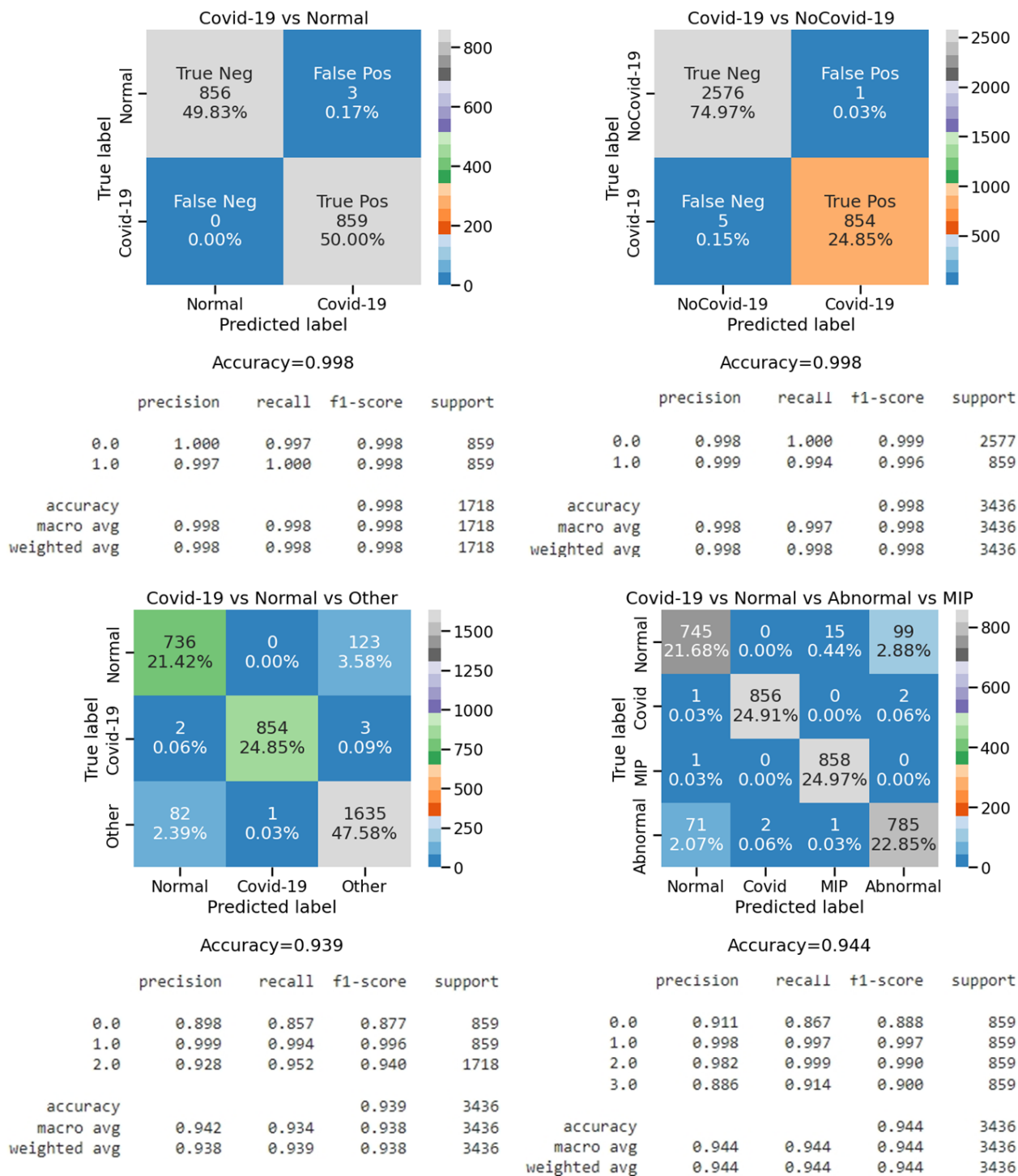


Рисунок 6.5. Матрицы ошибок и классификационные отчеты для системы второго эксперимента

Анализируя результаты предыдущего процесса тестирования, мы можем записать следующие комментарии:

- Система этого эксперимента показывает улучшение значений точности и $f1$ для всех задач, особенно для задач мульти-классификации, где точность в задаче с четырьмя классами увеличилась примерно на 12 процентов.
- Результаты тестирования показали отсутствие разрывов между значениями точности и значениями $f1$, что означает, что система способна распознавать все классы с одинаковой степенью эффективности без слабости в классификации конкретных классов, как в системе первого эксперимента.
- В задачах мульти-классификации видно, что есть еще много возможностей для повышения производительности, и этого, вероятно, можно было бы достичь путем внесения новых модификаций в схему системы.

6.3. Третий эксперимент

Основной целью третьего эксперимента является разработка новой системы, способной повысить точность распознавания для задач мульти-классификации. Независимо от цели разработки системы этого эксперимента, она также будет протестирована для задач бинарной классификации.

В отличие от предыдущих экспериментов, система в третьем эксперименте состоит из двух ветвей, которые работают над извлечением различных признаков из изображений, чтобы потом их интегрировать и передать используемому алгоритму машинного обучения, и это делается в соответствии со следующими шагами:

- Операции в первой ветви системы:

- Извлечение признаков с использованием предварительно обученной модели VGG-16 (веса фиксированы, а FCN удалена);
- Аугментация выборок в пространстве признаков с помощью SMOTE (k_neighbors=5);
- Уменьшение размерности пространства признаков (с 146432 до 9 признаков).
- Операции во второй ветви системы:
 - Извлечение признаков из обработанных изображений с использованием дескриптора признаков гистограммы ориентированного градиента (или техники HOG), в котором мы устанавливаем количество бинов гистограммы для каждой ячейки равным 9, количество пикселей в каждой ячейке равно 25 (матрица 5 на 5), и каждая ячейка будет рассматриваться как отдельный блок;
 - Аугментация выборок в пространстве признаков с помощью SMOTE (k_neighbors=5);
 - Уменьшение размерности пространства признаков (с 114318 до 9 признаков).
- Интеграция признака путем горизонтальной конкатенации по оси x;
- Выполнение классификации с использованием SVC (C=30, Kernel=RBF).

На рисунке. 6.6 показана схема системы третьего эксперимента:

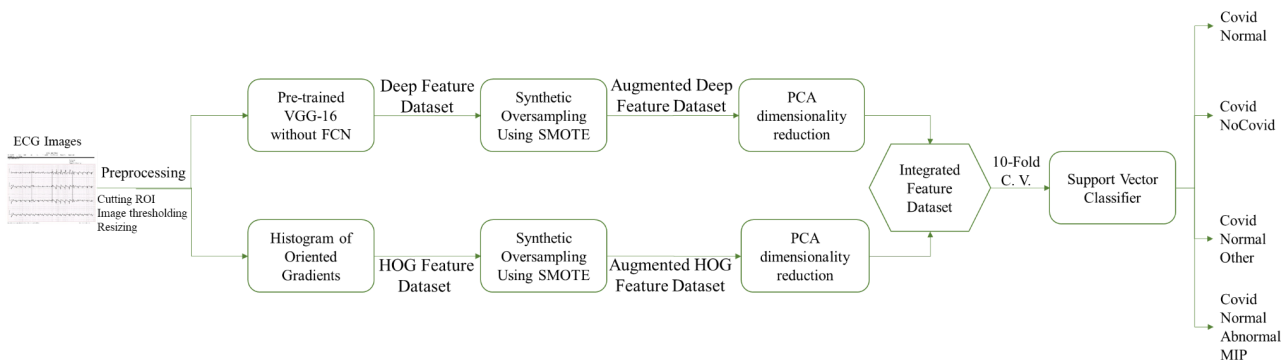


Рисунок 6.6. Схема системы третьего эксперимента

Как и в предыдущих экспериментах, здесь мы также использовали 10-кратную перекрестную проверку для обучения и тестирования нашей системы, а после тестирования мы переобучаем последний классификатор на всех выборках в интегрированном наборе данных, а затем удаляем шаг аугментации, чтобы получить окончательную обученную, готовую к использованию систему, показанную на рисунке 6.7.

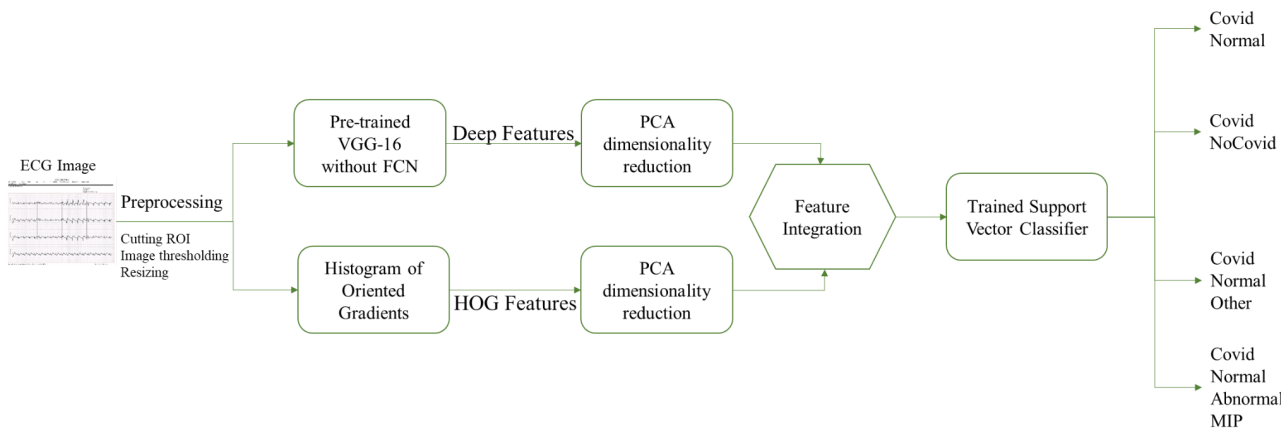


Рисунок 6.7. Обученная, готовая к использованию система третьего эксперимента

Для анализа производительности системы в третьем эксперименте мы представляем на рисунке 6.8 матрицу ошибок и отчет о классификации для каждой задачи.

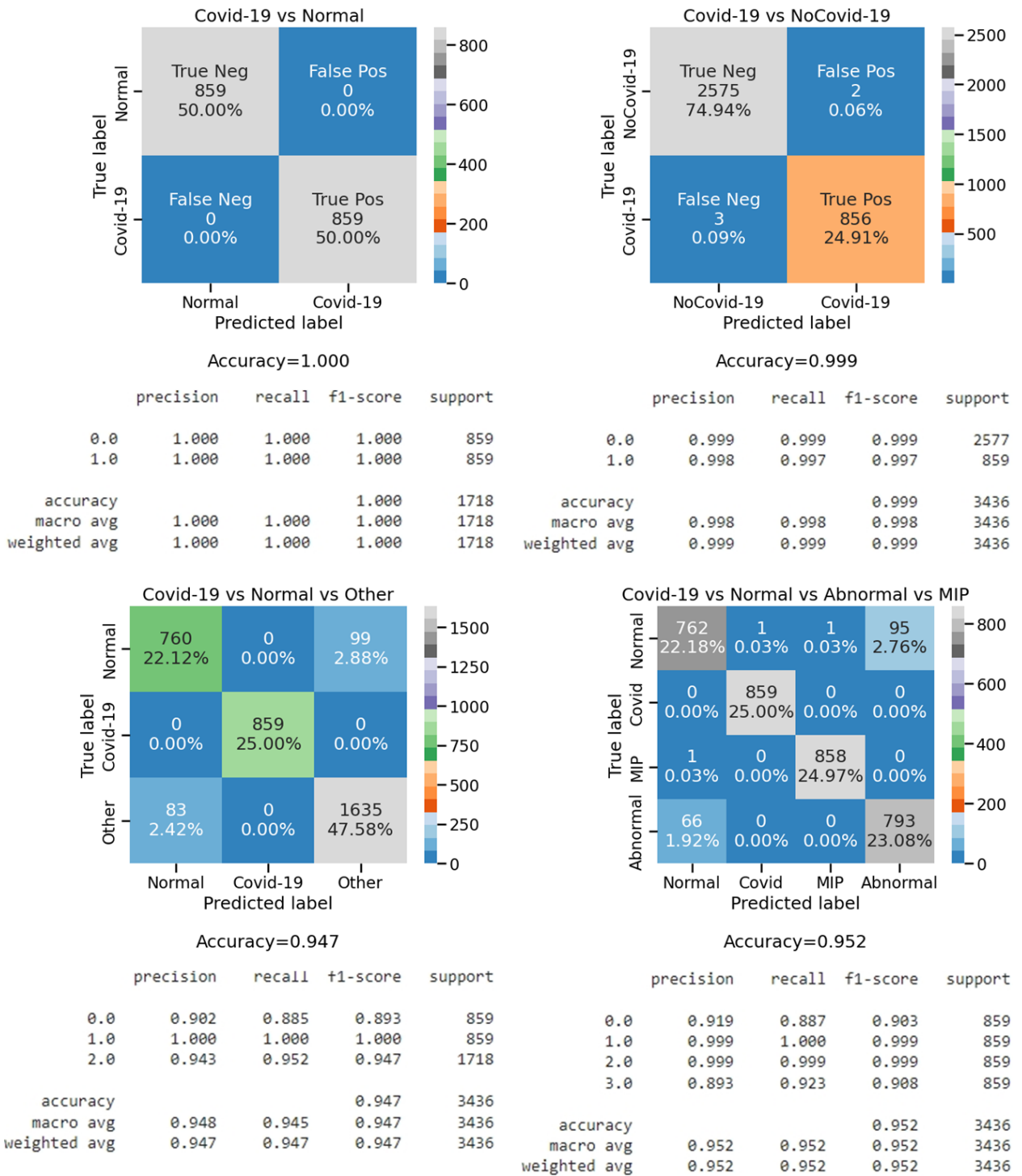


Рисунок 6.8. Матрицы ошибок и классификационные отчеты для системы третьего эксперимента

На основании результатов тестирования, представленных на рисунке 6.8, мы можем сделать следующие выводы:

- Разработанная система в третьем эксперименте показала незначительное улучшение производительности по всем задачам, так как наибольшее значение улучшения не превышало 1 процента.
- Повышение производительности, добавленное новой системой, было намного ниже цели и ожиданий, и нам все еще необходимо внести изменения в разработку, чтобы повысить точность распознавания в задачах мульти-классификации.

6.4. Четвертый эксперимент

Разработанная система в этом эксперименте, как и в предыдущем эксперименте, направлена на улучшение производительности задач мульти-классификации, чтобы точность была максимально приближена к идеальному условию.

Система четвертого эксперимента состоит из пяти элементов, которые работают последовательно следующим образом:

- Извлечение признаков с использованием предварительно обученной модели VGG-16 (веса фиксированы, а FCN удалена);
- Аугментация выборок в пространстве признаков с помощью SMOTE ($k_neighbors=5$);
- Удаление Зашумленных выборок с использованием алгоритма ENN ($k_neighbors=3$);
- Уменьшение размерности пространства признаков (с 146432 до 9 признаков);
- Выполнение классификации с использованием SVC ($C=30$, $Kernel=RBF$).

На рисунке 6.9 показана схема системы четвертого эксперимента:

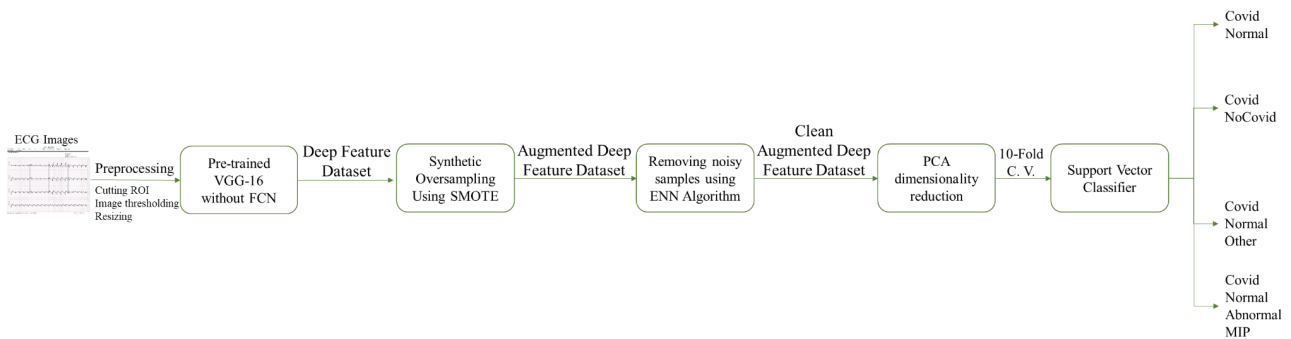
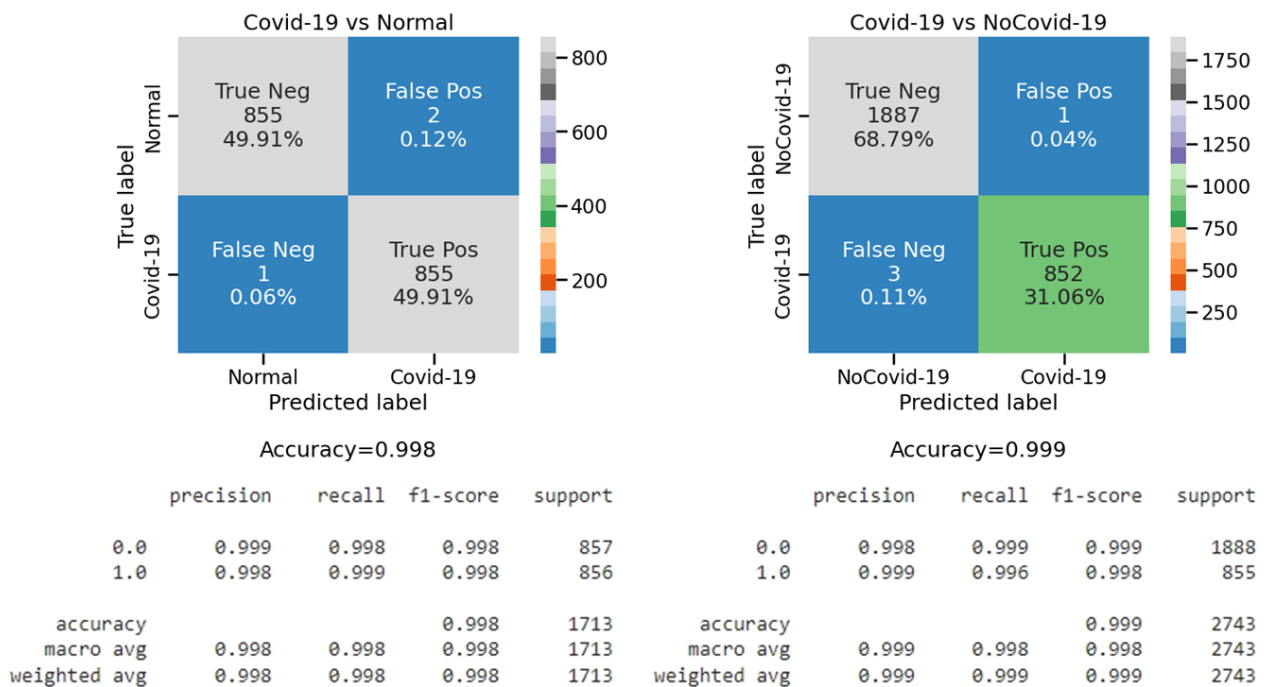


Рисунок 6.9. Схема системы четвертого эксперимента

Мы использовали 10-кратную перекрестную проверку для обучения и тестирования нашей системы, а после тестирования мы переобучаем последний классификатор на всех выборках в чистом аугментированном наборе данных, а затем удаляем этап аугментации и этап очистки данных, чтобы получить окончательную обученную, готовую к использованию систему, показанную на рисунке 6.2.

Мы показываем результаты тестирования системы в виде матриц ошибок и отчетов о классификации, представленных на рисунке 6.10.



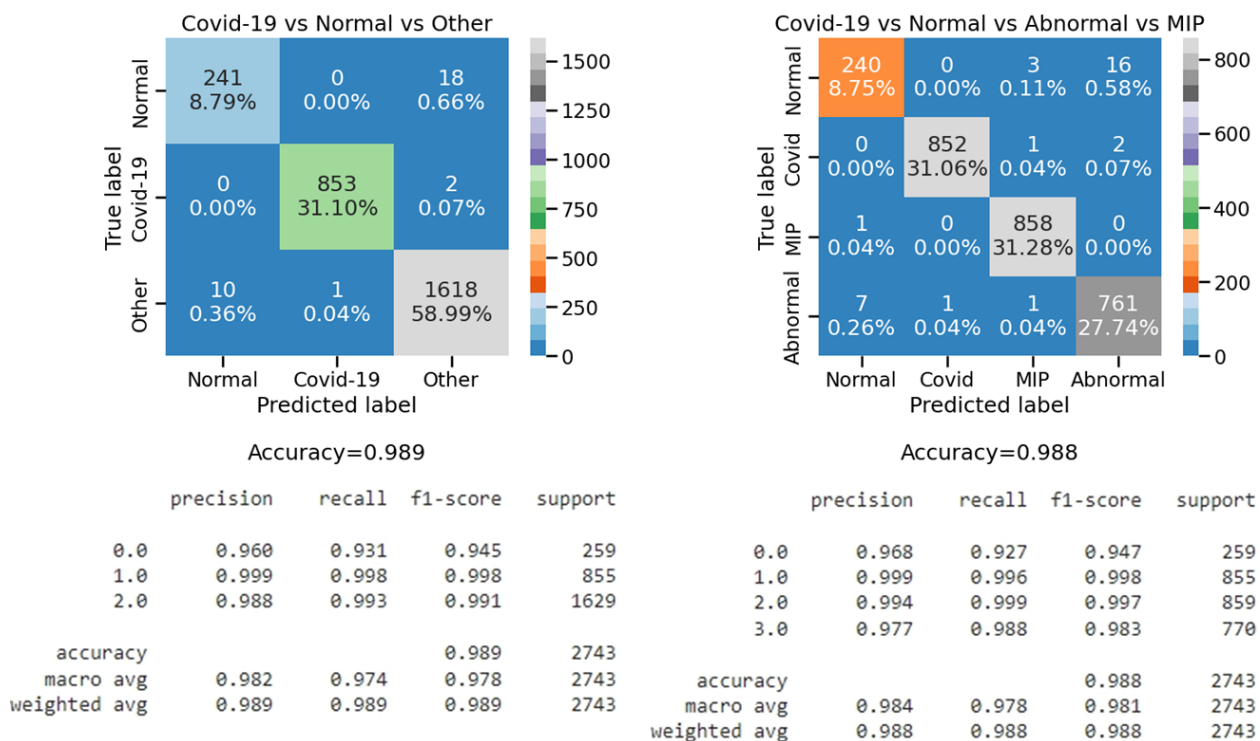


Рисунок 6.10. Матрицы ошибок и классификационные отчеты для системы четвертого эксперимента

На основании результатов тестирования, представленных на рисунке 6.10, можно отметить, что система четвертого эксперимента имеет очень высокую точность для всех задач и всех категорий без каких-либо недостатков, обнаруженных в системах в предыдущих трех экспериментах.

7. Обсуждение результатов и сравнительный анализ

Чтобы понять эффективность систем, разработанных в предыдущих четырех экспериментах, мы показываем в таблице 7.1 Сравнение производительности системы в экспериментах с моделями, разработанными в опубликованных научных статьях, которые обсуждались ранее в разделе 3.

Таблица 7.1. Сравнение моделей, разработанных для решения задачи исследования.

		Task 1 Covid vs. Normal	Task 2 Covid vs. NoCovid	Task 3 Covid vs. Normal vs. Other	Task 4 Covid vs. Normal vs. Abnormal vs. MIP
Accuracy of:	Ozdemir et al.	96.2	93.0	–	–
	Attallah et al.	98.8	–	91.73	–
	Nguyen et al.	98.42	98.5	–	85.51
	Attallah et al. (2)	98.2	–	91.6	–
	Rahman et al.	99.1	–	97.36	–
	Irmak et al.	98.75	–	–	83.05
	1 st System	99.3	98.9	84.5	82.8
	2 nd System	99.8	99.8	93.9	94.4
	3 rd System	100	99.9	94.7	95.2
	4 th System	99.8	99.9	98.9	98.8

Из предыдущей таблицы видно, что система в четвертом эксперименте имеет очень высокую точность, близкую к идеальному состоянию для всех задач, поэтому мы можем принять систему этого эксперимента как лучшего кандидата для практического использования в реальной жизни без необходимости внести дополнительные изменения в компоненты системы.

В дополнение к предыдущему основному результату нашего исследования и на основе обучения и тестирования систем, разработанных в экспериментах,

мы пришли к следующим выводам, которые можно использовать и применять в качестве потенциальных способов повышения эффективности и точности моделей машинного обучения:

- Аугментация данных изображений в пространстве признаков может быть более эффективной для повышения точности моделей машинного обучения, чем аугментация в пространстве входов.
- Удаление выбросов, присутствующих в исходном наборе данных или созданных как побочный эффект в процессе Аугментации, может значительно повысить точность моделей машинного обучения.
- Поддержка глубоких признаков, извлеченных из изображений, путем их интеграции с признаками, извлеченными с помощью других методов, таких как HOG, вероятно, может повысить точность моделей машинного обучения.

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

Студенту:

Группа	ФИО
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад

Школа	ИШИТР	Отделение школы (НОЦ)	ОИТ
Уровень образования	магистратура	Направление/специальность	09.04.01. Информационные системы и технологии

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

<i>1. Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	Стоимость ресурсов определялась по средней рыночной стоимости, в соответствии с окладами сотрудников организации.
<i>2. Нормы и нормативы расходования ресурсов</i>	Тариф электроэнергии 411,18 руб. за 1 месяц, Коэффициенты для расчета заработной платы: премиальный – 0.3, районный – 1.3
<i>3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	Коэффициент отчислений во внебюджетные фонды – 30 %

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке :

<i>1. Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ</i>	Определить целевой рынок и провести его сегментирование. Выполнить SWOT-анализ проекта
<i>2. Разработка устава научно-технического проекта</i>	Представить Устав научного проекта магистерской работы
<i>3. Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок</i>	Разработать план управления НТИ
<i>4. Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности</i>	Рассчитать сравнительную эффективность исследования

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

<ol style="list-style-type: none"> 1. Оценка конкурентоспособности технических решений 2. Матрица SWOT 3. График проведения и бюджет НТИ 4. Оценка ресурсной, финансовой и экономической эффективности НТИ 	
--	--

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	01.03.2023 г.
--	---------------

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН, ШБИП	Былкова Татьяна Васильевна	канд.экон.наук		01.03.2023 г.

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад		01.03.2023 г.

8. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Введение

Целью данной работы является разработка системы глубокого обучения для диагностики инфекции Covid-19 с помощью электрокардиограмм.

Целью раздела является определение перспективности и успешности научно-исследовательского проекта, разработка механизма управления и сопровождения конкретных проектных решений на этапе реализации.

Данный раздел, предусматривает рассмотрение следующих задач:

- Разработка общей экономической идеи проекта, формирование концепции проекта;
- Организация работ по научно-исследовательскому проекту;
- Определение возможных альтернатив проведения научных исследований;
- Планирование научно-исследовательских работ;
- Оценки коммерческого потенциала и перспективности проведения научных исследований с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения;
- Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой, бюджетной, социальной и экономической эффективности исследования.

8.1. Предпроектный анализ

8.1.1. Потенциальные потребители результатов исследования

Представленная работа направлена на разработку системы глубокого обучения для выявления инфекции COVID-19 с помощью электрокардиограмм, которая позволит владельцу проводить точную, быструю, безопасную и недорогую диагностику, что сэкономит время и затраты для конечного пользователя в организации владельца.

Исходя из преимуществ, которые может предложить разработанная система, можно судить о круге людей, которые, вероятно, будут заинтересованы в разработке. Целевым рынком для текущей версии системы являются организации, которые стремятся предоставить возможность диагностировать Covid-19 в режиме реального времени и с очень высокой точностью. Мы можем сегментировать рынок услуг в соответствии с типом системных преимуществ, в которых в первую очередь заинтересована организация. Результат сегментации показан в таблице 8.1.

В роли заказчика системы могут выступать крупные и ограниченные государственные и частные учреждения. Например, в сфере здравоохранения это могут быть больницы, медицинские центры, поликлиники и диагностические лаборатории, которым необходимо знать правильный диагноз для обеспечения соответствующего лечения, в транспортной сфере – аэропорты, позволяющие перевозить путешественников, не зараженных Covid-19, в сфере образования - университеты, которые разрешают проживать в университетских корпусах только студентам и посетителям, у которых подтверждена безопасность от Covid-19.

Таблица 8.1. Карта сегментирования рынка разработки

		Тип преимущества			
		Точность	Скорость	Безопасность	Стоимость
<i>О т р а с л ь</i>	здравоохранение				
	Транспорт				
	Образование				

Фирма А – ; Фирма Б – ; Фирма В – ;

8.1.2. Анализ конкурентных технических решений с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения

Сравнение разработанной системы с доступными конкурентными решениями позволит нам узнать слабые места, которые необходимо устранить, чтобы обеспечить способность конечного продукта конкурировать с аналогами.

Данная выпускная квалификационная работа направлена на разработку системы глубокого обучения на основе электрокардиограмм для диагностики Covid-19, поэтому в рамках конкурсных технических решений разработанная система будет сравниваться с используемыми в настоящее время на рынке методами выявления инфекции Covid-19, которые в основном это ПЦР-исследование и рентгенография органов грудной клетки (X-ray и КТ-сканирование).

В таблице 8.2 представлено сравнение разработанной системы с ее ближайшими аналогами.

Таблица 8.2. Таблица сравнения разработанной системы и ее аналогов

Критерий оценки	Разработанная система	Рентгенография	ПЦР
Точность диагностики	Высокая точность	- Различные клинические результаты - Высокая точность при использовании ИИ	Высокая точность
Скорость диагностической процедуры	Процедура диагностики быстрая: требуется всего несколько минут	Процедура диагностики быстрая: требуется всего несколько минут	Процедура диагностики медленная: требуется от нескольких часов до нескольких дней.
Безопасность использования	Высокая безопасность	Небезопасный метод (есть	Высокая безопасность

		ограничения к применению этого метода у беременных и больных с заболеваниями печени и почек, астмой, сосудами и др.)	
Стоимость оборудования	Средняя стоимость	Очень высокая стоимость	Высокая стоимость
Стоимость диагностики	низкая стоимость От 890 до 1790 руб. с сайта invitro.ru	Средняя и высокая стоимость - Рентген: 2440 руб. - КТ: 5490 руб. с сайта invitro.ru	Средняя и высокая стоимость - Экспресс-тест: 2440 руб. - Обычный тест: 5490 руб. с сайта invitro.ru

На основании Таблицы 2 будет построена оценочная карта в Таблице 3, с помощью которой мы сможем оценить эффективность разработанной системы по сравнению с конкурентными решениями.

Таблица 8.3. Оценочная карта для сравнения конкурентных технических решений

Критерий оценки	Вес критерия	Баллы			Конкурентоспособность		
		Б _{ИСП}	Б _{КОН1}	Б _{КОН2}	К _{ИСП}	К _{КОН1}	К _{КОН2}
Технические критерии оценки ресурсоэффективности							
Точность диагностики	0,2	5	5	5	1	1	1
Скорость диагностической процедуры	0,2	5	5	2	1	1	0,4

Безопасность использования	0,2	5	1	5	1	0,2	1,6
Экономические критерии оценки эффективности							
Стоимость оборудования	0,2	4	2	3	0,8	0,4	0,6
Стоимость диагностики	0,2	5	4	4	1	0,8	0,8
Итого	1				4,8	3,4	4,4

На основании предыдущего анализа можно сделать вывод, что разработанная система способна превзойти (технически и экономически) методы, доступные в настоящее время на рынке.

8.1.3. SWOT–анализ

SWOT-анализ - это метод стратегического планирования, направленный на изучение и анализ внутренних и внешних факторов в проекте. Этот анализ начинается с определения существующих сильных и слабых сторон, потенциальных возможностей и угроз, как показано в таблице 8.4.

Таблица 8.4. Факторы внешней и внутренней среды

<p>Возможности:</p> <p>В1. Расширение системы с целью повышения ее способности выявлять более широкий спектр заболеваний</p> <p>В2. Привлечение клиентов из большого количества отраслей за счет качественного продвижения конечного продукта</p>	<p>Угрозы:</p> <p>У1. Отсутствие интереса к проекту или отсутствие рыночного спроса на конечный продукт</p> <p>У2. Появление аналогов разработанной системы</p> <p>У3. Оборудование ЭКГ, доступное в учреждениях, которые будут использовать продукт, может давать изображения ЭКГ, не</p>	<p>Сильные стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>С1. Простота модификации, переобучения и повторного тестирования разработанной системы</p> <p>С2. Точность разработанной системы близка к идеальному состоянию</p> <p>С3. Возможность разработанной системы быстро</p>	<p>Слабые стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>Сл1. Разработанная система ограничена использованием одной формы изображений ЭКГ.</p> <p>Сл2. Потребность в вычислительных ресурсах от средней до высокой производительности</p> <p>Сл3. Потребность в специалисте, способном собирать входные данные на этапе конечного</p>
---	--	---	--

	соответствующие тем, на которых система была обучена. У4. Вычислительное оборудование, доступное в организациях, которые будут использовать продукт, может не подходить для запуска разработанной системы. У5. Возможна нехватка специалистов, необходимых для сбора входных данных (оператор аппарата ЭКГ)	диагностировать заболевания С4. Высокая безопасность и отсутствие опасности для конечных пользователей С5. Очень низкая стоимость использования конечного продукта	использования (оператор аппарата ЭКГ)
--	---	--	---------------------------------------

Следующим шагом является построение интерактивной матрицы, которая поможет понять взаимосвязь между элементами SWOT-анализа (таблица 8.4).

Таблица 8.5. Интерактивная матрица проекта

		Сильные стороны					Слабые стороны		
		С1	С2	С3	С4	С5	Сл1	Сл2	Сл3
Возможности	В1	+	0	+	+	+	+	-	-
	В2	+	+	+	+	+	+	+	+
Угрозы	У1	+	+	+	+	+	+	+	+
	У2	+	+	+	+	+	-	-	-
	У3	-	-	-	-	-	+	-	-
	У4	-	-	-	-	-	-	+	-
	У5	-	-	-	-	-	-	-	+

На заключительном этапе будет построена матрица SWOT на основе сбора всех предыдущих элементов с анализом взаимосвязи между ними и тем, как правильно реагировать.

Таблица 8.6. Итоговая матрица SWOT

	<p>Сильные стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>С1. Простота модификации, переобучения и повторного тестирования разработанной системы</p> <p>С2. Точность разработанной системы близка к идеальному состоянию</p> <p>С3. Возможность разработанной системы быстро диагностировать заболевания</p> <p>С4. Высокая безопасность и отсутствие опасности для конечных пользователей</p> <p>С5. Очень низкая стоимость использования конечного продукта</p>	<p>Слабые стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>Сл1. Разработанная система ограничена использованием одной формы изображений ЭКГ.</p> <p>Сл2. Потребность в вычислительных ресурсах от средней до высокой производительности</p> <p>Сл3. Потребность в специалисте, способном собирать входные данные на этапе конечного использования (оператор аппарата ЭКГ)</p>
<p>Возможности:</p> <p>В1. Расширение системы с целью повышения ее способности выявлять более широкий спектр заболеваний</p> <p>В2. Привлечение клиентов из большого</p>	<p>В1В2С1С3С4С5.</p> <p>Простота модификации, переобучения и повторного тестирования системы позволит расширить ее для диагностики широкого спектра</p>	<p>В1Сл1. Для расширения функциональности системы данные добавляемых новых классов должны быть по той же схеме, что и те, которые изначально были включены в набор</p>

<p>количества отраслей за счет качественного продвижения конечного продукта</p>	<p>заболеваний без ущерба для преимуществ скорости, безопасности и стоимости, что, естественно, может привести к привлечению большего количества потенциальных инвесторов. В2С1С2С3С4С5. Преимущества разработанной системы и ее хорошая раскрутка могут стать решающим фактором в привлечении инвесторов.</p>	<p>обучающих и тестовых данных. В2Сл1Сл2Сл3. Приверженность одному типу изображения ЭКГ с потребностью в определенных технических и человеческих ресурсах может вызвать у целевого инвестора колебания.</p>
<p>Угрозы: У1. Отсутствие интереса к проекту или отсутствие рыночного спроса на конечный продукт У2. Появление аналогов разработанной системы У3. Оборудование ЭКГ, доступное в учреждениях, которые будут использовать продукт, может давать изображения ЭКГ, не соответствующие тем, на которых система была обучена. У4. Вычислительное оборудование, доступное в организациях, которые будут использовать продукт, может не подходить для запуска разработанной системы.</p>	<p>У1У2С1С2С3С4С5. Функции и особенности системы, важность которых нельзя игнорировать, могут сделать опасения по поводу отсутствия интереса к продукту и появления конкурентов на рынке маловероятными.</p>	<p>У1У3Сл1. Ограничение системы определенным типом изображения ЭКГ заставит компании и учреждения использовать определенные типы устройств ЭКГ. У1У4Сл2. Потребность в вычислительных ресурсах средней и высокой мощности может подтолкнуть организации к обновлению оборудования. У1У5Сл3. Процесс получения входных данных от конечных потребителей заставит компании и учреждения нанимать соответствующих специалистов для</p>

У5. Возможна нехватка специалистов, необходимых для сбора входных данных (оператор аппарата ЭКГ)		эксплуатации системы на этапе конечного использования (оператор устройства ЭКГ).
--	--	--

8.1.4. Оценка готовности проекта к коммерциализации

Необходимо провести тщательный анализ степени проработанности проекта для оценки его готовности к маркетингу в качестве конечного продукта (таблице 8.7).

Таблица 8.7. Бланк оценки степени готовности научного проекта коммерциализации

№ п/п	Наименование	Степень проработанности научного проекта	Уровень имеющихся знаний у разработчика
1	Определен имеющийся научно-технический задел	4	4
2	Определены перспективные направления коммерциализации научно-технического задела	2	2
3	Определены отрасли и технологии (товары и услуги) для предложения на рынке	4	4
4	Определена товарная форма научно-технического задела для представления на рынок	4	4
5	Определены авторы и осуществлена охрана их прав	3	3
6	Проведена оценка стоимости интеллектуальной собственности	1	1
7	Проведены маркетинговые исследования рынка сбыта	2	1

8	Разработан бизнес-план коммерциализации научной разработки	1	1
9	Определены пути продвижения научной разработки на рынок	2	2
10	Разработана стратегия (форма) реализации научной разработки	4	4
11	Проработаны вопросы международного сотрудничества и выхода на зарубежный рынок	1	1
12	Проработаны вопросы использования услуг инфраструктуры поддержки, получения льгот	1	1
13	Проработаны вопросы финансирования коммерциализации научной разработки	1	1
14	Имеется команда для коммерциализации научной разработки	3	3
15	Проработан механизм реализации научного проекта	2	2
	Итого баллов	35	34

Из предыдущей таблицы можно отметить слабую проработанность научного проекта и слабый уровень знаний разработчика с точки зрения маркетинга, поэтому разработанная система не готова к выходу на рынок в качестве конечного продукта.

8.1.5. Методы коммерциализации результатов научно-технического исследования.

Задачей данного раздела магистерской работы является выбор способа коммерциализации объекта исследования, которым является разработанная диагностическая система. Поскольку диссертация носит скорее исследовательский, чем коммерческий характер, существует множество маркетинговых вариантов, которые можно использовать.

К числу подходящих методов маркетинга объекта исследования относится метод передачи ноу-хау, посредством которого конкретной стороне предоставляется возможность ввести в реальное использование разработанную систему в качестве конечного продукта, что позволяет узнать, в какой степени рынок принимает продукт без каких-либо коммерческих уступок.

Инжиниринг может быть хорошим способом продвижения продукта на рынок путем заключения контракта с организацией, что позволит разработчикам системы (здесь студент) участвовать в качестве основной стороны во всех технологических процессах, необходимых для реализации, чтобы довести продукт до конечного использования.

8.2. Инициация проекта

Представим Устав проекта магистерской работы:

8.2.1. Цели и результат проекта

Во-первых, мы перечисляем потенциальных сторон, заинтересованных в проекте в Таблице 8.8.

Таблица 8.8. Потенциально заинтересованные стороны проекта

Заинтересованные стороны проекта	Ожидания заинтересованных сторон
Конечный пользователь	Получения диагноза

Организация-заказчик	Проведение диагностики для клиентов максимально быстро и точно, с минимальными затратами
Студент	Выполненная выпускная квалификационная работа
Научный руководитель	Выполненная студентом выпускная квалификационная работа

Цели и результаты проекта представлены в таблице 8.9.

Таблица 8.9. Цели и результат проекта

Цели проекта:	<ul style="list-style-type: none"> ● Сформулировать задачи проекта в соответствии с ожидаемой потребностью рынка. ● Разработать прототип системы для решения поставленных задач ● Произвести тестирование прототипа системы
Ожидаемые результаты проекта:	<ul style="list-style-type: none"> ● Успешно разработанная и протестированная система ● Сдана выпускная квалификационная работа
Критерии приемки проекта:	<ul style="list-style-type: none"> ● Успешное тестирование способности системы решать поставленные задачи.

8.2.2. Организационная структура проекта.

Организационная структура проекта представлена в таблице 9.

Таблица 8.10. Рабочая группа проекта

№	ФИО, основное место работы, должность	Роль в проекте	Функции	Трудозатраты, дни.
---	---------------------------------------	----------------	---------	--------------------

1	Низамли Я.А., ТПУ, магистр	Разработчик, исполнитель	<ul style="list-style-type: none"> ● Выбор направления исследования ● Постановка целей и задач ● Разработка возможной схемы системы ● Построение и обучение системы ● Тестирование системы ● Подготовка документов 	90
2	Спицын В.Г., ТПУ, Профессор	Руководитель проекта	<ul style="list-style-type: none"> ● Предоставление научных и документальных консультаций 	8
ИТОГО:				98

8.3. Планирование управления научно-техническим проектом

8.3.1. План проекта

Трудоемкость выпускной квалификационной работы определяется опытным путем в человеко-днях и имеет вероятностный характер, так как зависит от трудно учитываемых факторов.

В качестве исполнителей в проекте представлены студент С и научный руководитель НР. Перечень этапов работ, продолжительность каждой работы и исполнители приведены в таблице 8.11.

Таблица 8.11. Календарный план проекта

№	Описание этапа	Исполнители	Длительность, дни		Дата начала работы	Дата окончания работы
			$T_{РД}$	$T_{КД}$		
1	Выбор направления исследования	С	2	2	30.01.23	01.02.23
		НР	2	2	30.01.23	01.02.23
2	Постановка целей и задач	С	2	2	01.02.23	03.02.23
		НР	2	2	01.02.23	03.02.23
3	Разработка календарного плана	С	2	2	03.02.23	05.02.23
		НР	2	2	03.02.23	05.02.23
4	Литературный обзор	С	12	14	05.02.23	19.02.23
5	Выбор, подготовка и обработка набора данных	С	15	21	19.02.23	12.03.23
6	формулировка возможной схемы архитектуры системы	С	6	7	12.03.23	19.03.23
7	Построение и обучение системы (и ее модификаций) для каждой задачи в отдельности	С	35	41	19.03.23	29.04.23
8	Тестирование системы (и ее модификаций) и анализ результатов по каждой задаче в отдельности.	С	35	41	19.03.23	29.04.23

9	Расчет экономической эффективности проекта	С	6	8	29.04.23	07.05.23
10	Оценка социальной ответственности проекта	С	4	8	07.05.23	15.05.23
11	Подведение итогов	С	6	7	15.05.23	22.05.23
		НР	2	2	15.05.23	17.05.23
	ИТОГО:		90	112	30.01.23	22.05.23

Таблица 8.12. Календарный план-график проведения научно-исследовательской работы по теме

ID	Duration	Resources	Jan, ...		Feb, 23					Mar, 23					Apr, 23				May, 23			
			23	29	05	12	19	26	05	12	19	26	02	09	16	23	30	07	14	21		
1	2 days	C		█																		
1	2 days	HP		█																		
2	2 days	C		█																		
2	2 days	HP		█																		
3	2 days	C		█																		
3	2 days	HP		█																		
4	14 days	C	⋮		█	█	█															
5	21 days	C					█	█	█	█												
6	7 days	C								█	█											
7	41 days	C									█	█	█	█	█	█	█					
8	41 days	C									█	█	█	█	█	█	█					
9	8 days	C															█	█				
10	8 days	C																█	█			
11	7 days	C																	█			
11	2 days	HP																	█			

8.3.2. Бюджет научного исследования

В данном разделе будет рассчитана стоимость разработки (исп. 1) проекта, а также дополнительный вариант его исполнения.

Материальные затраты, необходимые для данной разработки, заносятся в таблицу 8.13.

Таблица 8.13. Материалы для разработки

Наименование материалов	Длительность потребления, мес.	Тариф за месяц, руб.	Сумма (р), руб.
Электроэнергия	5	411,18	2055,9
Интернет	5	500	2500
Итого по статье			4555,9

В рамках этого раздела и в качестве другого варианта исполнения проекта вместо бесплатной версии может использоваться платная версия облачной среды Google Colab. Платная версия, известная как Google colab с оплатой по мере использования, позволит использовать высокие вычислительные возможности с большим объемом оперативной памяти, что позволит проводить больше экспериментов быстрее в течение того же периода времени, который предлагается для проекта.

Платная среда будет стоить около 859,14 руб. за 100 вычислительных единиц, а так как мы будем использовать эту среду только на этапе обучения и тестирования моделей глубокого обучения (41 день), то требуемые ресурсы составят около 2500 вычислительных единиц.

Для реализации проекта было использовано оборудование, затраты на которое приведены в таблице 8.14.

Таблица 8.14. Расчет затрат по статье «Спецоборудование для научных работ»

Наименование оборудования	Количество единиц оборудования		Цена за 1 ед. оборудования, руб.	Общая стоимость оборудования, руб.	
	исп. 1	исп. 2		исп. 1	исп. 2
Ноутбук	1	1	28800	28800	28800
Google Drive	1	1	–	–	–
Google Colab	1	–	–	–	–
Google Colab pay-as-you-go	–	1	859,14/100 ве.	–	21478,5 /2500 ве.
Google Docs	1	1	–	–	–
Google Drawings	1	1	–	–	–
Итого				28800	50278,5

Основная заработная плата руководителя (инженера) от предприятия рассчитывается по следующей формуле:

$$Z_{\text{осн}} = Z_{\text{дн}} \cdot T_p \quad (8.1)$$

где $Z_{\text{осн}}$ – основная заработная плата одного работника;

$Z_{\text{дн}}$ – среднедневная заработная плата работника, руб.;

T_p – продолжительность работ, выполняемых работником, раб.дн.

Среднедневная зарплата рассчитывается по формуле:

$$Z_{\text{дн}} = \frac{Z_m \cdot M}{F_d}, \quad (8.2)$$

где Z_m – месячный должностной оклад работника, руб.;

M – количество месяцев работы без отпуска в течение года: при отпуске в 48 раб. дней $M = 10,4$ месяца, 6-дневная неделя;

$F_{\text{д}}$ – действительный годовой фонд рабочего времени научно-технического персонала, раб. дн. .

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_{\text{м}} = Z_{\text{б}} \cdot (1 + k_{\text{пр}}) \cdot k_{\text{р}}, \quad (8.3)$$

где $Z_{\text{б}}$ – базовый оклад, руб.;

$k_{\text{пр}}$ – премиальный коэффициент, равный 0,3;

$k_{\text{р}}$ – районный коэффициент, равный 1,3 для Томска.

Таблица 8.15. Баланс рабочего времени

Показатели рабочего времени	Руководитель	Инженер-исследователь
Календарное число дней	365	365
Количество нерабочих дней (выходные и праздничные дни)	118	118
Потери рабочего времени (отпуск, больничные), дни	48	48
Действительный годовой фонд рабочего времени, дни	199	199

Исходя из полученных значений среднедневных зарплат исполнителей, был произведен расчет их основных заработных плат (таблица 8.16).

Таблица 8.16. Расчет основной заработной платы

Исполнители	$Z_{\text{б}}$, руб	$K_{\text{пр}}$	$K_{\text{р}}$	$Z_{\text{м}}$, руб	$Z_{\text{дн}}$, руб	$T_{\text{р}}$, раб.дн.	$Z_{\text{осн}}$, руб
Руководитель	24400	0,3	1,3	41236	2155.04	8	17240,32
Инженер	13890	0,3	1,3	23474.1	1226.79	90	110411,1
Итого:							127651,42

В статье расходов «Отчисления на социальные нужды» отражаются обязательные отчисления по установленным законодательством Российской

Федерации нормам органами государственного социального страхования (ФСС), пенсионного фонда (ПФ) и медицинского страхования (ФФОМС) от затрат на оплату труда работников.

Величина отчислений во внебюджетные фонды определяется исходя из следующей формулы:

$$Z_{\text{внеб}} = k_{\text{внеб}} \cdot (Z_{\text{осн}} + Z_{\text{доп}}), \quad (8.4)$$

где $k_{\text{внеб}}$ – коэффициент отчислений на уплату во внебюджетные фонды (пенсионный фонд, фонд обязательного медицинского страхования и пр.), $k_{\text{внеб}} = 30\%$.

Суммы отчислений на социальные нужды по вариантам исполнения приведены в таблице 8.17.

Таблица 8.17. Отчисления на социальные нужды

Исполнитель	Руководитель	Инженер
Основная заработная плата, руб.	17240,32	110411,1
Коэффициент отчислений во внебюджетные фонды	0.3	0.3
Сумма отчислений, руб.	5172,09	33123,33
Итого, руб.	38295,42	

Определение бюджета затрат на научно-исследовательский проект приведено в таблице 8.18.

Таблица 8.18. Расчет бюджета затрат

Наименование статьи	Сумма, руб.	
	исп. 1	исп. 2
Материальные затраты	4555,9	4555,9

Специальное оборудование для научных работ	28800	50278,5
Основная заработная плата	127651,42	127651,42
Отчисления во внебюджетные фонды	38295,42	38295,42
Итого	199302,74	220781,42

8.4. Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой эффективности исследования

8.4.1. Оценка сравнительной эффективности исследования

Интегральный финансовый показатель разработки определяется как:

$$I_{\Phi}^p = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}}, \quad (8.5)$$

где I_{Φ}^p – интегральный финансовый показатель разработки;

Φ_{pi} – стоимость i-го варианта исполнения;

Φ_{max} – максимальная стоимость исполнения научно-исследовательского проекта

(в т. ч. аналоги).

Исходя из полученных значений (таблица 18), интегральный финансовый показатель разработки будет равен:

$$I_{\Phi}^p = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}} = \frac{199302,74}{220781,42} = 0,90 \quad I_{\Phi}^{a1} = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}} = \frac{220781,42}{220781,42} = 1$$

Интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов исполнения объекта исследования можно определить следующим образом:

$$I_m^a = \sum_{i=1}^n a_i b_i^a, \quad I_m^p = \sum_{i=1}^n a_i b_i^p, \quad (8.6)$$

где I_m – интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов;

a_i – весовой коэффициент i-го параметра;

b_i^a, b_i^p – бальная оценка i -го параметра аналога и разработки, устанавливается

экспериментальным путем по выбранной шкале оценивания;

n – число параметров сравнения.

Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности представлен в таблице 8.19.

Таблица 8.19. Сравнительная оценка вариантов исполнения проекта

Критерии	Весовой коэффициент параметра	Текущий проект (исп.1)	Аналог 1 (исп.2)
1. Удобство настройки среды разработки	0,1	5	4
2. Удобство использования	0,15	5	5
3. Надежность	0,15	5	5
4. Скорость вычислений	0,3	3	5
5. Скорость потребления ресурсов	0,3	5	4
Итого	1	4,4	4,6

$$I_m^p = 0,1 \cdot 5 + 0,15 \cdot 5 + 0,15 \cdot 5 + 0,3 \cdot 3 + 0,3 \cdot 5 = 4,4$$

$$I_m^{a1} = 0,1 \cdot 4 + 0,15 \cdot 5 + 0,15 \cdot 5 + 0,3 \cdot 5 + 0,3 \cdot 4 = 4,6$$

Интегральный показатель эффективности разработки определяется на основании интегрального показателя ресурсоэффективности и интегрального финансового показателя по формуле:

$$I_{\text{финр}}^p = \frac{I_m^p}{I_{\text{ф}}^p}, I_{\text{финр}}^a = \frac{I_m^a}{I_{\text{ф}}^a} \quad (8.7)$$

Исходя из полученных значений показателя эффективности разработки и аналогов будут равны:

$$I_{\text{финр}}^p = \frac{4,4}{0,9} = 6,316, I_{\text{финр}}^{a1} = \frac{4,6}{1} = 4,6$$

Сравнение интегрального показателя эффективности текущего проекта и аналогов позволит определить сравнительную эффективность проекта.

Сравнительная эффективность проекта вычисляется по формуле:

$$\mathcal{E}_{\text{ср}} = \frac{I_{\text{финр}}^p}{I_{\text{финр}}^{a1}} \quad (8.8)$$

В таблице 8.20 показана сравнительная эффективность разработки

Таблица 8.20. сравнительная эффективность разработки

№	Показатели Исполнение	Разработка	исп. 2
1	Интегральный финансовый показатель разработки	0,9	1
2	Интегральный финансовый показатель разработки	4,4	4,6
3	Интегральный показатель эффективности	4,88	4,6
4	Сравнительная эффективность аналогов и разработки	1,06	

С позиции финансовой эффективности лучшим вариантом исполнения оказался текущий вариант разработки, т.к. для его исполнения требуется меньшее количество финансовых вложений. Со стороны ресурсной эффективности лучшим вариантом получился вариант исполнения с платной версией Google Colab (pay-as-you-go). Это связано с тем, что высокая вычислительная мощность позволит значительно увеличить количество экспериментов, которые можно проводить за один и тот же период, что приведет к улучшению конечной версии системы.

Интегральный показатель эффективности разработки показал, что лучшим является текущий вариант исполнения разработки, так как прирост финансовой эффективности превысил прирост ресурсоэффективности. В связи с этим вариант текущей разработки является лучшим.

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»**

Студенту:

Группа	ФИО
8BM13	Низамли Яссер Ахмад

Школа	ИШИТР	Отделение школы (НОЦ)	ОИТ
Уровень образования	магистратура	Направление/специальность	09.04.01. Информационные системы и технологии

Тема дипломной работы:

Разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе сигналов ЭКГ

Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:

1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения

- Целью работы является разработка систем глубокого обучения для обнаружения Covid-19 на основе изображений электрокардиограммы, которые можно получить быстро, легко, дешево и безопасно.
- Область применения: в основном в медицине и лабораторной диагностике.
- Рабочее место: жилое помещение с площадью в 18 кв.м.; центральное отопление; естественная вентиляция; искусственное и естественное освещение. В помещении находится рабочий стол и персональный компьютер.

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. Производственная безопасность

1.1. Анализ выявленных вредных факторов

- Природа воздействия
- Действие на организм человека
- Нормы воздействия и нормативные документы (для вредных факторов)
- СИЗ коллективные и индивидуальные

1.2. Анализ выявленных опасных факторов :

- Термические источники опасности

Вредные факторы

- Нарушения микроклимата, оптимальные и допустимые параметры;
- Шум, ПДУ, СКЗ, СИЗ;
- Повышенный уровень электромагнитного излучения, ПДУ, СКЗ, СИЗ;
- Недостаточная освещенность. Проведен расчет освещения рабочего места; представлен рисунок размещения светильников

<ul style="list-style-type: none"> • Электробезопасность • Пожаробезопасности 	<p>на потолке с размерами в системе СИ;</p> <ul style="list-style-type: none"> - Повышенное нервно-эмоциональное напряжение. <p>Опасные факторы</p> <ul style="list-style-type: none"> - Поражение электрическим током, СКЗ, СИЗ; - Пожароопасность; Приведена схема эвакуации.
<p>2. Экологическая безопасность:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Выбросы в окружающую среду • Решения по обеспечению экологической безопасности 	<p>Наличие промышленных отходов (бумага-черновики, вторцвет- и чермет, пластмасса, перегоревшие люминесцентные лампы, оргтехника, обрезки монтажных проводов, бракованная строительная продукция) и способы их утилизации.</p>
<p>3. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. перечень возможных ЧС при разработке и эксплуатации проектируемого решения; 2. разработка превентивных мер по предупреждению ЧС; 3. разработка действий в результате возникшей ЧС и мер по ликвидации её последствий. 	<p>Рассмотрены 2 ситуации ЧС:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1) природная – сильные морозы зимой, (аварии на электро-, тепло-коммуникациях, водоканале, транспорте); 2) техногенная – несанкционированное проникновение посторонних на рабочее место (возможны проявления вандализма, диверсии, промышленного шпионажа), представлены мероприятия по обеспечению устойчивой работы производства в том и другом случае.
<p>4. Перечень нормативно-технической документации.</p>	<p>- ГОСТы, СанПиНы, СНиПы</p>

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	16.02.2023 г.
--	---------------

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ООД ШБИП	Федорчук Ю.М.	д.т.н., профессор		16.02.2023 г.

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад		16.02.2023 г.

9. Социальная ответственность

Социальная ответственность - ответственность отдельного ученого и научного сообщества перед обществом. Первостепенное значение при этом имеет безопасность применения технологий, которые создаются на основе достижений науки, предотвращение или минимизация возможных негативных последствий их применения, обеспечение безопасного как для испытуемых, как и для окружающей среды проведения исследований.

В рамках этой работы были разработаны системы глубокого обучения для выявления инфекции Covid-19 с помощью электрокардиограмм. Работа производилась в помещении размером 5 x 3,6 x 3 м. Все работы выполнялись с использованием компьютера. Раздел также включает в себя оценку условий труда на рабочем месте, анализ вредных и опасных факторов труда, разработку мер защиты от них.

9.1. Производственная безопасность

9.1.1. Вредные факторы

9.1.1.1. Отклонение показателей микроклимата в помещении

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 нервноэмоциональным 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 [54] приведены в таблице 9.1.

Таблица 9.1. Оптимальные и допустимые величины показателей микроклимата на рабочих местах производственных помещений

Оптимальные значения характеристик микроклимата				
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
Допустимые значения характеристик микроклимата				
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

9.1.1.2. Превышение уровней шума

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 [55] установлены допустимые значения уровней звукового давления, создаваемого ПЭВМ (таблица 9.2).

Таблица 9.2. 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.								Уровн и 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

При значениях выше допустимого уровня необходимо предусмотреть средства индивидуальной защиты(СИЗ) и средства коллективной защиты (СКЗ) от шума.

Средства коллективной защиты:

- Устранение причин шума или существенное его ослабление в источнике образования;
- Изоляция источников шума от окружающей среды (применение глушителей, экранов, звукопоглощающих строительных материалов, например любой пористый материал – шамотный кирпич, микропористая резина, поролон и др.);
- Применение средств, снижающих шум и вибрацию на пути их распространения;

Средства индивидуальной защиты;

- Применение спецодежды и защитных средств органов слуха: наушники, беруши, антифоны.

9.1.1.3. Повышенный уровень электромагнитных излучений

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 [56] и представлены в таблице 9.3.

Таблица 9.3. 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	–	–

Защита человека от опасного воздействия электромагнитного излучения осуществляется следующими способами:

Средства коллективной защиты:

- Защита временем;
- Защита расстоянием;
- Снижение интенсивности излучения непосредственно в самом источнике излучения;
- Заземление экрана вокруг источника;
- Защита рабочего места от излучения;

Средства индивидуальной защиты:

- Очки и специальная одежда, выполненная из металлизированной ткани (кольчуга). При этом следует отметить, что использование СИЗ возможно при кратковременных работах и является мерой аварийного характера. Ежедневная защита обслуживающего персонала должна обеспечиваться другими средствами.
- Вместо обычных стекол используют стекла, покрытые тонким слоем золота или диоксида олова (SnO₂).

9.1.1.4. Недостаточная освещенность

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 [57] указаны в таблице 9.4.

Таблица 9.4. Нормируемые показатели естественного, искусственного и совмещенного освещения

Помещения	Рабочая поверхность и плоскость нормирования КЕО и освещенности (Ггоризонтальная, В-вертикальная) и высота плоскости	Естественное освещение		Совмещенное освещение	
		КЕО e_n , %		КЕО e_n , %	
		При верхнем или комбинированном	При боковом освещении	При верхнем или комбинированном освещении	При боковом освещении

	над полом, м	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

Произведем расчет освещения помещения, в котором проходила разработка проекта. Помещение в длину 5 м, а ширина 3,6 метра. Высота потолка равняется 3 м.

Для освещения данной комнаты использовались двухламповые светильники типа ШОД – 2х80. Мощность лампы 80 Вт. Длина светильника 1530 мм ширина 284 мм. Наименьшая допустимая высота подвеса светильника ШОД над полом 2,5 м.

Высота свеса светильника примем за $h_c = 0,5$ м. Высота стола равна $h_{рп}$ 0,7 м. высота светильника над полом равна:

$$h_{п} = H - h_c = 3 - 0,5 = 2,5 \text{ м} \quad (9.1)$$

Тогда расчетная высота светильника над рабочей поверхностью равна:

$$h = h_{п} - h_{рп} = 2,5 - 0,7 = 1,8 \text{ м} \quad (9.2)$$

Расстояние между светильниками определяется как:

$$L = \lambda \cdot h, \quad (9.3)$$

где λ – коэффициент расположения светильников. Для светильников типа ШОД данное значение варьируется в пределах 1, 1-1, 3. Примем его за 1, 2.

Таким образом, расстояние между светильниками составит:

$$L = 1,2 \cdot 1,8 = 2,16m \quad (9.4)$$

Количество рядов светильников с люминесцентными лампами определяется формулой:

$$n_{\text{ряд}} = \frac{(B - \frac{2}{3}L)}{L} + 1 = \frac{(3,6 - \frac{2}{3} \cdot 2,16)}{2,16} + 1 = 2 \quad (9.5)$$

Количество светильников с люминесцентными лампами для одного ряда равно:

$$n_{\text{св}} = \frac{(A - \frac{2}{3}L)}{l_{\text{св}} + 0,5} = \frac{(5 - \frac{2}{3} \cdot 2,16)}{1,53 + 0,5} = 1,75 \quad (9.6)$$

Оптимальное расстояние l от крайнего ряда светильников до стены рекомендуется принимать равным $L/3$, в данном случае это приблизительно 0,693 м. Общее количество светильников определяется как:

$$N = n_{\text{св}} \cdot n_{\text{ряд}} = 2 \cdot 1,75 = 3,5 \quad (9.7)$$

Следовательно, общее количество светильников равно 4.

На рисунке 9.1 показан план расположения светильников.

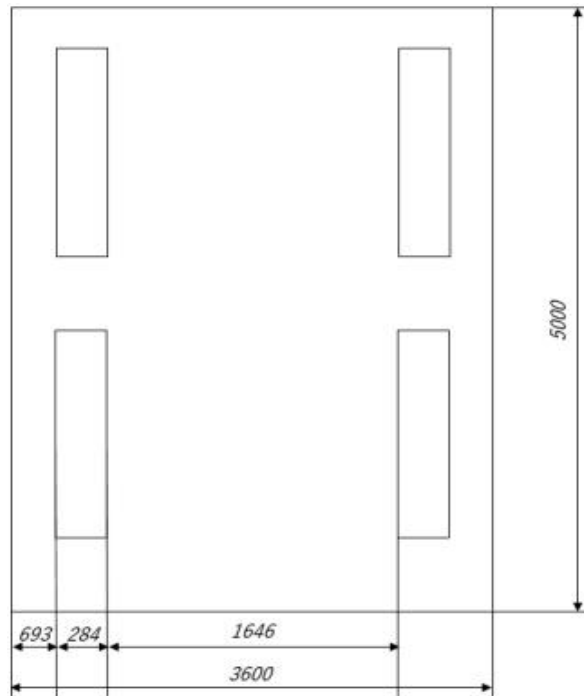


Рисунок 9.1. План расположения светильников

Для расчета коэффициента светового потока необходимо рассчитать индекс помещения i . Данный коэффициент рассчитывается по формуле:

$$i = \frac{S}{h(A+B)} = \frac{5 \cdot 3,6}{1,8 \cdot (5+3,6)} = 1,1 \quad (9.8)$$

Потолок побеленный, следовательно, значение коэффициента отражения поверхности потолка $\rho_{\text{п}}$ принимаем равным 50%. Коэффициент отражения стен $\rho_{\text{п}}$ равен 30%, так как стены оклеены светлыми обоями. Коэффициент использования светового потока η составит 35%.

Световой поток лампы Φ определяется по следующей формуле:

$$\Phi = \frac{E_n \cdot S \cdot K_z \cdot Z}{N_{\text{л}} \cdot \eta}, \quad (9.9)$$

где E_n – нормативная освещённость;

S – площадь освещаемого помещения, м^2 ;

K_3 – коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника (источника света, светотехнической арматуры, стен и пр., т. е. отражающих поверхностей), наличие в атмосфере цеха дыма, пыли;

Z – коэффициент неравномерности освещения. Для люминесцентных ламп данный коэффициент равен 1,1;

N_l – число ламп в помещении.

Принимаем коэффициент запаса K_3 равным 1,5 как для помещения с малым выделением пыли.

Таким образом световой поток лампы

$$\Phi = \frac{400 \cdot 3,6 \cdot 5 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{8 \cdot 0,35} = 4242 \text{ лм} \quad (9.10)$$

Полученное значение должно удовлетворять следующему условию:

$$- 10\% \leq \frac{\Phi_{\text{ст}} - \Phi_{\text{расч}}}{\Phi_{\text{ст}}} \cdot 100\% \leq + 20\% \quad (9.11)$$

Световой поток люминесцентной лампы белой цвета мощностью 80 Вт при напряжении сети 220 В составляет $\Phi_{\text{ст}} = 5200$ лм. Таким образом отклонение рассчитанного светового потока составит:

$$\frac{5200 - 4242}{5200} \cdot 100\% = 18,42\% \quad (9.12)$$

Условие выполняется, следовательно, освещение соответствует необходимым нормам.

Номинальная электрическая мощность всей осветительной системы равна:

$$P = N_l \cdot p_l = 4 \cdot 80 = 320 \text{ Вт} \quad (9.13)$$

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

9.1.1.5. 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 9.5 приведено суммарное время отдыха для каждой категории работ из МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной [58].

Таблица 9.5. 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 [58], 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.

9.1.2. Опасные факторы

9.1.2.1. 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 [59]. 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.

Для защиты от поражения электрическим током используют СИЗ и СКЗ.

Средства коллективной защиты:

- Защитное заземление, зануление;
- Малое напряжение;
- Электрическое разделение сетей;
- Защитное отключение;
- Изоляция токоведущих частей;
- Оградительные устройства.
- Использование щитов, барьеров, клеток, ширм, а также заземляющих и шунтирующих штанг, специальных знаков и плакатов.

Средства индивидуальной защиты:

- Использование диэлектрических перчаток, изолирующих клещей и штанг, слесарных инструментов с изолированными рукоятками, указатели величины напряжения, калоши, боты, подставки и коврики.

9.1.2.2. Пожароопасность

В следствии различных факторов может произойти короткое замыкание из-за неисправности электропроводки. Также стоит обратить внимание на то, что при протекании тока через провода они могут нагреваться, при неправильно

подобранном проводе. От нагрева изоляция может оплавиться и возникнет возгорание.

Согласно ГОСТ 12.1.004-91 «Пожарная безопасность. Общие требования», при работе с компьютером необходимо соблюдать следующие нормы пожарной безопасности [60]:

- 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.

Здание, в котором ведется разработка программного продукта оборудовано систем оповещения о пожаре. В каждой комнате установлено 2 датчика: один реагирует на задымление, второй на тепло. Каждый этаж оборудован противодымными дверями, они плотно закрываются и не дадут дыму попасть на другие этажи. При срабатывании датчиков пожара включится система оповещения, откроются пожарные выходы, а также будет отправлен сигнал ближайшему пожарному отделению. На каждом этаже есть план эвакуации, представленный на рисунке 9.2.

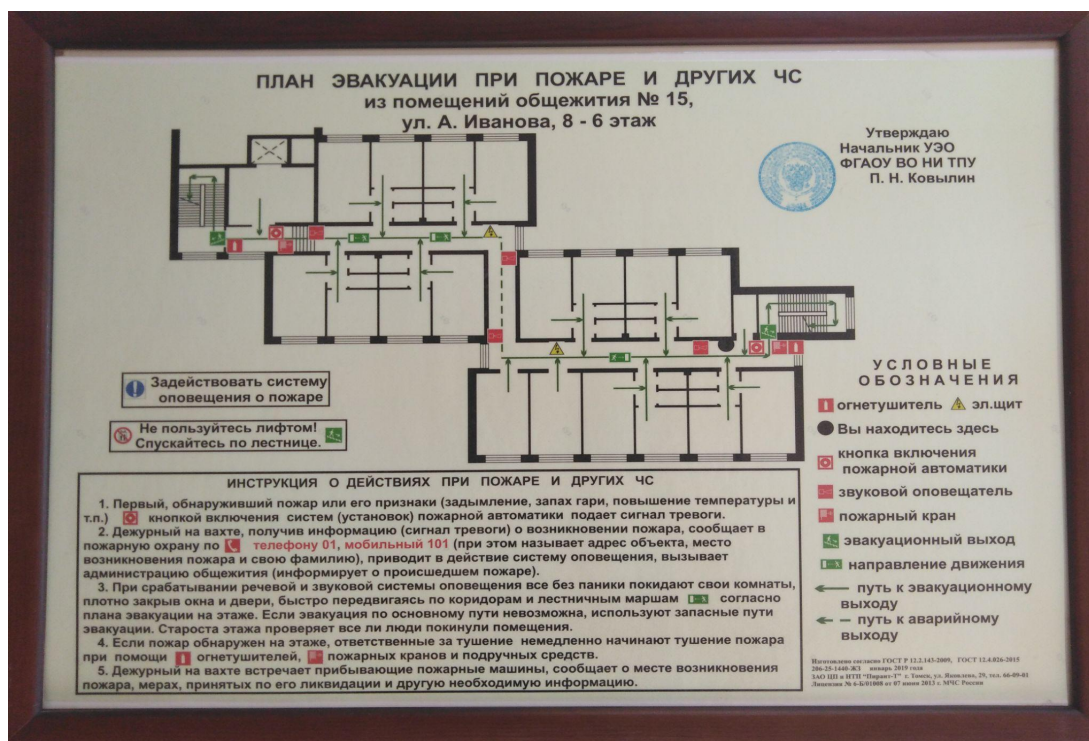


Рисунок 9.2. План эвакуации при пожарах и других ЧС

При возникновении возгорания следует оценить возможность тушения собственными силами. Если данной возможности нет, необходимо придерживаться следующий правил:

1. Плотно закрыть окна и дверь, чтобы уменьшить приток кислорода к возгоранию;
2. Отключить электроэнергию;
3. Позвонить по номеру 01, 101 или 112;
4. Сообщить место пожара, этаж и помещение, а также о наличии пострадавших.
5. Эвакуироваться из здания согласно плану эвакуации;

Рабочее место, в котором проводилась разработка продукта, соответствует требованиям пожарной безопасности. В нем установлена пожарная сигнализация, наличие плана эвакуации и порошковых огнетушителей.

9.2. 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.

Общие требования к контролю и охране от загрязнения изложены в документе ГОСТ 17.4.3.04-85 Охрана природы (ССОП) [61]. Согласно документу загрязнение почвы – это изменение состава и состояния почвы в результате хозяйственной деятельности и других антропогенных нагрузок, способных вызвать ухудшение ее качества.

Неправильная утилизация различных электронных устройств может привести к загрязнению почвы различными тяжелыми металлами. В каждом ноутбуке есть аккумулятор, который может содержать в себе ртуть, магний, олово, свинец и так далее. Также аккумуляторы могут взрываться, нанося вред не только окружающей среде, но и людям, которые находились в непосредственной близости с местом взрыва.

Ртуть может содержаться не только в аккумуляторах, но и в люминесцентных лампах. Согласно ГОСТ Р 51768-2001 [62] в люминесцентных лампах содержится от 80 до 120 мг ртути. Такими лампами оснащают практически все офисные и рабочие помещения. Ртуть относится к первому классу опасности, согласно ГОСТ 12.1.005-88 [63]. Лампы следует отдавать на утилизацию в специальные предприятия, а также отработавшие лампы следует хранить в защищенном месте, чтобы избежать их повреждение. Данные требования описаны в документе ГОСТ 12.3.031-83 [64].

Также, к отходам можно отнести различные бумажные отходы. Макулатуру следует относить в пункты приема макулатуры для переработки и последующего вторичного использования. Для уменьшения производства макулатуры можно использовать электронный документооборот. Он

существенно уменьшит использование бумаги и частично упростит систему подписания и утверждения документов.

9.3. Безопасность в чрезвычайных ситуациях

Природная чрезвычайная ситуация – обстановка на определенной территории или акватории, сложившейся в результате возникновения источника природной чрезвычайной ситуации, который может повлечь или повлечет за собой человеческие жертвы, ущерб здоровью людей и (или) окружающей природной среде, значительные материальные потери и нарушение условий жизнедеятельности людей.

Рабочее место находится в городе Томске с континентально-циклоническим климатом. Природные явления (землетрясения, наводнения, засухи, ураганы и т. д.), в данном городе отсутствуют.

Возможными ЧС на объекте в данном случае, могут быть сильные морозы и диверсия.

Для Сибири в зимнее время года характерны морозы. Достижение критически низких температур приводит к авариям систем тепло- и водоснабжения, сантехнических коммуникаций и электроснабжения, приостановке работы. В этом случае при подготовке к зиме следует предусмотреть а) газобаллонные калориферы (запасные обогреватели), б) дизель или бензоэлектродгенераторы; в) запасы питьевой и технической воды на складе (не менее 30 л на 1 человека).

На рабочем месте, наиболее вероятно возникновение чрезвычайных ситуаций (ЧС) техногенного характера.

Для предупреждения вероятности осуществления диверсии предприятие необходимо оборудовать системой видеонаблюдения, круглосуточной охраной, пропускной системой и надежной системой связи.

Заключение

В данной работе изучалась эффективность использования методов искусственного интеллекта и глубокого обучения в диагностике Covid-19 на основе изображений электрокардиограммы, которые можно получить легко, быстро и дешево.

В ходе работы были разработаны четыре системы, в которых используются различные элементы и этапы для достижения модели с максимальной эффективностью и точностью.

В результате процессов построения, обучения и тестирования разработанных моделей система в четвертом эксперименте доказала свое превосходство над всеми аналогичными системами, разработанными и опубликованными в научных журналах, особенно при решении задач мульти-классификации.

Хотя работа направлена на диагностику Covid-19, разработанные системы способны автоматизировать процесс распознавания множества заболеваний на основе электрокардиограммы.

На этапе пост-разработки мы рекомендуем протестировать систему с максимальной производительностью в больницах и медицинских центрах в рамках подготовки к конвертации в коммерческий проект в случае, если будет доказана ее эффективность в диагностике.

Инициализировать источники

1. Organization W. H. Laboratory testing for coronavirus disease (COVID-19) in suspected human cases: interim guidance, 19 March 2020. : World Health Organization, 2020. 7 p. с.
2. Kaye A. D. и др. Biology of COVID-19 and related viruses: Epidemiology, signs, symptoms, diagnosis, and treatment // Best Pract Res Clin Anaesthesiol. 2021. Т. 35. № 3. С. 269–292.
3. Peng X. и др. Transmission routes of 2019-nCoV and controls in dental practice // Int J Oral Sci. 2020. Т. 12. № 1. С. 9.
4. Ebrahimzadeh S. и др. Thoracic imaging tests for the diagnosis of COVID-19 // Cochrane Database of Systematic Reviews. 2022. Т. 2022. № 6.
5. Can CT and X-Ray be used to diagnose COVID? [Электронный ресурс]. URL: <https://theradclinic.com/can-ct-and-x-ray-be-used-to-diagnose-covid/> (дата обращения: 06.02.2023).
6. Shirbhate E. и др. Understanding the role of ACE-2 receptor in pathogenesis of COVID-19 disease: a potential approach for therapeutic intervention // Pharmacological Reports. 2021. Т. 73. № 6. С. 1539–1550.
7. Mehraeen E. и др. A systematic review of ECG findings in patients with COVID-19 // Indian Heart J. 2020. Т. 72. № 6. С. 500–507.
8. What is an electrocardiogram (ECG) [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK536878/> (дата обращения: 06.02.2023).
9. Electrocardiogram (ECG) [Электронный ресурс]. URL: <https://www.nhs.uk/conditions/electrocardiogram/> (дата обращения: 06.02.2023).
10. Peter M. What is an electrocardiogram (ECG)? // Heart Matters Magazine.

- 11.12 Lead Placement Guide with diagram [Электронный ресурс]. URL: <https://aimcardio.com/blog/12-lead-placement-guide-with-diagram> (дата обращения: 06.02.2023).
12. Pyakillya В., Kazachenko N., Mikhailovsky N. Deep Learning for ECG Classification // J Phys Conf Ser. 2017. Т. 913. С. 012004.
13. Sannino G., Pietro G. De. A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection // Future Generation Computer Systems. 2018. Т. 86. С. 446–455.
14. Sethy P. K. и др. Detection of coronavirus Disease (COVID-19) based on Deep Features and Support Vector Machine // International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences. 2020. Т. 5. № 4. С. 643–651.
15. Maghdid H. S. и др. Diagnosing COVID-19 Pneumonia from X-Ray and CT Images using Deep Learning and Transfer Learning Algorithms // 2020.
16. Khan A. H., Hussain M., Malik M. K. ECG Images dataset of Cardiac and COVID-19 Patients // Data Brief. 2021. Т. 34. С. 106762.
17. Ozdemir M. A., Ozdemir G. D., Guren O. Classification of COVID-19 electrocardiograms by using hexaxial feature mapping and deep learning // BMC Med Inform Decis Mak. 2021. Т. 21. № 1. С. 170.
18. Attallah O. ECG-BiCoNet: An ECG-based pipeline for COVID-19 diagnosis using Bi-Layers of deep features integration // Comput Biol Med. 2022. Т. 142. С. 105210.
19. Nguyen T. и др. Detecting COVID-19 from digitized ECG printouts using 1D convolutional neural networks // PLoS One. 2022. Т. 17. № 11. С. e0277081.
20. Attallah O. An Intelligent ECG-Based Tool for Diagnosing COVID-19 via Ensemble Deep Learning Techniques // Biosensors (Basel). 2022. Т. 12. № 5. С. 299.

21. Rahman T. и др. COV-ECGNET: COVID-19 detection using ECG trace images with deep convolutional neural network // Health Inf Sci Syst. 2022. Т. 10. № 1. С. 1.
22. Irmak E. COVID-19 disease diagnosis from paper-based ECG trace image data using a novel convolutional neural network model // Phys Eng Sci Med. 2022. Т. 45. № 1. С. 167–179.
23. Google Drive Overview [Электронный ресурс]. URL: <https://www.google.com/drive/> (дата обращения: 09.02.2023).
24. Google Colab: Everything you Need to Know [Электронный ресурс]. URL: <https://geekflare.com/google-colab/> (дата обращения: 09.02.2023).
25. Introduction to OpenCV [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.opencv.org/4.5.4/d1/dfb/intro.html> (дата обращения: 09.02.2023).
26. About Keras [Электронный ресурс]. URL: <https://keras.io/about/> (дата обращения: 09.02.2023).
27. Getting Started — scikit-learn 1.2.2 documentation [Электронный ресурс]. URL: https://scikit-learn.org/stable/getting_started.html (дата обращения: 09.02.2023).
28. NumPy documentation [Электронный ресурс]. URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (дата обращения: 09.02.2023).
29. Package overview — pandas 2.0.1 documentation [Электронный ресурс]. URL: https://pandas.pydata.org/docs/getting_started/overview.html (дата обращения: 09.02.2023).
30. Imbalanced-learn documentation [Электронный ресурс]. URL: <https://imbalanced-learn.org/stable/> (дата обращения: 09.02.2023).
31. Otsu's Thresholding with OpenCV [Электронный ресурс]. URL: <https://learnopencv.com/otsu-thresholding-with-opencv/> (дата обращения: 10.02.2023).

32. Image Thresholding [Электронный ресурс]. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html (дата обращения: 10.02.2023).
33. Transfer Learning in Keras with Computer Vision Models [Электронный ресурс]. URL: <https://machinelearningmastery.com/how-to-use-transfer-learning-when-developing-convolutional-neural-network-models/> (дата обращения: 11.02.2023).
34. VGG-16 | CNN model [Электронный ресурс]. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/vgg-16-cnn-model/> (дата обращения: 11.02.2023).
35. VGG16 – Convolutional Network for Classification and Detection [Электронный ресурс]. URL: <https://neurohive.io/en/popular-networks/vgg16/> (дата обращения: 11.02.2023).
36. A Step-by-Step Explanation of Principal Component Analysis (PCA) [Электронный ресурс]. URL: <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis> (дата обращения: 12.02.2023).
37. Principal Component Analysis [Электронный ресурс]. URL: <https://www.javatpoint.com/principal-component-analysis> (дата обращения: 12.02.2023).
38. Shorten C., Khoshgoftaar T. M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning // J Big Data. 2019. Т. 6. № 1. С. 60.
39. Chawla N. V. и др. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique // Journal of Artificial Intelligence Research. 2002. Т. 16. С. 321–357.
40. Hu F., Li H. A Novel Boundary Oversampling Algorithm Based on Neighborhood Rough Set Model: NRSBoundary-SMOTE // Math Probl Eng. 2013. Т. 2013. С. 1–10.

41. Histogram of Oriented Gradients explained using OpenCV [Электронный ресурс]. URL: <https://learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/> (дата обращения: 13.02.2023).
42. Histogram of Oriented Gradients [Электронный ресурс]. URL: https://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/features_detection/plot_hog.html (дата обращения: 13.02.2023).
43. Edited data set using nearest neighbours [Электронный ресурс]. URL: https://imbalanced-learn.org/stable/under_sampling.html#edited-nearest-neighbors (дата обращения: 14.02.2023).
44. Wilson D. L. Asymptotic Properties of Nearest Neighbor Rules Using Edited Data // IEEE Trans Syst Man Cybern. 1972. Т. SMC-2. № 3. С. 408–421.
45. Bishop Christopher. Pattern Recognition and Machine Learning. : Springer, 2006.
46. Cervantes J. и др. A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends // Neurocomputing. 2020. Т. 408. С. 189–215.
47. Support Vector Machines [Электронный ресурс]. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html> (дата обращения: 15.02.2023).
48. A Gentle Introduction to k-fold Cross-Validation [Электронный ресурс]. URL: <https://machinelearningmastery.com/k-fold-cross-validation/> (дата обращения: 16.02.2023).
49. What is a confusion matrix? [Электронный ресурс]. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/what-is-a-confusion-matrix-d1c0f8feda5> (дата обращения: 16.02.2023).
50. What is a Confusion Matrix in Machine Learning [Электронный ресурс]. URL: <https://machinelearningmastery.com/confusion-matrix-machine-learning/> (дата обращения: 16.02.2023).

51. Classification Report in Machine Learning [Электронный ресурс]. URL: <https://thecleverprogrammer.com/2021/07/07/classification-report-in-machine-learning/> (дата обращения: 16.02.2023).
52. Micro, Macro & Weighted Averages of F1 Score, Clearly Explained [Электронный ресурс]. URL: <https://towardsdatascience.com/micro-macro-weighted-averages-of-f1-score-clearly-explained-b603420b292f#989c> (дата обращения: 16.02.2023).
53. Powers D. M. W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation // 2020.
54. СанПиН 1.2.3685-21 "Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания".
55. ГОСТ 12.1.036-81 Система стандартов безопасности труда ШУМ Допустимые уровни в жилых и общественных зданиях.
56. ГОСТ 12.1.006-84 ССБТ. «Электромагнитные поля радиочастот. Допустимые уровни на рабочих местах и требования к проведению контроля»
57. СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95.
58. МР 2.2.9.2311 – 07 «Профилактика стрессового состояния работников при различных видах профессиональной деятельности.
59. ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ. Электробезопасность. Предельно допустимые уровни напряжений прикосновения и токов.
60. ГОСТ 12.1.004-91 «Пожарная безопасность. Общие требования».
61. ГОСТ 17.4.3.04-85 Охрана природы (ССОП). Почвы. Общие требования к контролю и охране от загрязнения.

- 62.ГОСТ Р 51768-2001 Ресурсосбережение. Обращение с отходами. Методика определения ртути в ртутьсодержащих отходах. Общие требования.
- 63.ГОСТ 12.1.005-88 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны.
- 64.ГОСТ 12.3.031-83 «Работы со ртутью. Требования безопасности».

Приложение А. ЧАСТЬ ВКР НА АНГЛИЙСКОМ ЯЗЫКЕ

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ13	Низамли Яссер Ахмад		

Руководитель ВКР:

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

Консультант-лингвист ОИЯ ШБИП:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОИЯ ШБИП	Сидоренко Т.В.	к.п.н., доцент		

1. Electrocardiogram

Since one of the main elements of our research is electrocardiograms, it is necessary to give a general idea of what it is, what it is used for and how it can be obtained.

Specialized tissues within the heart generate electrical impulses that cause the heart muscle to contract and thus send blood to all parts of the body. These electrical impulses can propagate from the heart to the surface of the skin, making it possible to read these signals by performing what is called an electrocardiogram (ECG) [8].

An electrocardiogram is one of the most common heart tests used to record the heart's electrical activity and check its rhythm. Doctors usually order electrocardiograms when heart problems are suspected, after which the test is performed by a specialist in hospitals, clinics, or medical centers [8, 9, 10].

There are three main types of ECG: the standard resting ECG, the exercise ECG, and the ambulatory ECG or Holter monitor, which is taken over a day or more. The type of ECG needed depends on the expected problem and associated symptoms. Symptoms such as shortness of breath, heart palpitations, chest pain, and dizziness are some of the reasons for conducting an ECG, which in turn helps in diagnosing a wide range of diseases such as arrhythmias, heart attacks, heart valve problems, and many more [8, 9].

To perform a standard ECG, the patient lies upright, and then 10 small sensors called electrodes are placed on him, which, due to different angles of their position, give 12 representations of the electrical activity of the heart. One electrode is attached to each wrist and ankle, and 6 other electrodes are placed on the chest, as shown in Figure 1.1. The electrodes transmit electrical signals through wires to the ECG device, which records and draws them [9, 10].

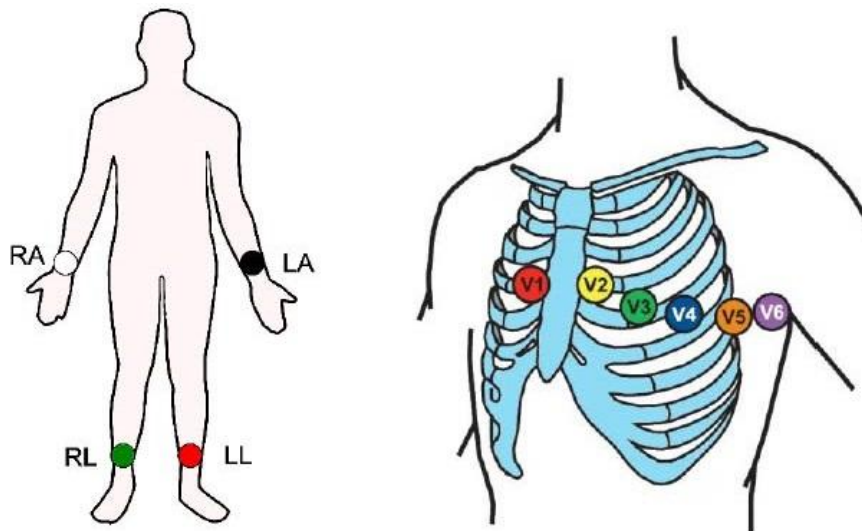


Figure 1.1. Location of ECG electrodes [11]

The ECG device displays recorded electrical activity as a graph, either on a digital screen or on paper. The final output format depends on several factors, including the type of ECG device and the type of paper used for printing [9]. Figure 1.2 shows the output of the ECG device.

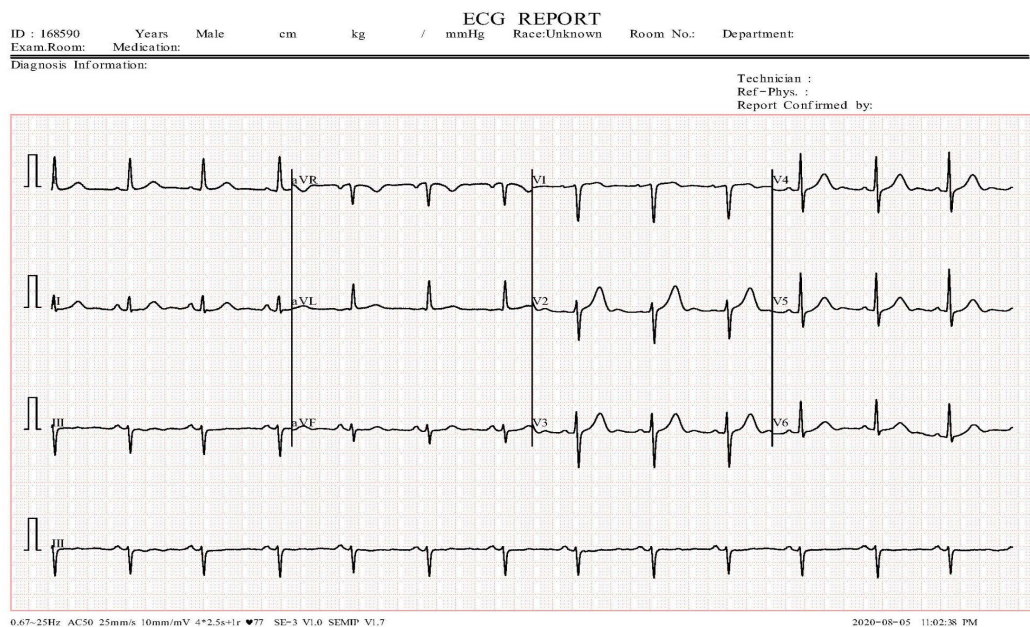


Figure 1.2. ECG machine output [16]

An ECG is an effective, simple and completely painless test that can be done in just a few minutes and does not require any preparations such as abstaining from food, drink, etc., which makes it one of the most popular options for diagnosing heart

problems. The many benefits of ECG have also prompted medical technologists to develop several ECG-based software aimed at automating the process of disease diagnosis [10]. The purpose of this thesis is to investigate the effectiveness of using machine learning to automate the process of diagnosing COVID-19 based on an electrocardiogram.

6. Building, training and testing the proposed systems

In this part, we present four experiments, each of which involves developing a system to solve all four identified problems, training the system, testing it, and discussing the results.

6.1. First experiment

The proposed system in the first experiment consists of three steps that work sequentially as follows:

- Extracting features from images using a pre-trained VGG16 model in which we fixed the weights of the model and removed the original neural network (FCN).
- Applying dimensionality reduction using PCA to convert the huge feature space (146432 features) into a small one (9 features).
- Performing classification using SVC with regularization factor set to 30 and kernel function set to radial base function.

Figure 6.1 shows the scheme of the system of the first experiment:

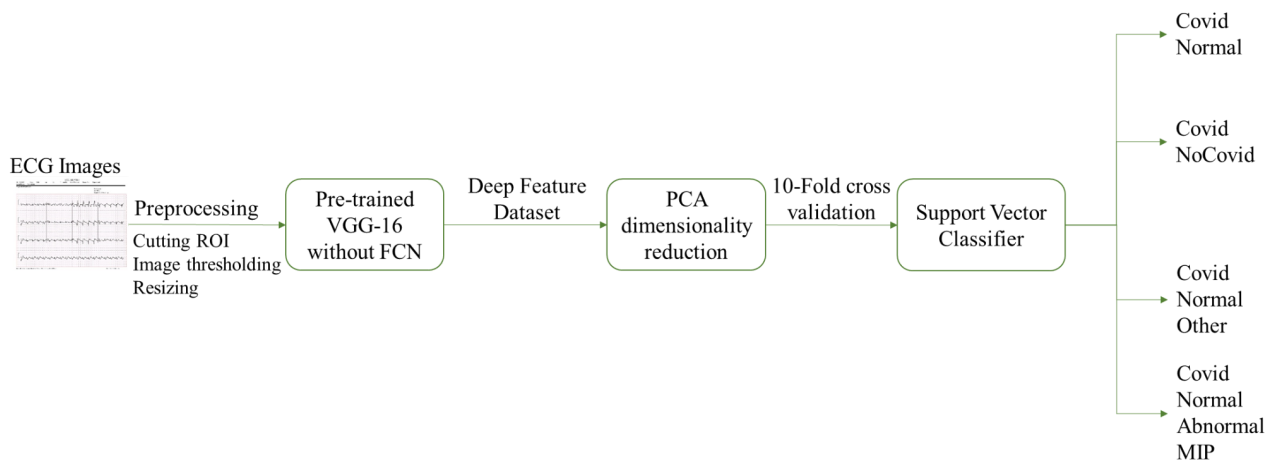


Figure 6.1. Scheme of the system of the first experiment

We used 10-fold cross-validation to train and test our system, and after testing, we typically need to retrain the last classifier on all samples in the dataset before putting the system into actual use.

Figure 6.2 shows the ready-to-use trained system:

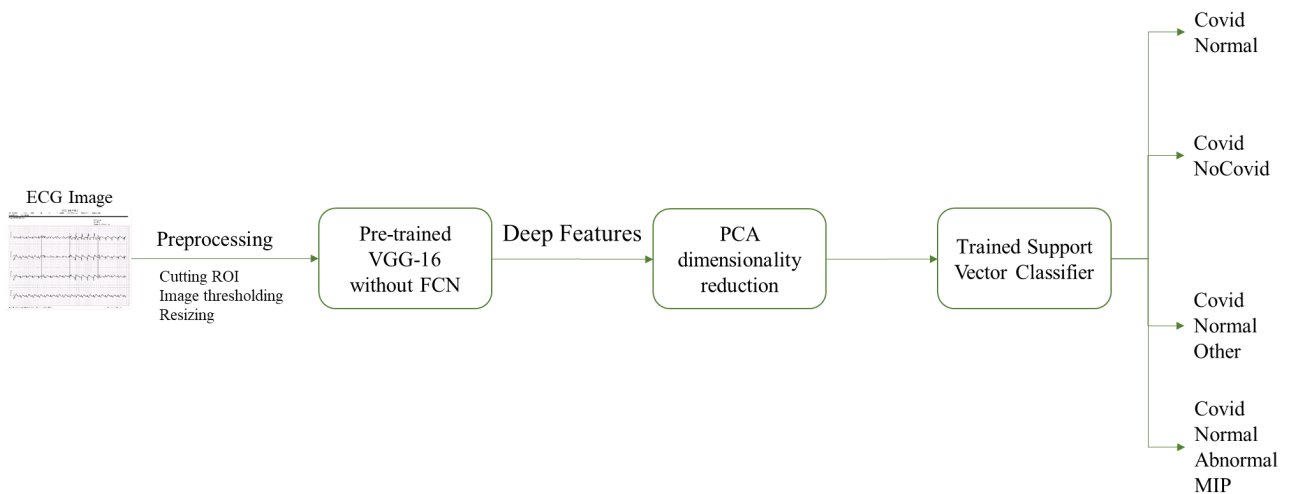
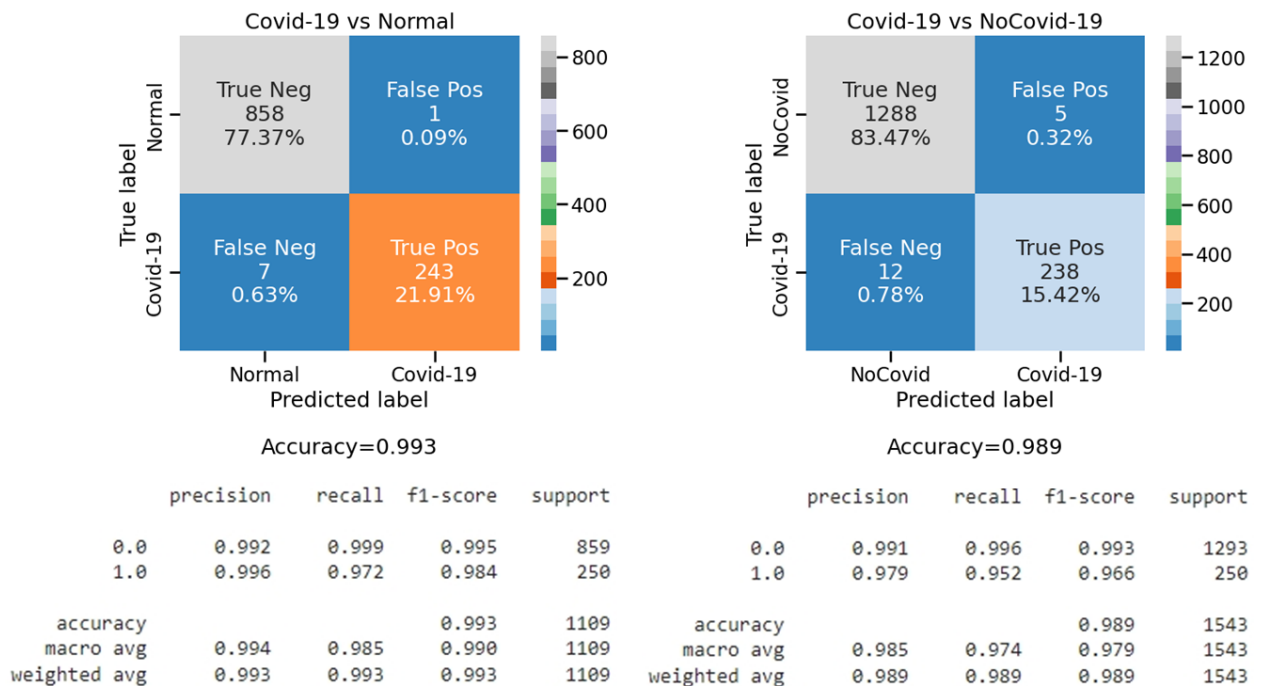


Figure 6.2. Trained, ready-to-use first experiment system

We now show in Figure 6.3 the performance of the system in the first experiment by printing the error matrix and classification report for each task.



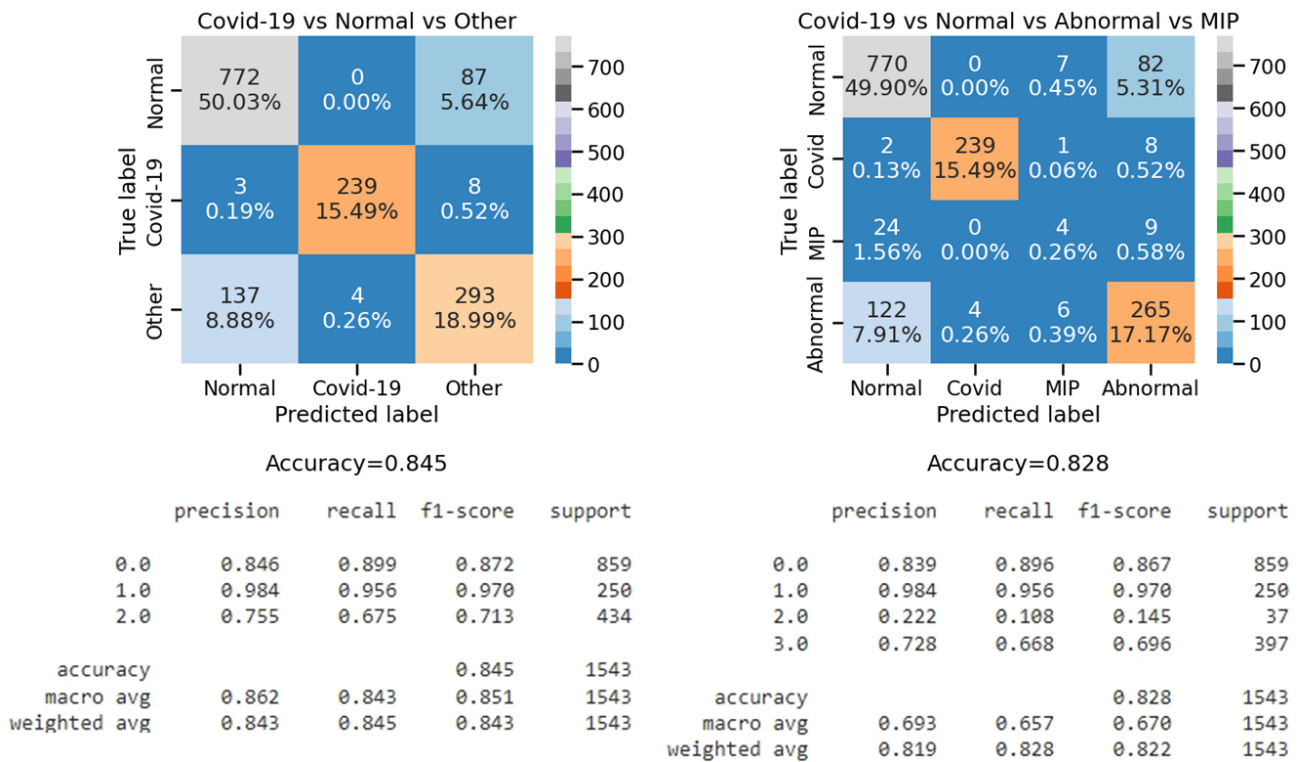


Figure 6.3. Error matrices and classification reports for the system of the first experiment

Based on the results obtained, we can draw the following conclusions:

- The developed system in this experiment showed high values of both accuracy and f1 for the binary classification problems.
- The developed system showed average values of both accuracy and f1 for the problem with three classes.
- The developed system showed an average accuracy value and a low f1 value for the four-class problem, where a large gap between the accuracy value and the f1 value indicates a significant weakness in the recognition of one or more classes.

6.2. Second experiment

The system in the second experiment will be designed to improve the accuracy and f1 values of all tasks, especially for multi-classification tasks, in addition to improving the system's ability to recognize different classes with the same degree of efficiency.

The new system has only one difference from the previous one, so it will consist of the following four sequential operations:

- Extracting features from images using pre-trained VGG16 model (weights fixed and FCN removed).
- Augmenting samples in feature space using SMOTE ($k_neighbors = 5$).
- Reducing feature space using PCA (from 146432 to 9 features).
- Performing classification using SVC ($C=30$, Kernel=RBF).

Figure 6.4 shows the scheme of the system of the second experiment:

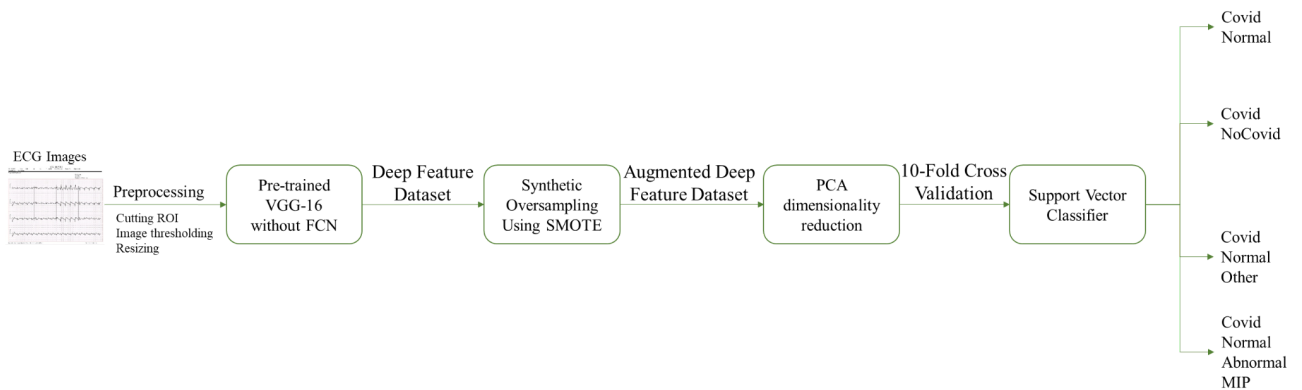


Figure 6.4. Scheme of the system of the second experiment.

We used 10-fold cross-validation to train and test our system, and after testing, we retrained the last classifier on all samples in the augmented dataset and then removed the augmentation step to get the final trained, ready-to-use system shown in Figure 6.2.

We now show in Figure 6.5 the performance of the system in the second experiment by printing the error matrix and classification report for each task.

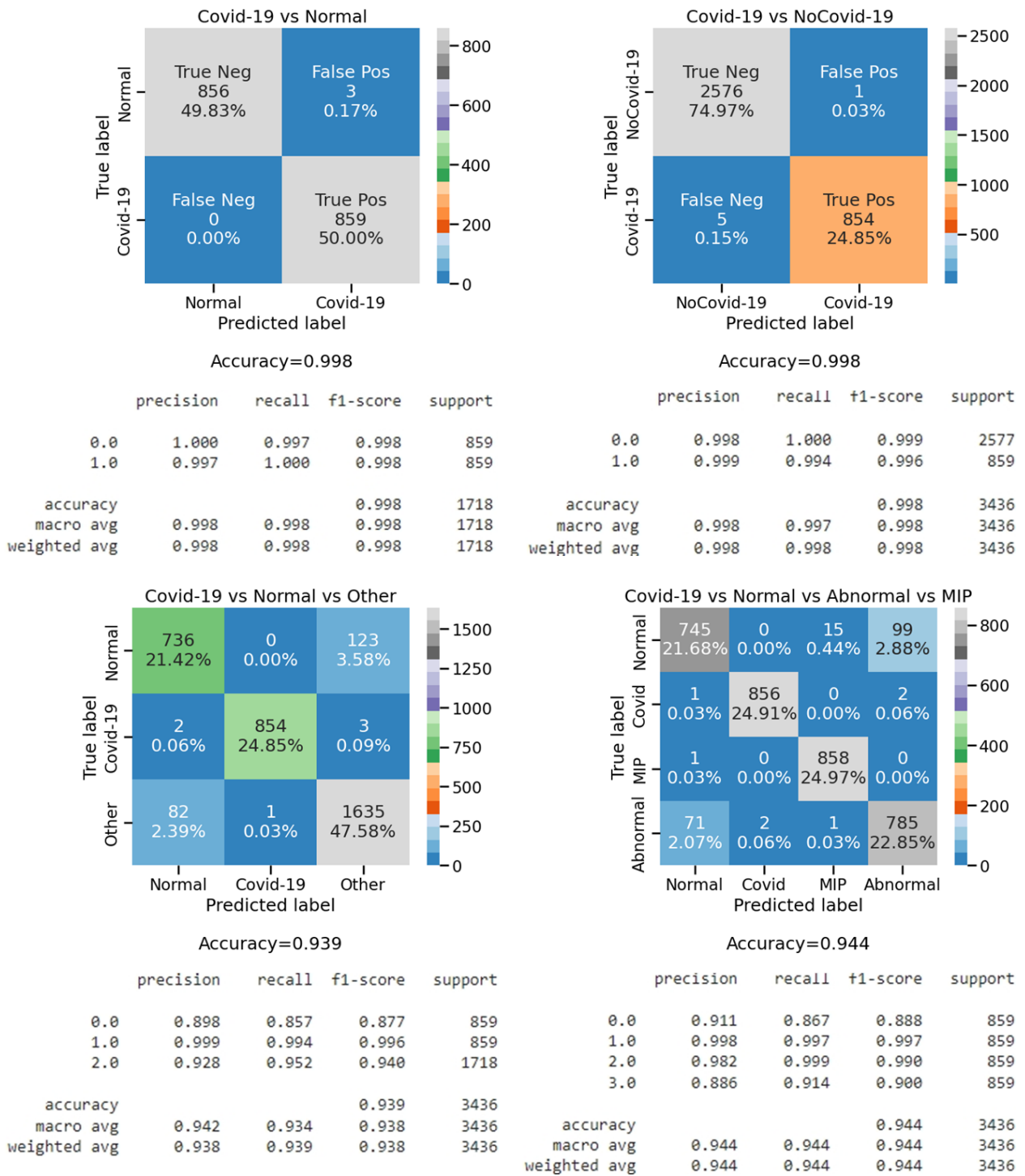


Figure 6.5. Error matrices and classification reports for the system of the second experiment

Analyzing the results of the previous testing process, we can make the following comments:

- The system of this experiment shows an improvement in accuracy and f1 values for all problems, especially for multi-classification problems,

where the accuracy in the four-class problem increased by about 12 percent.

- The test results showed that there are no gaps between the accuracy values and f1 values, which means that the system is able to recognize all categories with the same degree of efficiency without weakness in the classification of certain categories, as is the case in the first experiment system.
- In multi-classification problems, it is seen that there is still much room for performance improvement, and this could probably be achieved by making new modifications to the system design.

6.3. Third experiment

The main goal of the third experiment is to develop a new system that can improve recognition accuracy for multi-classification problems. Regardless of the purpose of developing the system of this experiment, it will also be tested for binary classification problems.

Unlike the previous experiments, the system in the third experiment consists of two branches that work on extracting various features from images, in order to then integrate them and pass them to the used classifier, and this is done according to the following steps:

- Operations in the first branch of the system:
 - Extracting features from images using a pre-trained VGG16 model (weights fixed and FCN removed).
 - Augmenting samples in feature space using SMOTE (k_neighbors = 5).
 - Reducing feature space using PCA (from 146432 to 9 features).
- Operations in the second branch of the system:

- Extracting features from the processed images using the Histogram of Oriented Gradient feature descriptor (or HOG technique), in which we set the number of histogram bins for each cell to 9, the number of pixels in each cell to 25 (a 5 by 5 matrix), and each cell will be considered as a separate block.
- Augmenting samples in feature space using SMOTE ($k_neighbors = 5$).
- Reducing feature space using PCA (from 146432 to 9 features).
- Feature integration by horizontal concatenation along the x-axis.
- Performing classification using SVC ($C=30$, Kernel=RBF).

Figure 6.6 shows the scheme of the system of the third experiment:

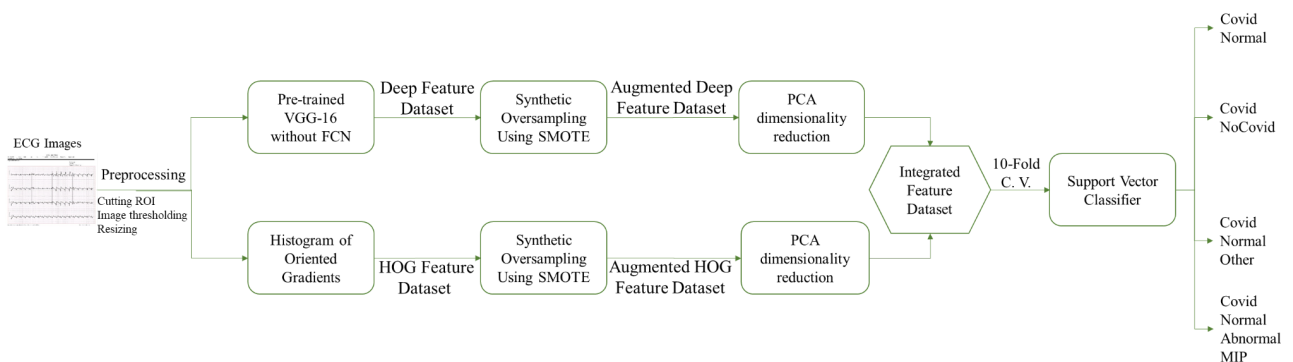


Figure 6.6. Scheme of the system of the third experiment.

As in previous experiments, here we also used 10-fold cross-validation to train and test our system, and after testing, we retrain the last classifier on all samples in the integrated dataset and then remove the augmentation step to get the final trained, ready-to-use system shown shown in figure 6.7.

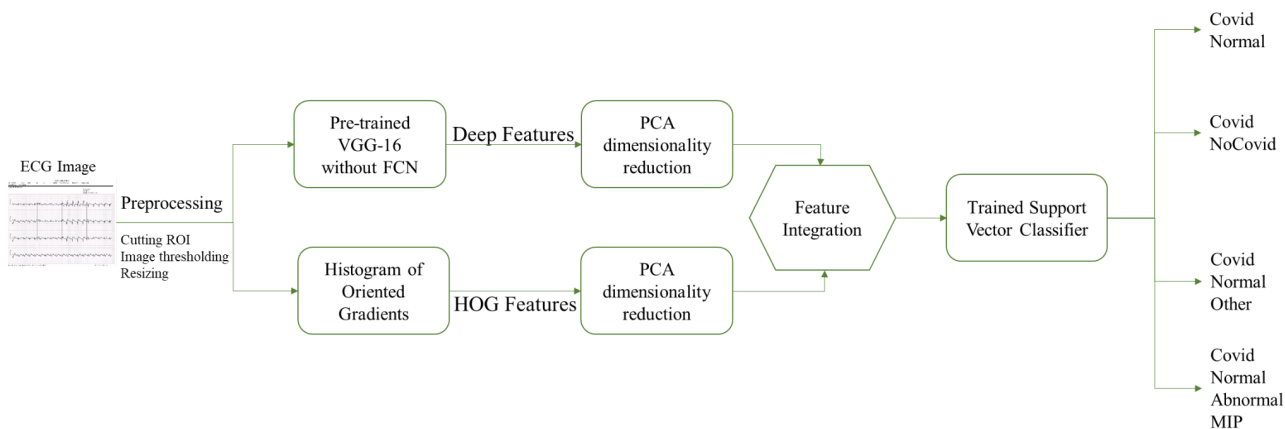
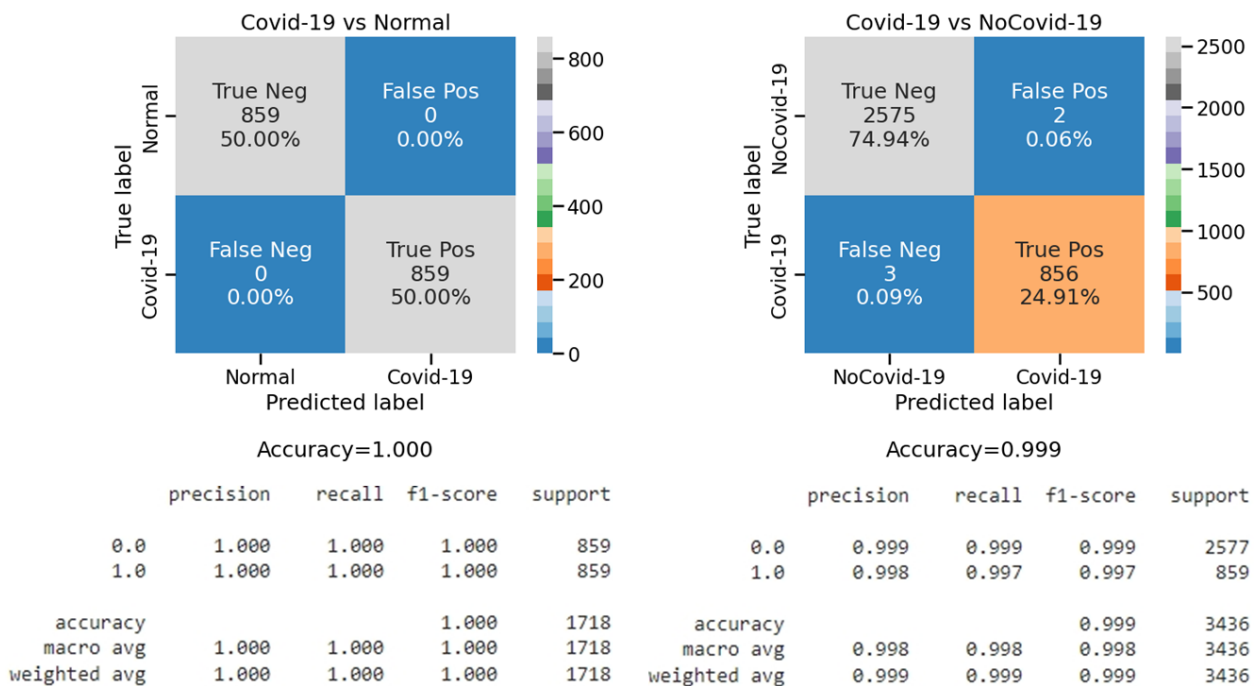


Figure 6.7. Trained, ready-to-use third experiment system

To analyze the performance of the system in the third experiment, we present in Fig. 6.8 the error matrix and classification report for each task.



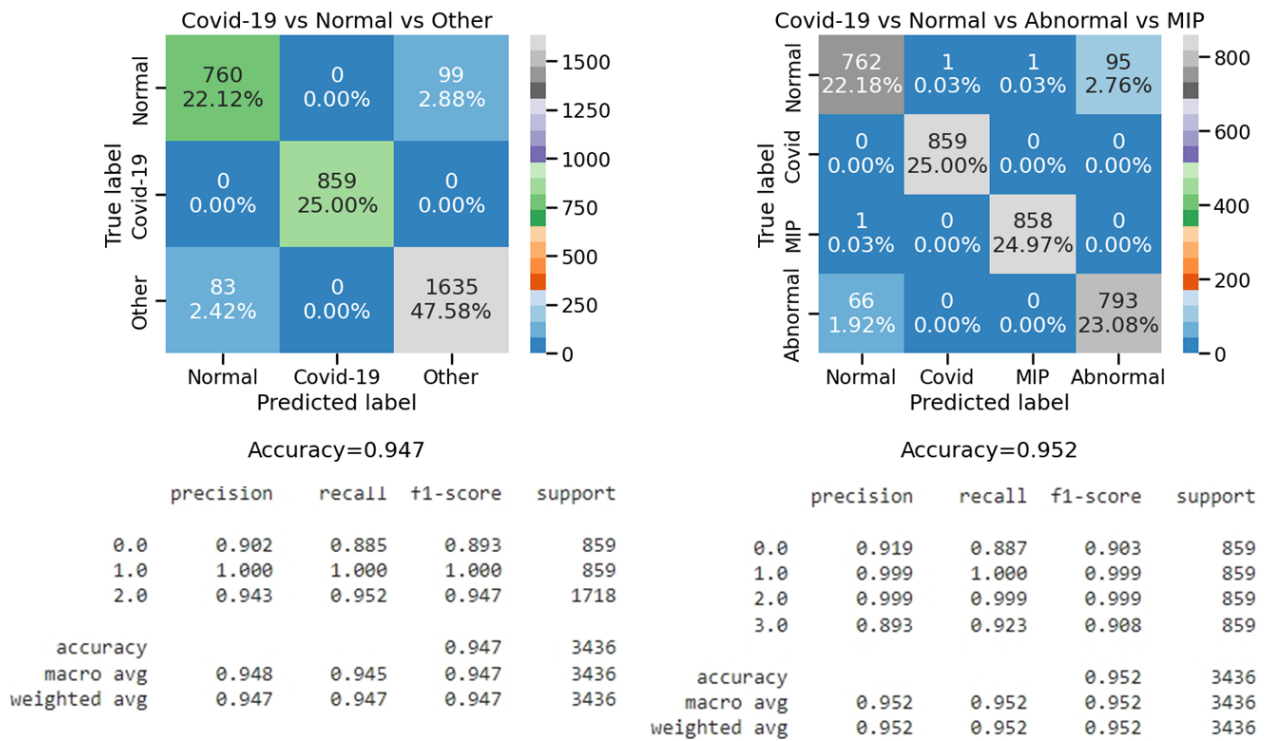


Figure 6.8. Error matrices and classification reports for the system of the third experiment

Based on the test results presented in Figure 6.8, we can draw the following conclusions:

- The developed system in the third experiment showed a slight improvement in performance for all tasks, with the largest improvement value not exceeding 1 percent.
- The performance improvement added by the new system was far below the target and expectations, and we still need to make design changes to improve recognition accuracy in multi-classification problems.

6.4. Fourth experiment

The system developed in this experiment aims, as in the previous experiment, to optimize the performance of the multi-classification tasks so that the accuracy is as close as possible to the ideal state.

The system of the fourth experiment consists of five elements that work sequentially as follows:

- Extracting features from images using pre-trained VGG16 model (weights fixed and FCN removed).
- Augmenting samples in feature space using SMOTE ($k_neighbors = 5$).
- Removing noisy samples using the ENN algorithm ($k_neighbors=3$).
- Reducing feature space using PCA (from 146432 to 9 features).
- Performing classification using SVC ($C=30$, Kernel=RBF).

Figure 6.9 shows the scheme of the system of the fourth experiment:

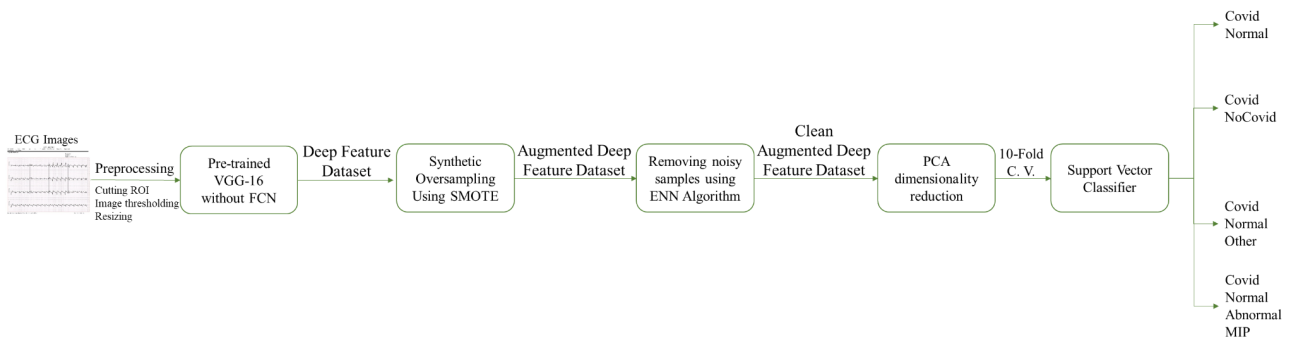


Figure 6.9. Scheme of the system of the fourth experiment

We used 10-fold cross-validation to train and test our system, and after testing, we retrain the last classifier on all samples in the clean augmented dataset, and then remove the augmentation step and the data cleaning step to get the final trained, ready-to-use system shown shown in figure 6.2.

We show the results of system testing in the form of error matrices and classification reports presented in Figure 6.10.

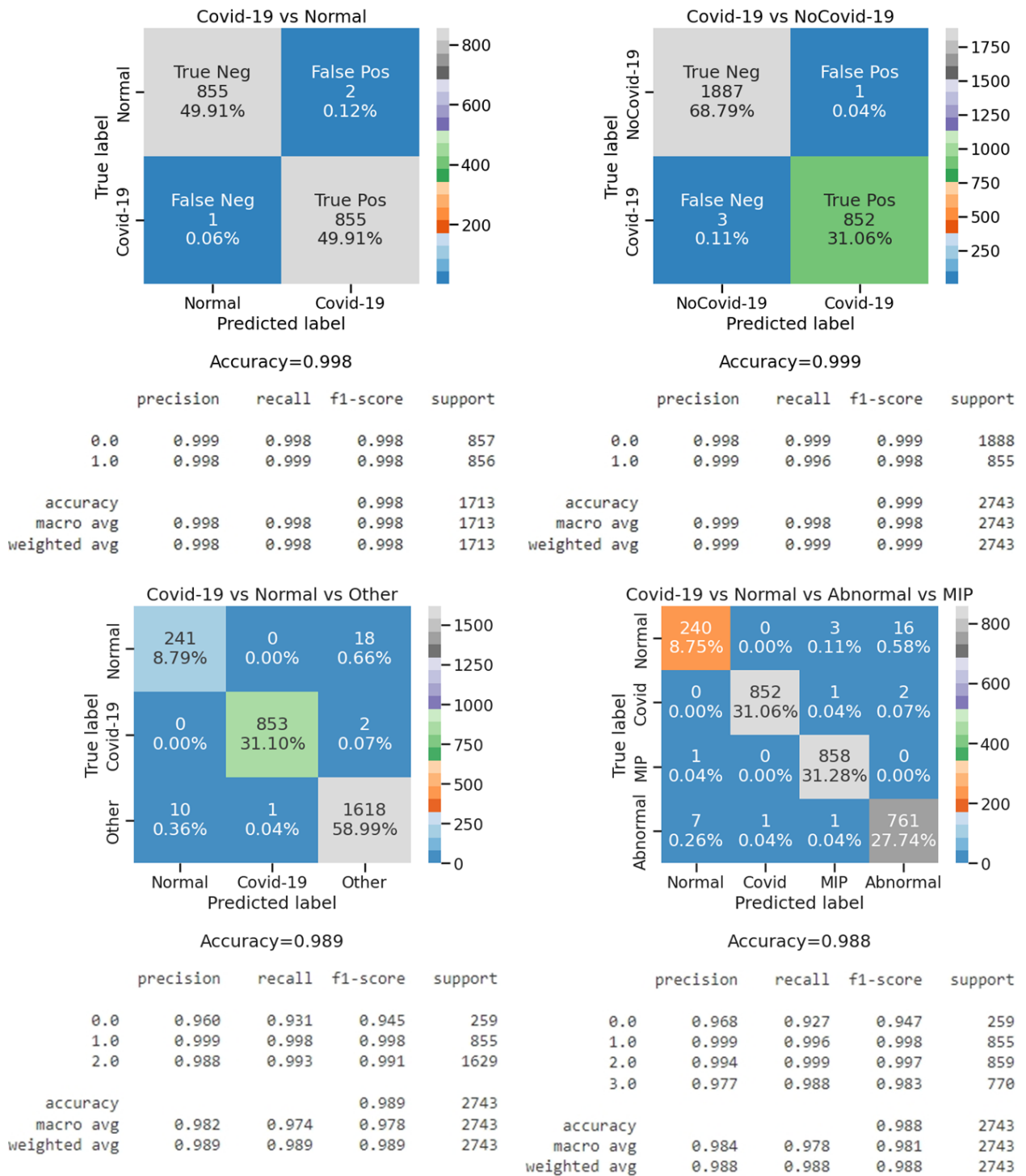


Figure 6.10. Error matrices and classification reports for the system of the fourth experiment

Based on the test results presented in Figure 6.10, it can be noted that the system of the fourth experiment has a very high accuracy for all tasks and all categories without any of the shortcomings found in the systems in the previous three experiments.