НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Факультет біомедичної інженерії
Кафедра трансляційної медичної біоінженерії

«На правах рукопису»
УДК 615:47:159.9:62-1

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Олександр БЕСАРАБ
«___»_____ 2024 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою «Регенеративна та біофармацевтична інженерія»
зі спеціальності 163 «Біомедична інженерія»
на тему: «Розробка технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини»

Виконав:
студент ІІ курсу, групи ЗФ-31мп
Черних Максим Андрійович
_____

Науковий керівник:
Завідувач кафедри трансляційної медичної біоінженерії, к.т.н., доцент
Бесараб Олександр Борисович
_____

Рецензент:
Завідувач кафедри КББЕ, д. т. н., доцент
Голуб Наталія Борисівна _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.
Студента/ки _____

Київ – 2024 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет біомедичної інженерії
Кафедра трансляційної медичної біоінженерії

Рівень вищої освіти: другий (магістерський)
Спеціальність: 163 – Біомедична інженерія
Освітньо-професійна програма «Регенеративна та біофармацевтична інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри трансляційної
медичної біоінженерії
_____ Олександр БЕСАРАБ
«____» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Черних Максима Андрійовича

1. Тема дисертації «Розробка технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини», науковий керівник дисертації завідувач кафедри трансляційної медичної біоінженерії, к.т.н., доцент Бесараб Олександр Борисович, затверджені наказом по університету 08.11.2024 р. № 5025-с.
2. Термін подання дисертації здобувачем «10» грудня 2024 р.
3. Об'єкт дослідження: технологія оцінки психологічного стану у працівників високої відповідальності, зокрема співробітників спецслужб, медичних працівників, хірургів та їх асистентів, за допомогою штучного інтелекту та спеціалізованих браслетів-датчиків, що дозволяють здійснювати моніторинг психологічного стану в реальному часі
4. Предмет дослідження: нейронна модель оцінки психологічного стану створена на основі штучного інтелекту, що аналізує дані, зібрані за допомогою спеціалізованих браслетів-датчиків, а також ефективність цієї технології у зниженні помилок та покращенні працездатності в умовах високої відповідальності.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: 1. Описати систему поєднання програмного забезпечення на основі штучного інтелекту з фітнес-трекерами;;
2. Створити технологічну схему застосування програмного забезпечення, навести опис;
3. Обґрунтувати структуру та зміст технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини.
6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу: графічні зображення, технологічна схема виробництва
7. Орієнтовний перелік публікацій: не передбачено робочим навчальним планом.
8. Консультанти розділів дисертації: не передбачено робочим навчальним планом.
9. Дата видачі завдання: «02» вересня 2024

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Вибір здобувачем науково-практичного напрямку досліджень	02.09.2024 – 13.09.2024 рр.	
2	Формування проєкту теми магістерської дисертації (спільно з науковим керівником)	14.09.2024 – 23.09.2024 рр.	
3	Затвердження теми магістерської дисертації та наукового керівника наказом по університету	24.09.2024 – 08.11.2024 рр.	
4	Виконання магістерської дисертації згідно календарного плану, узгодженого із науковим керівником	09.11.2024 – 02.12.2024 рр.	
5	Перевірка магістерської дисертації на предмет запозичень та плагіату співробітником випускової кафедри	02.12.2024 – 03.12.2024 рр.	
8	Рецензування магістерської дисертації	04.12.2024 – 10.12.2024 рр.	
9	Захист магістерської дисертації	17.12.2024 – 18.12.2024 рр	

Здобувач _____ М.А. Черних

Науковий керівник дисертації _____ О.Б. Бесараб

Реферат

Магістерська дисертація містить: 84 сторінки ,у тому числі 4 рисунки, 4 формули та 8 таблиць, список використаних джерел (80 найменувань), додатків 1.

Мета роботи: науково-технічне та медико-біологічне обґрунтування структури та змісту технологічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини. У відповідності до поставленої мети дослідження, визначені такі завдання:

1. Описати систему поєднання програмного забезпечення на основі штучного інтелекту з фітнес-трекерами;;

2. Створити технологічну схему застосування програмного забезпечення, навести опис;

3. Обґрунтувати структуру та зміст технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини.

Об’єкт дослідження: технологія оцінки психологічного стану у працівників високої відповідальності, зокрема співробітників спецслужб, медичних працівників, хірургів та їх асистентів, за допомогою штучного інтелекту та спеціалізованих браслетів-датчиків, що дозволяють здійснювати моніторинг психологічного стану в реальному часі.

Предмет дослідження: нейронна модель оцінки психологічного стану створена на основі штучного інтелекту, що аналізує дані, зібрані за допомогою спеціалізованих браслетів-датчиків, а також ефективність цієї технології у зниженні помилок та покращенні працездатності в умовах високої відповідальності.

Наукова новизна: полягає в розробці інноваційного технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини, який вперше інтегрує сучасні психометричні методики, алгоритми автоматизованого аналізу та підходи до стандартизації й валідації згідно з міжнародними вимогами.

Ключові слова: психологічний стан, нейронна модель, технічна документація, програмне забезпечення

Abstract

The master's thesis contains: 84 pages, including 4 figures, 4 formulas and 8 tables, a list of sources used (80 names), 1 appendix.

Purpose of the work: scientific, technical and medical-biological justification of the structure and content of the technological file for a medical product for assessing the psychological state of a person. In accordance with the stated purpose of the research, the following tasks have been defined:

1. Describe the system of combining software based on artificial intelligence with fitness trackers;;

2. Create a technological scheme for the use of the software, provide a description;

3. Substantiate the structure and content of the technical file for a medical device for assessing the psychological state of a person.

Object of research: technology for assessing the psychological state of highly responsible employees, in particular employees of special services, medical workers, surgeons and their assistants, using artificial intelligence and specialized sensor bracelets that allow for real-time monitoring of psychological state.

Subject of research: a neural model for assessing psychological state created on the basis of artificial intelligence that analyzes data collected using specialized sensor bracelets, as well as the effectiveness of this technology in reducing errors and improving performance in conditions of high responsibility.

Scientific novelty: consists in the development of an innovative technical file for a medical device for assessing a person's psychological state, which for the first time integrates modern psychometric methods, automated analysis algorithms, and approaches to standardization and validation in accordance with international requirements.

Keywords: psychological state, neural model, technical documentation, software

ЗМІСТ

ВСТУП 5
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ 7
1.1. Дослідження оцінки стресу 7
1.2 Протоколи проведення експерименту 9
1.3 Методика виявлення стресу 13
1.4 Застосування штучного інтелекту 17
1.5 Обґрунтування технології виробництва 20
1.6 Метрики алгоритмів 24
1.6.1 Точність, Accuracy 25
1.6.2 Точність, Precision 25
1.6.3 Повнота, Recall 26
1.6.4 F1-score 27
РОЗДІЛ 2 ТЕХНІЧНИЙ ФАЙЛ 29
2.1. Вступ 29
2.2. Список обов’язкових вимог 30
2.3. Загальна оцінка виробничих ризиків розробки моделі 32
2.4. Оцінка ризиків при проведенні експерименту 34
2.5. Опис та специфікація виробу 37
2.6. Блок схема роботи виробу 41
2.7. Випробування виробу 43
2.8. Опис виробничого процесу 47
2.9. Маркування 73
2.9. Інструкція з використання 75
ВИСНОВКИ 82
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 84
ДОДАТКИ 91

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

BVP – об'ємний пульс крові

GSR – шкірно-гальванічна реакція

FNN – нейронна мережа прямого поширення

HR – частоти серцевих скорочень

HRV – варіабельність серцевого ритму

LDA – лінійний дискримінантний аналіз

RR – інтервали між ударами серця

SVM – метод опорних векторів

Temp – температура

КПТ – когнітивно-поведінкова терапія

ЧСС – частота серцевих скорочень

ДР – допоміжні роботи

ЕЕГ – електроенцефалограма

ЕКГ – електрокардіограма

ЗВ – знешкодження відходів

ПВ – переробка відходів

ТП – технологічний процес

ШІ – штучний інтелект

ВСТУП

Актуальність теми: оцінка психологічного стану за допомогою штучного інтелекту та спеціалізованих браслетів-датчиків на основі психологічного тесту є важливим інструментом для оцінки працездатності та загального стану здоров'я людини. Ця технологія особливо корисна для працівників, які виконують важливі завдання в критичних умовах, таких як співробітники спецслужб, лабораторій, а також хірурги і їх асистенти. Вони повинні приймати миттєві рішення, що можуть мати серйозні наслідки для життя та здоров'я.

Коли рівень когнітивного навантаження підвищується, знижуються швидкість реакції та здатність приймати обґрунтовані рішення, що підвищує ймовірність помилок. Це може привести до серйозних негативних наслідків у різних сферах діяльності. Технологія, що базується на аналізі психологічного стану через спеціалізовані браслети та штучний інтелект, дозволяє вчасно виявляти підвищений стрес чи перевантаження та коригувати рівень навантаження.

Завдяки такій технології можна значно знизити ризик виникнення помилок, пов'язаних з надмірним стресом, та забезпечити більшу ефективність в роботі, що критично важливо в умовах високого навантаження. Виявлення і корекція стресових станів на ранніх етапах дозволяє зберегти концентрацію та здоров'я працівників, що може суттєво покращити їх продуктивність та знизити кількість нещасних випадків.

Це також дозволяє створити персоналізовані режими роботи для кожного індивіда, забезпечуючи оптимальний баланс між навантаженням і відпочинком. В кінцевому підсумку, впровадження таких технологій допоможе зберегти не тільки фізичне, а й психологічне здоров’я працівників у високо відповідальних сферах.

Об’єктом дослідження є технологія оцінки психологічного стану у працівників високої відповідальності, зокрема співробітників спецслужб, медичних працівників, хірургів та їх асистентів, за допомогою штучного інтелекту та спеціалізованих браслетів-датчиків, що дозволяють здійснювати моніторинг психологічного стану в реальному часі.

Предметом дослідження є нейронна модель оцінки психологічного стану створена на основі штучного інтелекту, що аналізує дані, зібрані за допомогою спеціалізованих браслетів-датчиків, а також ефективність цієї технології у зниженні помилок та покращенні працездатності в умовах високої відповідальності.

Мета дослідження: науково-технічне та медико-біологічне обґрунтування структури та змісту технологічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану пацієнта.

Завдання:

1. Описати систему поєднання програмного забезпечення на основі штучного інтелекту з фітнес-браслетами;

2. Створити технологічну схему застосування програмного забезпечення, навести опис;

3. Обґрунтувати структуру та зміст технічного файлу на медичний виріб для оцінки психологічного стану людини.

РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

1.1. Дослідження оцінки стресу

У останні роки було проведено кілька досліджень, спрямованих на виявлення та оцінку стресу за допомогою фізіологічних показників. Для цього використовували різноманітні стресори, зокрема публічні виступи, вирішення математичних задач або фізичні навантаження, як-от холодовий тест. Проте більшість таких підходів фокусуються лише на класифікації станів стресу та нестресових станів, не враховуючи при цьому інші емоційні стани. Класичні алгоритми машинного навчання, зокрема випадкові ліси (RF), застосовувалися для класифікації стресу, досягаючи точності 72% при розподілі на три категорії: відсутність стресу, низький та високий рівень стресу. Інші дослідження, зокрема робота Кіма, використовували музичні треки для виклику різних емоцій, які потім класифікували за допомогою лінійного дискримінантного аналізу (LDA), досягаючи точності 70%, незалежно від суб'єкта. Проте інтеграція систем для виявлення як стресових, так і емоційних станів залишається малопоширеною темою. Зенон представив систему для розпізнавання настроїв, яка здатна класифікувати вісім різних емоційних станів з точністю 62,14%, однак система була протестована лише на чотирьох суб'єктах, що викликає сумніви щодо її узагальнювальних можливостей. [1]

Незважаючи на інтенсивні дослідження в сфері афективних обчислень з використанням переносних пристроїв, кількість доступних для публічного використання даних залишається обмеженою. Хілі представили набір даних, що включає інформацію про стрес у водіїв, зібрану за допомогою таких сигналів, як ЕКГ (496 Гц), ЕДА (31 Гц), РЕСП (31 Гц) і ЕМГ (15,5 Гц). Іншим прикладом є набір даних, опублікований Пікардом, який містить фізіологічні показники, отримані від однієї особи під час впливу восьми різних емоційних стимулів протягом 20 днів. Дещо пізніше Коестра представили базу даних DEAP, призначену для аналізу емоцій на основі фізіологічних сигналів. Цей

набір включає електроенцефалограму (ЕЕГ) з частотою дискретизації 512 Гц, відео із зображенням обличчя та периферійні фізіологічні сигнали (записані при 512 Гц, а потім знижені до 256 Гц). Дані були зібрані під час перегляду учасниками 40 відеокліпів тривалістю одну годину. Ці кліпи були відібрані з більшого пулу, заснованого на оцінках волонтерів, що визначали рівень валентності та збудження, і були обрані ті, що мали найвищі оцінки та найменшу варіацію. [2]

Спосіб, у який людина сприймає та реагує на афективні стимули, значною мірою залежить від індивідуальних особливостей. Тому персоналізація моделей є важливою складовою в дослідженнях. Для навчання персоналізованих моделей необхідно збирати суб'єктивні оцінки реакцій на різні афективні стимули. Зазвичай ці оцінки отримують через самооцінку учасників. Наприклад, для створення персоналізованих міток з валентності, збудження, домінування і переваг можуть використовуватися спеціальні анкети. У дослідженні Пларре учасники визначали свій рівень стресу за допомогою п'яти питань, що стосувалися емоційних станів (наприклад, «Веселий?», «Нервовий?») і відповідали на них за чотирибальною шкалою. Інші дослідження застосовували більш складні методи, такі як анкети PANAS і STAI. В польових умовах додатки для смартфонів є ідеальним інструментом для збору самооцінок, наприклад, оцінки настрою. [3]

Персоналізація моделювання емоційних станів стає важливим аспектом у багатьох дослідженнях, оскільки різні індивідууми можуть по-різному реагувати на однакові афективні стимули. Це може залежати від ряду факторів, таких як особистісні риси, культурні особливості, життєвий досвід або навіть поточний фізіологічний стан. Саме тому створення індивідуалізованих моделей, що враховують ці нюанси, є ключовим для досягнення високої точності в прогнозуванні емоційних реакцій. Такі моделі допомагають краще розуміти, як людина переживає стресові ситуації, які емоційні реакції виникають внаслідок певних стимулів, і як ці реакції впливають на її фізичний і психологічний стан. [2,3]

Для ефективної персоналізації моделей необхідно використовувати дані, що характеризують емоційні стани індивідів на основі суб'єктивних оцінок. Оцінки, що надаються самими учасниками через анкети або інтерв'ю, можуть бути об'єднані з фізіологічними даними (наприклад, з електрокардіограми чи вимірів електричної активності шкіри) для створення більш точних і персоналізованих прогнозів. Оскільки люди можуть по-різному оцінювати свої емоції, це вимагає від дослідників розробки систем, що здатні адаптуватися до цих змінних умов. [4]

Використання мобільних додатків для збору таких даних стало популярним інструментом для дослідження емоційних станів в реальному часі. Ці додатки дозволяють учасникам самостійно відслідковувати свої емоції і стресові реакції протягом дня, що дає можливість аналізувати зміни в емоційному стані людини в різних ситуаціях. Смартфони, зокрема, надають зручний інтерфейс для введення суб'єктивних оцінок, а також можуть інтегрувати дані з носимих пристроїв, таких як фітнес-браслети або інші сенсори, що вимірюють фізіологічні показники. [4,5]

Інтеграція персоналізованих емоційних моделей у реальне життя має великий потенціал для застосування в різних сферах. Від моніторингу стану здоров'я в медичних установах до персоналізованих рекомендацій для підвищення ефективності в роботі чи навчанні. Технології, що базуються на такому підході, можуть використовуватися для покращення психічного здоров'я, допомагаючи людям краще розуміти свої емоції і надаючи рекомендації щодо подолання стресу. Такі інструменти вже активно застосовуються в психотерапії, де вони служать допоміжними засобами для оцінки психологічного стану пацієнтів і покращення результатів лікування. [5]

1.2 Протоколи проведення експерименту

Учасникам було рекомендовано утримуватись від вживання кофеїну та тютюну за годину до початку експерименту. Крім того, їм запропонували уникати інтенсивних фізичних навантажень у день проведення дослідження.

Перед початком експерименту всі учасники ознайомились із формою згоди та підписали її. Після прибуття на місце проведення дослідження, учасникам було надано датчики, і здійснено коротке тестування їх роботи. Далі пристрої RespiBAN та E4 були синхронізовані вручну шляхом подвійного натискання. [5]

Після оснащення учасників датчиками, був зафіксований 20-хвилинний період базового стану. Протягом цього часу учасники сиділи або стояли біля столу, отримавши нейтральний матеріал для читання (наприклад, журнали). Основною метою цього етапу було створення нейтрального емоційного фону у учасників. [6]

У рамках умови розваги учасники переглядали набір з одинадцяти смішних відеокліпів. Кожен з них супроводжувався короткою нейтральною паузою тривалістю п'ять секунд. Вісім з цих відеокліпів були вибрані з колекції, наданої Самсоном, а інші три — авторами дослідження. Загальна тривалість цієї умови склала 392 секунди.[6]

Учасники пройшли через класичний тест соціального стресу Тріра (TSST), який включає завдання публічного виступу та математичну задачу. Ці завдання відомі своєю ефективністю у викликанні стресу, оскільки вони передбачають соціальну оцінку та високий рівень когнітивного навантаження. У нашій версії TSST учасники спочатку повинні були виголосити п'ятихвилинну промову про свої особисті якості перед трьома членами комісії, зосереджуючи увагу на своїх сильних та слабких сторонах. Учасникам було сказано, що члени комісії є фахівцями з людських ресурсів нашої організації, і що для покращення кар'єрних перспектив вони повинні справити найкраще враження. Учасники мали три хвилини для підготовки, але не могли використовувати записи під час виступу. Після промови комісія попросила учасників порахувати від 2023 до нуля, зменшуючи число на 17. Якщо учасники допускали помилку, вони повинні були почати рахунок знову. Для виконання кожного завдання було відведено п'ять хвилин, що в результаті становить приблизно десятихвилинну тривалість всього тесту. Після

виконання TSST учасникам було надано десятихвилинний період відпочинку. [6,7]

Умови розваги та стресу, спрямовані на емоційне збудження учасників, супроводжувалися сеансом керованої медитації. Головною метою медитації було знизити рівень збудження учасників і допомогти їм повернутися до більш нейтрального емоційного стану. Медитація базувалася на техніці контролю за диханням, яку проводили за допомогою аудіозапису. Учасники слухали інструкції, тримаючи очі закритими і сидячи в зручній позі. Загальна тривалість медитації складала сім хвилин. [7]

Наприкінці експерименту датчики знову синхронізувалися за допомогою подвійного натискання. Після цього їх знімали з учасників, і їм повідомляли, що члени комісії були просто "звичайними" дослідниками. [7]

У рамках лабораторного протоколу учасникам запропонували одягнути зручну сорочку та уникати носіння металевих предметів або аксесуарів у день проведення сесії, щоб запобігти можливим перешкодам у роботі датчиків. Оскільки на фізіологічні сигнали можуть впливати різні фактори, окрім стресу, були введені додаткові вимоги для контролю цих чинників. Учасникам надали інструкції уникати вживання кофеїну, тютюну та інтенсивних фізичних навантажень принаймні за 4 години до початку сесії, алкоголю — за 24 години, а також знеболюючих препаратів (включаючи безрецептурні, як аспірин) — за 72 години до сесії. Якщо учасник не відповідав цим вимогам, його перенаправляли на інший час. [7]

Лабораторна сесія тривала близько двох годин. Спочатку учасники ознайомлювалися з документом про інформовану згоду, який вони підписували. Після отримання згоди на учасника надягали датчики, які безперервно фіксували фізіологічні сигнали протягом усієї сесії. Потім учасники мали 30 хвилин для відпочинку, під час якого вони розслаблялися на кріслі, переглядаючи нейтральні природні програми. Після цього учасники зазнавали трьох різних стресових ситуацій: публічного виступу, математичного завдання та холодового тесту (у зазначеному порядку). Ці

стресори були обрані через свою типову природу в соціальному, когнітивному та фізичному аспектах, оскільки вони часто трапляються в реальному житті і здатні викликати стрес у більшості людей. [7]

Під час стресора публічного виступу учасник мав виголосити 4-хвилинну промову, яку передувала 4-хвилинна підготовка в тиші. Щоб посилити соціальний стрес, учаснику повідомили, що його виступ буде записано на відео і оцінено співробітниками. Це завдання створювало додатковий тиск через соціальну оцінку та вимогу виступати перед аудиторією, що підвищувало рівень стресу. Крім того, завдання публічного виступу включало не лише вимогу бути чітким і впевненим під час промови, а й потребу вміння працювати під час публічного оцінювання.[7]

Математичний стресор вимагав від учасника додавання цифр тризначного числа та сумування результату з початковим числом, що стало викликом для когнітивних ресурсів. Щоб оцінити вплив різних поз на фізіологічні показники, завдання виконувалося в двох частинах — сидячи та стоячи. Це дозволило дослідникам перевірити, як змінюється рівень стресу залежно від положення тіла, що могло вплинути на ефективність моделі стресу. Порядок виконання завдання сидячи і стоячи змінювався, щоб уникнути ефекту навчання та впливу на результат дослідження.[8]

Останній стресор включав фізичну провокацію: учасник мав занурити домінантну руку в крижану воду до зап'ястя на 90 секунд. Це завдання було спрямоване на створення фізіологічного стресу через екстремальну температуру, що викликало відповідну реакцію організму. У разі сильного дискомфорту учасник міг вийняти руку раніше, але стандартно тривалість цього тесту становила 90 секунд. Після кожного стресора учасники отримували п'ятихвилинну перерву, що дозволяло знизити фізіологічну реакцію на стрес і частково відновити їхній емоційний стан перед наступним випробуванням. [8,9]

Після завершення всіх стресових завдань учасникам пропонувалась 30-хвилинна перерва на відновлення, що була подібна до початкового періоду

відпочинку. Це дало змогу відновити емоційний та фізіологічний стан учасників після стресових ситуацій перед переходом до наступного етапу дослідження. У цілому, протягом лабораторної сесії учасникам було запропоновано заповнити чотирнадцять самозвітів, які допомагали відстежити суб'єктивний рівень стресу в різні моменти дослідження. Перший самозвіт був заповнений на початку сесії, перед початком всіх тестів, а подальші були заплановані після кожної перерви та стресового завдання для кращого моніторингу змін в емоційному стані учасників. [9]

1.3 Методика виявлення стресу

Тривале перебування в стресовому стані негативно впливає на психічне та фізичне здоров'я, тому важливо своєчасно виявляти стрес. У цьому дослідженні пропонується метод для безперервного виявлення стресових подій за допомогою комерційного пристрою для зап'ястя. Метод включає три основні компоненти машинного навчання: детектор стресу в лабораторних умовах, який виявляє короткочасні стресові ситуації кожні 2 хвилини; система розпізнавання активності, яка безперервно визначає активність користувача і надає додаткову контекстну інформацію; і детектор стресу, що працює на основі контексту, який комбінує дані лабораторного детектора та інформацію про активність користувача для прийняття рішення з інтервалом у 20 хвилин. Цей метод був оцінений в умовах лабораторії та в реальному житті. Результати показали точність 92% на основі даних, зібраних протягом 55 днів. Наразі цей метод інтегрується в мобільний додаток для моніторингу психічного здоров'я та благополуччя користувачів. [8, 9, 10]

Аналіз існуючих досліджень в області виявлення стресу з точки зору інформатики свідчить про те, що акцент поступово зміщується від виявлення стресу в контрольованих умовах за допомогою складних датчиків до виявлення стресу в реальних умовах із використанням більш зручних і доступних пристроїв. Одними з перших, хто досліджував цю тему, були Хілі та Пікард, які в 2005 році продемонстрували можливість виявлення стресу за

допомогою фізіологічних датчиків. Завдяки розвитку технологій та удосконаленню пристроїв, оснащених фізіологічними сенсорами, метод, що колись вимагав використання інвазивних проводів і електродів, тепер став доступним для застосування в повсякденних умовах. [11]

У 2015 році Ховсепян і його колеги представили метод cStress для безперервної оцінки стресу. Вони розробили цей метод, використовуючи два окремі набори даних з 25 учасників і протестували його на третьому наборі даних, що містив 30 учасників. Результати дослідження підтвердили, що стрес можна виявити за допомогою грудного ременя, який надає дані про дихання та електрокардіограму (ЕКГ). В якості майбутнього напрямку вони запропонували використовувати смарт-годинники як джерело даних ЕКГ, краще обробляти фізичну активність і інтегрувати контекстну інформацію у процес виявлення стресу, що стало основою для нашого дослідження. [12]

З 2005 року було проведено низку досліджень, спрямованих на розробку методів виявлення стресу за допомогою поєднання обробки сигналів та машинного навчання. У більшості з них використовувалися дані з різних сенсорів, таких як датчик дихання, ЕКГ, частоти серцевих скорочень (HR), акселерометр, шкірно-гальванічна реакція (GSR), об'ємний пульс крові (BVP) та електроміограма. Однак деякі з цих методів мають обмеження, пов'язані з фізичними параметрами (наприклад, аналіз мозкової активності) або з питань конфіденційності (наприклад, використання аудіо або відео даних користувача). [9,10]

У цьому дослідженні використовувався пристрій, який збирає дані про прискорення, BVP, GSR, HR, інтервали RR (час між серцевими ударами) та температуру шкіри (ST). Окрім унікальної комбінації датчиків, це перше, наскільки відомо, дослідження, в якому інтервали RR з пристрою для зап'ястя використовуються для виявлення стресу в реальних умовах. Ще однією важливою відмінністю цього дослідження є середовище, для якого воно було розроблене. Як і в багатьох інших наукових проблемах, спочатку аналіз

проводиться в контрольованих умовах, таких як лабораторії, офіси, автомобілі (під час водіння), ліжка (під час сну) або кол-центри. [13]

Рамос представив підхід, який наближається до реальних умов: метод Мохіно-Херранца, де учасникам дозволено бути активними відповідно до попередньо визначеного сценарію. Однак існує дуже мало підходів, які були протестовані в повністю реальному середовищі. Наприклад, Сано не надає результатів незалежної оцінки, обмежуючись лише 10-кратною перехресною перевіркою, Адамс не повідомляють показники ефективності, зосереджуючи увагу на порівнянні методів вимірювання стресу в реальних умовах, а Ховсепян використовували грудний ремінь, що може бути незручним для користувача через його розташування. [14]

Метод складається з трьох ключових компонентів машинного навчання: основного детектора стресу, класифікатора для розпізнавання активності та детектора стресу з урахуванням контексту. Базовий детектор стресу побудований на лабораторних даних і використовує 4-хвилинне вікно даних із перекриттям 2 хвилини, що дозволяє робити прогнози кожні 2 хвилини. Це вікно було обрано через необхідність мати достатньо даних для аналізу варіабельності серцевого ритму (HRV). Класифікатор розпізнавання активності працює на даних акселерометра, визначаючи активність користувача (наприклад, сидіння, ходьба, біг або їзда на велосипеді), і надає контекстну інформацію для подальшої обробки детектором стресу на основі контексту. Цей детектор агрегує прогнози від базового класифікатора, враховує контекст та видає фінальний прогноз кожні 20 хвилин, що було обрано експериментально. Використання контекстного класифікатора дозволяє відрізнити справжній стрес від інших фізіологічних реакцій, таких як фізичні вправи, їжа або спекотна погода, що може викликати подібне збудження. Завдяки контекстуальному аналізу, ми можемо надавати точнішу інформацію про життєві обставини користувача, що підвищує точність виявлення стресу. [15,16]

Для розробки базового класифікатора виявлення стресу використовували стандартний процес машинного навчання. Спочатку дані зберігалися безпосередньо на пристрої, а потім передавалися на комп'ютер для подальшої обробки. [17]

Для сигналів BVP, HR, ST та GSR були обчислені кілька статистичних характеристик: середнє значення, стандартне відхилення, квартилі та квартильне відхилення. Крім того, для сигналів HR, ST та GSR були визначені регресійні ознаки, такі як нахил та перехоплення сигналу. [17]

Для сигналу GSR був застосований алгоритм для виявлення піків, який дозволяє виявляти відповідні реакції GSR. Додатково були отримані ознаки, зокрема кількість реакцій, їх сила, кількість значних реакцій (тобто тих, що перевищують заданий поріг) та сила цих значних реакцій. [18]

Для аналізу сигналу RR використовувався підхід варіабельності серцевого ритму як в частотній, так і в часовій областях. Сигнал RR був сегментований на сусідні інтервали, і потужність спектра обчислювалася за допомогою швидкого перетворення Фур'є для кожного сусіднього інтервалу з 32 зразків в одному вікні. Часові ознаки включали середні значення інтервалів RR, стандартне відхилення цих інтервалів, квадратний корінь середнього квадрата різниць між сусідніми інтервалами, а також відсоток різниць, що перевищують задані значення (x = 20, 50, 70 мс). Частотні ознаки включали загальну спектральну потужність для різних діапазонів частот інтервалів RR, а також співвідношення потужності низької до високої частоти. [19,20]

Загалом було витягнуто 63 ознаки, які потім були передані до алгоритму машинного навчання для навчання базового детектора стресу. Для цього використовувався алгоритм Random Forest з WEKA, який був вибраний експериментальним шляхом. Оцінка моделі описана в розділі експериментів. [17]

Класифікатор активності використовує дані акселерометра для виявлення типів активності користувача, таких як сидіння, ходьба, біг і їзда на велосипеді. Результати агрегуються за 4-хвилинне вікно, кожен тип активності

отримує своє значення ("рівень активності", наприклад, лежання = 1, ходьба = 3, біг = 5), а середній рівень активності використовується як ознака для детектора стресу на основі контексту. [18]

Детектор стресу на основі контексту розроблений для розрізнення реального стресу в повсякденному житті та ситуацій, які можуть спричинити фізіологічне збудження, таких як фізичні вправи, харчування або жарка погода. Для цього він використовує останні 10 прогнозів базового детектора стресу, попередній вихід контекстного детектора та контекстні ознаки, такі як інформація про інтенсивність фізичних навантажень за останні 30 хвилин, час доби та тип дня (робочий чи вихідний). Прогноз стресу на основі цих ознак робиться кожні 20 хвилин. Детектор був навчений за допомогою алгоритму SVM, який також був вибраний експериментальним методом. [19]

1.4 Застосування штучного інтелекту

Виявлення стресу з використанням машинного навчання включає етапи збору, очищення та попередньої обробки даних. Для цього застосовуються методи інженерії ознак, що дозволяють видобувати корисну інформацію або створювати нові ознаки, здатні відображати патерни, пов'язані зі стресом. Це може включати обчислення статистичних параметрів, аналіз у частотній області чи обробку часових рядів для виявлення фізіологічних або поведінкових маркерів стресу. Отримані чи створені ознаки сприяють поліпшенню точності моделі. [20]

Дослідники використовують марковані дані для навчання моделей машинного навчання, таких як логістична регресія, SVM, дерева рішень, випадкові ліси чи нейронні мережі, з метою класифікації рівнів стресу. Оцінка ефективності моделей здійснюється за допомогою таких метрик, як точність, специфічність, чутливість і F1-оцінка. Інтеграція навчених моделей у реальні застосування дозволяє здійснювати моніторинг стресу в реальному часі. Постійне оновлення даних і зворотний зв'язок з користувачами є важливими для підвищення точності системи. [21,22]

При обробці чутливих особистих даних, пов'язаних зі стресом, важливо враховувати етичні аспекти та питання конфіденційності. Необхідно забезпечити отримання належної інформованої згоди, анонімізацію даних та застосування заходів для їх безпечного зберігання з метою захисту конфіденційності та прав осіб. Етичні міркування, конфіденційність і безпека даних мають залишатися пріоритетними протягом усього процесу. Виявлення стресу за допомогою машинного навчання дозволяє здійснити раннє втручання, персоналізоване управління стресом та покращення загального благополуччя. [22]

У статті "Continuous Stress Detection Using a Wrist Device – In Laboratory and Real Life" Мартіна Гйорескі та співавторів розглядається метод безперервного виявлення стресових подій за допомогою комерційного пристрою для зап'ястя. Дослідження включає три основні компоненти машинного навчання для ефективного виявлення стресу як у лабораторних, так і в реальних умовах. [23]

Першим компонентом є детектор стресу в лабораторних умовах, який здійснює короткочасні вимірювання стресу кожні дві хвилини. Цей модуль розроблений для точного виявлення стресу в контрольованих умовах, де мінімізовано вплив зовнішніх факторів. [23]

Другий компонент - це система розпізнавання активності, яка постійно відслідковує фізичну активність користувача. Вона забезпечує контекстуальну інформацію про активності, які можуть впливати на рівень стресу, зокрема фізичні навантаження або періоди спокою. [23]

Третій компонент - детектор стресу на основі контексту, що комбінує результати лабораторного детектора та дані про фізичну активність для прийняття обґрунтованих рішень. Цей модуль проводить оцінку рівня стресу через інтервали по 20 хвилин, що дозволяє відслідковувати зміни в реальному часі. [24]

Методика була перевірена як в умовах контрольованої лабораторії, так і в реальних ситуаціях протягом 55 днів. Оцінка точності методу на реальних

даних, отриманих за допомогою комерційного пристрою для зап'ястя, підтверджує його ефективність для виявлення стресу в реальних умовах. [24]

Персоналізація систем виявлення стресу є ключовим аспектом, оскільки враховує індивідуальні реакції на стресори. Врахування суб'єктивних оцінок емоційних стимулів може сприяти розробці більш ефективних моделей, орієнтованих на різні групи користувачів.

Нещодавні дослідження в області виявлення стресу підкреслюють важливість доступу до відкритих наборів даних для розвитку моделей і алгоритмів. Наприклад, набори даних, що містять фізіологічні сигнали різних людей у різних емоційних станах, є важливим ресурсом для підвищення точності систем виявлення стресу. [25]

У цьому контексті важливо впроваджувати новітні досягнення з суміжних сфер, таких як розпізнавання емоцій за допомогою фізіологічних даних, для досягнення кращих результатів у виявленні та управлінні стресом. Такі інноваційні підходи можуть допомогти покращити якість життя людей і підвищити їхню ефективність у роботі. [25]

Штучний інтелект грає важливу роль у виявленні стресу, оскільки дає змогу обробляти великі обсяги фізіологічних даних і виявляти складні зв'язки між показниками та емоційним станом. Алгоритми машинного навчання та нейронні мережі застосовуються для розподілу станів на стресові та нестресові, що дає змогу автоматично визначати стрес і попереджати користувачів про можливий ризик. Наприклад, моделі машинного навчання з точністю до 72% використовуються для класифікації рівнів стресу на основі фізіологічних даних. [26]

Для вирішення задачі виявлення стресу пропонується розробити новий підхід, що використовує нейронні мережі та спільний дослідницький протокол. Нейронна мережа буде навчатися на великому обсязі фізіологічних даних, отриманих з носимих пристроїв. Вона буде визначати рівень стресу, аналізуючи динаміку фізіологічних показників, таких як пульс, ЕЕГ та електрична активність шкіри (EDA). Спільний протокол забезпечить

стандартизацію збору та обробки даних, що дозволить застосовувати єдиний підхід до оцінки та моніторингу стресу. [27]

Використання штучного інтелекту в сучасних системах для виявлення стресу є перспективною областю досліджень. Фізіологічні дані, зібрані за допомогою носимих пристроїв і оброблені алгоритмами машинного навчання, дають змогу точно виявляти стресові стани та швидко реагувати на них. Розробка нових методів, що базуються на нейронних мережах та спільному протоколі досліджень, є важливим етапом у створенні ефективних систем для моніторингу та управління стресом. [28]

1.5 Обґрунтування технології виробництва

Процес виявлення стресу за допомогою методів машинного навчання включає етапи збору, очищення та попередньої обробки даних. Застосовуються підходи до інженерії ознак для отримання значущої інформації або створення нових характеристик, що можуть відображати зв’язки, пов’язані зі стресом. Це може охоплювати обчислення статистичних параметрів, аналіз частотних компонентів або часових рядів для виявлення фізіологічних чи поведінкових маркерів стресу. Виявлені або створені ознаки дозволяють підвищити ефективність роботи моделі. [29]

Дослідження показали, що люди можуть реагувати по-різному на стресові подразники або когнітивні навантаження залежно від їх психологічних рис особистості. Люди з різними психологічними профілями демонструють різні реакції на когнітивні навантаження та пов’язані з ним наслідки, такі як стрес. [30]

Когнітивно-поведінкова терапія (КПТ) є одним із найпоширеніших підходів до управління стресом. Цей метод спрямований на трансформацію способу мислення та моделей поведінки, що сприяє ефективному контролю емоційних реакцій, зменшенню тривожності та покращенню когнітивних здібностей. Універсальність КПТ дозволяє її адаптувати до потреб різних типів особистостей. [31]

Медитація та практики усвідомленості є дієвими засобами для подолання стресу. Вони сприяють розвитку концентрації та усвідомленості, допомагають знижувати рівень стресу і покращувати здатність реагувати на когнітивні виклики. Ці техніки забезпечують розслаблення та підтримують психічну рівновагу, що є особливо важливим для людей із підвищеною тривожністю або емоційною нестабільністю. [32]

Технології біологічного зворотного зв'язку (biofeedback) дозволяють користувачам контролювати свої фізіологічні процеси, такі як серцевий ритм або рівень стресу, спостерігаючи за ними в режимі реального часу. Це підхід особливо корисний для людей, які чутливо реагують на фізіологічні прояви стресу і прагнуть навчитися керувати своїм тілом для зниження його впливу. [33]

Мобільні додатки та носимі гаджети для управління стресом здобули популярність завдяки можливості моніторити фізіологічні параметри і надавати персоналізовані рекомендації. Вони забезпечують індивідуальний підхід до зниження стресу і є зручними для використання широкою аудиторією, хоча їх ефективність значно залежить від регулярності роботи над собою. [34]

Кожен із методів має свої сильні та слабкі сторони, які залежать від індивідуальних потреб та особливостей людини. Наприклад, КПТ може бути неефективною для тих, хто надає перевагу фізіологічним підходам до контролю емоційного стану, тоді як біофідбек може бути складним у застосуванні через обмежений доступ до необхідних технологій. Медитація потребує регулярних і тривалих практик для досягнення відчутних результатів, тоді як мобільні додатки забезпечують швидкий доступ до інструментів управління стресом, але їхня ефективність залежить від систематичного використання. Таким чином, оптимальним підходом є інтеграція різних методів у єдину комплексну систему, яка враховує індивідуальні особливості користувача. [34]

Для аналізу зв’язку між фізіологічними реакціями (частота серцевих скорочень (ЧСС), інтервали між ударами серця (RR), шкірно-гальванічна реакція (GSR)) та когнітивним навантаженням використовуються дані, зібрані за допомогою носимих пристроїв. Ці показники найбільш точно відображають характер навантаження та стресу людини. На основі цих даних нейронна мережа виконує оцінку когнітивного навантаження. [35]

Розробка моделі починається зі збору фізіологічних і психологічних даних пацієнтів, включаючи результати тестувань. На цьому етапі формується датасет, який проходить попередню обробку: очищення від шумів, уніфікацію форматів даних та їх стандартизацію. Наступним етапом є створення та аналіз ознак (feature engineering), що передбачає розширення набору кореляційних змінних, виділення важливих характеристик та факторів. Ці процеси є ключовими для забезпечення якісного аналізу даних і створення ефективної моделі. [12, 35, 36, 37]

Після підготовки дані розбиваються на тренувальну та валідаційну вибірки (70 на 30 відсотків середньо по узагальнюючим групам), що необхідно для визначення адекватності та точності моделі ШІ. [38]

Проєктування архітектури нейронної мережі є критично важливим етапом у розробці цієї технології, оскільки правильний вибір підходу до моделювання значно підвищує ймовірність успішного функціонування моделі та її здатності ефективно обробляти вхідні дані.Вибір методу моделювання полягає у вирішенні задач:

1. Чи є у пацієнта стрес чи ні
2. Передбачення стресу

Для вирішення поставленої задачі доцільно застосувати метод класифікації часових рядів, який дозволяє не лише аналізувати дані, але й передбачати класифікацію в майбутньому. Інші підходи, як-от класифікація історичних даних або моделювання на основі цих даних, не забезпечують достатньої точності та демонструють нестабільність у роботі.

На цей час альтернативні підходи до аналізу часових рядів не є широко поширеними і не забезпечують бажаних результатів.

Ключовим етапом у розробленій архітектурі є створення модуля оптимізації гіперпараметрів, який дозволить системі адаптуватися до різних типів вхідних даних пацієнтів під час реалізації основного протоколу експерименту. Це особливо важливо, оскільки дані можуть варіюватися залежно від кількості чинників, їхньої тривалості та особливостей, пов’язаних із методами збору інформації. [39]

Модель повинна працювати в режимі реального часу, взаємодіючи зі спеціалізованими датчиками-браслетами, придбаними у компанії Garmin, які виконують функцію зчитування фізіологічних показників пацієнтів. Для вимірювання ключових параметрів, таких як артеріальний тиск, пульс та шкірно-гальванічна реакція, використовуються датчики, інтегровані в браслети смарт-годинників, які забезпечують високу точність вимірювань. Завдяки програмованим датчикам дані про фізіологічний стан пацієнта, який бере участь у протоколі експерименту, можуть майже миттєво передаватися в програмну систему. Модель штучного інтелекту обробляє ці дані в реальному часі, генерує результати (наприклад, рівень стресу, фізичне навантаження, норма чи патологія) і передає їх на комп’ютер оператора, відповідального за проведення експерименту.. [6, 40]

Практична частина технології включає основний протокол експерименту, що складається з різноманітних психологічних, стресових та медитаційних тестів, розроблених і затверджених авторитетними вченими, лікарями та психологами. Їхні висновки підтверджують необхідність включення цих тестів у протокол для забезпечення додаткових умов для пацієнта під час експерименту. Однією з важливих умов для успішного проведення експерименту з оцінки стресу є попереднє вимірювання фізіологічних показників пацієнта перед початком основного етапу дослідження.. [41]

Ключовим підтвердженням ефективності структури технології для визначення та оцінки когнітивного навантаження в лабораторії є реалізація основного протоколу експерименту, який контролює та забезпечує виконання умов для отримання адекватних і точних результатів моделі оцінки стресу.

Разом у поєднанні програмна, технічна та практична частини технології для оцінки рівня стресу вирішують наступні проблеми:

1. Зменшення вірогідності випадкових результатів, завдяки контролю та виконанню умов протоколу експерименту.

2. Об’єднання штучного інтелекту разом з високоточними датчиками надає можливість ретельно визначати складну та неоднозначну поведінку фізіологічних показників людини.

3. Результати проведення даного дослідження є офіційно підтвердженні та здатні до інтерпретації, завдяки веденню протоколу та уникненню або усвідомленню зовнішніх факторів, що можуть вплинути на збільшення вірогідності випадковості у результатах моделі.

4. Результати експерименту є структуровані та відслідковують стани пацієнта у будь-який час ведення експерименту, що дозволяє застосувати поглиблений аналіз вихідних даних, створення нових адаптивних моделей, а також використання репорту висновків як у різних сферах, наприклад, наукових так і для донавчання вже готової моделі оцінки рівня когнітивного навантаження.[42, 43]

1.6 Метрики алгоритмів

Для оцінки ефективності моделей машинного навчання використовуються різні метрики. У практичній частині будуть застосовуватись такі показники, як accuracy, precision, recall та F1-Score. Ці метрики дозволяють оцінити різні аспекти роботи моделі та сприяють прийняттю рішень у задачах машинного навчання.

1.6.1 Точність, Accuracy

Точність (accuracy) — це метрика, яка оцінює ефективність класифікаційної моделі в машинному навчанні. Вона визначає загальний відсоток правильних прогнозів, обчислюючи відношення правильних результатів до загальної кількості прогнозів. [44]

Для розрахунку точності порівнюються прогнозовані мітки моделі з реальними мітками в тестовому наборі даних. Кожне прогнозування, яке збігається з реальною міткою, вважається правильним. Оцінка точності визначається шляхом ділення кількості правильних прогнозів (істинних позитивних та істинних негативних результатів) на загальну кількість прогнозів. (1). [44]

$$Accuracy = \frac{True\ Positives + True\ Negatives}{Total\ Population} \tag{1}$$

Вища точність означає, що модель робить більше правильних прогнозів. Однак одним із обмежень цієї метрики є те, що вона не враховує розподіл класів у наборі даних, обробляючи всі класи однаково. У випадках, коли класи мають незбалансовані пропорції, модель може досягти високої точності, передбачаючи домінуючий клас для всіх прикладів, навіть якщо вона ігнорує менш представлений клас. [44, 45]

1.6.2 Точність, Precision

Точність (precision) — це метрика, що в машинному навчанні оцінює надійність позитивних прогнозів моделі. Вона визначає, яку частину правильно класифікованих позитивних випадків становлять усі передбачення, які модель позначила як позитивні. [44, 46]

Для обчислення точності розглядаються істинно позитивні (True Positive) та хибно позитивні (False Positive) результати. Істинно позитивні — це випадки, які були правильно класифіковані як позитивні, а хибно позитивні — це ті, що були помилково позначені як позитивні. Точність обчислюється

як відношення істинно позитивних результатів до суми істинно позитивних і хибно позитивних випадків. (2): [44, 47]

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives} \quad (2)$$

Точність є особливо важливою в ситуаціях, де помилки можуть мати серйозні наслідки. Наприклад, у медицині або при оцінці когнітивного навантаження хибно позитивний результат може призвести до зайвого лікування або втручання для пацієнта, який насправді не має хвороби чи стресу. У таких випадках необхідно досягти високої точності, щоб уникнути помилкових висновків. [44, 47]

1.6.3 Повнота, Recall

Повнота (Recall), також відома як чутливість або показник істинних позитивних результатів, є метрикою, що використовується в машинному навчанні для оцінки здатності моделі правильно виявляти всі позитивні випадки. Вона визначає частку коректно передбачених позитивних випадків серед усіх реально позитивних випадків у наборі даних. [44, 48]

Для обчислення повноти розглядаються істинно позитивні (True Positive) та помилково негативні (False Negative) прогнози. Істинно позитивні випадки — це ті, що були правильно класифіковані як позитивні, тоді як помилково негативні — це ті, що були неправильно визначені як негативні. Повнота обчислюється як відношення істинно позитивних результатів до суми істинно позитивних і помилково негативних результатів (3): [44, 48]

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives} \quad (3)$$

Повнота акцентує увагу на мінімізації хибно негативних результатів, тобто на здатності моделі не пропускати позитивні випадки. Високий рівень

повноти свідчить про те, що модель має малу кількість хибних негативів і здатна виявляти більшу частину позитивних випадків у наборі даних. [44, 49]

Ця метрика особливо важлива в ситуаціях, коли наслідки хибно негативних результатів мають значний вплив. Наприклад, при оцінці когнітивного навантаження, хибно негативний результат може означати пропуск виявлення високого рівня стресу, що може призвести до затримки у прийнятті важливих рішень або пропуску можливостей для покращення стану людини. У таких випадках високий рівень повноти є бажаним, оскільки він дозволяє зменшити ймовірність пропустити позитивні випадки. [44, 50]

Коли повнота комбінується з іншими метриками, такими як точність і F1-Score, вона дозволяє дати більш комплексну оцінку ефективності моделі, що в свою чергу дає змогу здійснити точніший і більш ефективний аналіз результатів. [44, 51]

1.6.4 F1-score

F1-score — це метрика, яка використовується в машинному навчанні для комбінування точності (precision) і повноти (recall) в один показник, що відображає ефективність моделі. Вона дає збалансовану оцінку, враховуючи як здатність моделі уникати хибних позитивних прогнозів, так і її здатність мінімізувати хибно негативні результати. [44, 51]

F1-score є середнім гармонійним значенням точності та повноти. Його значення варіюється від 0 до 1, де 1 означає ідеальний баланс між точністю та повнотою, а 0 — низьку ефективність. Для обчислення F1-score застосовується наступна формула (4): [44, 51]

$$F1\ Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \tag{4}$$

F1-score, комбінуючи точність та повноту, надає більш всебічну оцінку ефективності моделі, ніж просто точність.

Це особливо корисно в умовах, коли класи в даних мають нерівномірний розподіл або коли вартість помилкових позитивних і негативних результатів різна. [44, 51]

Таким чином, F1-score об'єднує точність і повноту в єдиний показник, який збалансовано враховує компроміс між зменшенням хибно позитивних і хибно негативних результатів. Це важливий показник для оцінки моделі, особливо в випадках з незбалансованими даними або коли потрібно досягти оптимального балансу між точністю та повнотою. [44]

.

РОЗДІЛ 2 ТЕХНІЧНИЙ ФАЙЛ

2.1. Вступ

Даний медичний виріб є активний медичним виробом, що не відноситься, ні до списку А ні до списку Б згідно Технічного регламенту щодо медичних виробів

Програмне забезпечення є активним медичним виробом, що являє собою неінвазійний медичний виріб.

Згідно додаткових критеріїв для класифікації активних медичних виробів, виріб відноситься до класу I, що не відповідає жодному з пунктів критеріїв.

Медичний виріб являє собою програмне забезпечення, що на основі сигналу від фітнес-браслета дає оцінку психологічного стану пацієнта.

Швидкість проведення аналізу та видачі результатів є 1.5 хвилини. Для оцінки потрібне завантажене у фітнес-браслет програмне забезпечення (медичний виріб).

Користуватися медичним виробом можуть як і лікарі при попередніх обстеженнях пацієнта, так і цільові користувачі такі, такі як хірурги, пожежники, працівники критичної інфраструктури та інші протокольно підготовлені працівники.

Оцінка психологічного стану проводиться за допомогою вимірювання фізіологічних показників пацієнта , так як: ЧСС, тиск та шкірно гальванічна реакція.

Результати аналізу виводяться на фітнес браслет сигналом про наявність критичного психологічного стану. За шкалою 0 – позитивний психологічний стан, 1 – негативний психологічний стан. Моніторинг та історія записів оцінки психологічного стану завантажується у базу даних, та може бути переглянута лікарем або користувачем у мобільному додатку.

Програмне забезпечення складає з себе модель на основі нейронної мережі та модуля аналізу та обробки даних.

2.2. Список обов’язкових вимог

Стандарти що встановлюють чіткі правила щодо використання символів на маркуванні медичних виробів. Вони гарантують, що символи є зрозумілими та однозначними для всіх користувачів, незалежно від мови. Стандарти детально описують процес розробки нових символів та їх валідації, щоб уникнути плутанини та забезпечити безпеку пацієнтів. [52]

ISO 15223-1:2016. Medical devices — Symbols to be used with medical device labels, labelling and information to be supplied — Part 1: General requirements [52]

ISO 15223-2:2010. Medical devices — Symbols to be used with medical device labels, labelling, and information to be supplied — Part 2: Symbol development, selection and validation [52, 53]

Національні стандарти, засновані на європейських нормативах, визначають, яку саме інформацію виробник повинен надавати разом з медичним виробом. Це може включати інструкції з використання, застереження, технічні характеристики та іншу важливу інформацію. Стандарти також регламентують використання графічних символів на маркуванні, щоб забезпечити швидке та точне розуміння призначення та особливостей виробу. [53]

ДСТУ EN 1041:2015 Вироби медичні. Інформація, яку надає виробник [53, 54]

ДСТУ EN 980:2007 Символи графічні для маркування медичних виробів [53, 55]

Стандарт визначає вимоги до системи управління якістю для організацій, які виробляють медичні вироби. Він охоплює весь життєвий цикл виробу, від розробки до післяпродажного обслуговування. [56]

ISO 13485: Системи управління якістю для медичних виробів. [56]

Спеціалізований стандарт, який стосується розробки програмного забезпечення для медичних виробів. Забезпечує систематичний підхід до розробки, включаючи визначення вимог, проектування, валідацію та управління змінами. Цей стандарт допомагає гарантувати, що програмне забезпечення є безпечним, ефективним та відповідає всім необхідним вимогам. [57]

ISO 62304: Розробка програмного забезпечення для медичних виробів [57]

Стандарт що встановлює загальні вимоги до безпеки медичної електротехнічної апаратури. Він охоплює як апаратну, так і програмну частини медичних пристроїв. [58]

IEC 60601: Медична електротехнічна апаратура – Загальні вимоги до безпеки. [58]

Стандарт що описує процес життєвого циклу програмного забезпечення. Він охоплює всі етапи, від визначення вимог до виведення програмного забезпечення з експлуатації. [59]

ISO/IEC 12207: Системи і програмне забезпечення. Процеси життєвого циклу програмного забезпечення. [59]

Стандарт присвячений управлінню ризиками для медичних виробів. Він вимагає від виробників ідентифікувати, оцінювати та управляти всіма потенційними ризиками, пов'язаними з використанням виробу. [60]

ISO 14971: Управління ризиками для медичних виробів. [60]

Стандарт що визначає вимоги до створення документації для програмного забезпечення. Добре структурована документація є важливою для розуміння функціональності програмного забезпечення, його підтримки та модифікації. [61]

IEEE 829: Створення документації для програмного забезпечення. [61]

Вищезазначені стандарти спрямовані на забезпечення безпеки пацієнтів, високої якості медичних виробів та їх відповідності міжнародним вимогам. Відповідають стандартам для розроблення та впровадження самойстійного

активного медичного виробу класу I, а саме медичний виріб у вигляді програмного забезпечення.

2.3. Загальна оцінка виробничих ризиків розробки моделі

Таблиця 2.3.1 Перелік можливих ризиків виробничого процесу

№	Ризик	Опис ризику	Потенційні наслідки	Заходи з управління ризиками
1	Недостатній обсяг досліджень	Недостатній обсяг наукових досліджень з визначення фізіологічних та фізичних показників, які впливають на когнітивне навантаження.	Неправильна оцінка рівня навантаження, низька ефективність оптимізації.	Розширення досліджень, залучення фахівців з області фізіології та психології.
2	Технічні проблеми зі збором даних	Несправність апаратури для вимірювання фізіологічних показників може призвести до неточностей результатів.	Неправильна інтерпретація даних, помилкові рішення щодо оптимізації.	Регулярна технічна перевірка устаткування, тренінг персоналу.
3	Несумісність даних фізіології та когніції	Виникнення розбіжностей між фізіологічними та когнітивними даними, що може призвести до неправильної оцінки навантаження.	Невірне сприйняття рівня навантаження, помилкові висновки.	Забезпечення єдності та стандартизації методів збору та аналізу даних.

Продовження таблиці 2.3.1

4	Неправильна інтерпретація результатів	Несправжні або помилкові висновки з аналізу фізіологічних та фізичних даних можуть призвести до неправильної оптимізації.	Неправильне впровадження заходів для оптимізації робочого процесу.	Залучення експертів для аналізу та інтерпретації результатів.
5	Недостатня участь персоналу в оптимізації	Відмова чи невеличка участь персоналу у впровадженні нових методів оцінки та оптимізації робочого процесу.	Низька ефективність впроваджених заходів.	Проведення тренінгів, інформаційна кампанія, стимулювання участі.

На основі матриці ризиків можна виділити такі критичні контрольні точки:

1. Недостатній обсяг досліджень (R1)
2. Технічні проблеми зі збором даних (R2)
3. Несумісність даних фізіології та когніції (R3)

Таблиця 2.3.2 Матриця ризиків виробничого процесу

		Якісні рівні тяжкості		
		незначний	помірний	значний
Якісні рівні вірогідності	високий			R3
	середній		R2	
	низький			R1

Судячи з таблиці 2.3.2 бачимо значні ризики виробничого процесу з високим та низьким рівнем вірогідності.

Таблиця 2.3.3 Перелік контрольних точок виробництва

Очікуваний ризик R/ Назва процесу	**Параметр для контролювання**	**Нормативне значення параметру**	**Методи контролю і/або прилад**	**Періодичність контролю**
R1 - недостатній обсяг досліджень	Кількість проведених досліджень	Згідно з планом	Ведення журналу досліджень, системи моніторингу	Раз за тиждень
R2 - технічні проблеми зі збором даних	Ефективність роботи апаратури	> 95% робочого часу	Регулярна технічна перевірка, системи автоматизації	Регулярний моніторинг
R3 - несумісність даних фізіології та когніції	Ступінь відповідності даних	> 90% збігів	Порівняння результатів, стандартизовані методи збору даних	Регулярний моніторинг

2.4. Оцінка ризиків при проведенні експерименту

Ризик – некореляційні та нестаціонарні дані.

Некореляційність і нестаціонарність даних є одними з найбільш серйозних викликів при розробці моделей оцінки. Дані, які не мають стабільних залежностей і змінюються з часом, створюють складнощі у створенні надійної математичної моделі. Така ситуація призводить до того, що результати моделювання не відображають природного стану речей, стають непрогнозованими та неспроможними задовольнити вимоги точності.

Це робить модель менш ефективною та неадаптивною до реальних умов використання. [62]

У разі роботи з некореляційними і нестаціонарними даними модель може демонструвати некоректну поведінку. Хибні результати вводять користувачів в оману, що може призводити до прийняття неправильних рішень. Крім того, це значно ускладнює процес розробки, вимагаючи більше часу для корекцій і виправлення помилок.

Ризик – відсутність дисперсії та можливості аналізу даних.

У ситуації, коли дані не мають достатньої дисперсії або не піддаються аналізу, виникає серйозна проблема – модель не може пройти етап тренування і виконати поставлені задачі. Логіка побудови таких моделей базується на аналізі різноманітних патернів у даних, і відсутність необхідної варіативності позбавляє її цього фундаменту. Як наслідок, неможливо досягти якісного результату. [63]

Відсутність дисперсії в даних може змусити розробників змінювати логіку виконання моделі. Це тягне за собою значне збільшення часу, необхідного для завершення її розробки, а також ускладнення її налаштування.

Ризик – збій у програмному забезпеченні.

Стабільність програмного забезпечення є ключовим фактором успішної роботи будь-якої моделі. Збої на цьому рівні можуть призвести до серйозних наслідків, таких як несправність алгоритмів, порушення роботи інтерфейсу або невірна обробка даних. Модель може видавати результати, які не відповідають реальності, і це негативно вплине на всі наступні етапи її використання.

Програмні збої спричиняють отримання хибних даних, що ставить під сумнів достовірність усіх етапів експерименту. Результати стають ненадійними, що змушує припинити роботу моделі або повторювати експеримент із додатковими витратами часу і ресурсів.

Ризик – втрата або некоректна обробка даних.

Втрата важливих даних чи їх некоректна обробка є одним із найбільш небезпечних ризиків при роботі з моделями. Якщо частина даних зникає або обробляється неправильно, це унеможливлює виявлення ключових факторів і закономірностей. У результаті модель стає неспроможною видати точний і валідний результат.

Через втрату чи спотворення даних отримані результати стають випадковими й недостовірними. Це може вплинути на всі подальші етапи експерименту, зробивши їх недійсними та змусивши починати процес заново.

Ризик – несправність сенсорів.

Сенсори відіграють ключову роль у зчитуванні та передачі даних для моделі. У разі їх несправності, наприклад, через поломку чи фізичний вплив, модель отримує некоректну інформацію. Це може проявлятися у вигляді зашумлення сигналу або повної втрати даних, що робить експеримент або роботу моделі неможливими. [64]

Зашумлення або відсутність даних, отриманих від сенсорів, призводять до значних похибок у результатах експерименту. Це унеможливлює отримання точних даних і змушує відкладати або припиняти експеримент.

Ризик – невірна оцінка психологічного стану.

Психологічний стан пацієнта є важливим фактором у багатьох моделях, пов’язаних із медициною чи соціальними науками. Невірна його оцінка може призвести до викривлення роботи моделі, а в подальшому – до помилок у розумінні стану пацієнта та формуванні рекомендацій.

Хибна оцінка психологічного стану може стати причиною неправильного аналізу й лікування пацієнта. Це не тільки знижує ефективність моделі, але й створює ризик для здоров’я пацієнта. [65]

Ризик – вплив на психічний стан пацієнта.

Зовнішній вплив на пацієнта під час проведення експерименту може спричинити спотворення вихідного сигналу. Такі фактори, як стрес, шум або інші подразники, впливають на його психічний стан і, відповідно, на дані, які надходять до моделі. [66]

Спотворення сигналів через зовнішній вплив знижує точність результатів моделі. Це може викликати неправильний аналіз, невірні рекомендації для лікування та навіть припинення експерименту через невідповідність даних.

Ризик – порушення та відхилення від протоколу.

Дотримання протоколу є критично важливим для отримання точних і валідних результатів. Будь-яке відхилення або порушення, навіть незначне, може вплинути на кінцевий результат і викликати недовіру до роботи моделі.

Порушення протоколу підвищує ймовірність хибних результатів, що може погіршити психологічний стан пацієнта та зірвати експеримент. Це також ставить під сумнів надійність отриманих результатів.

Ризик – некоректне використання моделі.

Недотримання інструкцій і рекомендацій щодо використання моделі чи обладнання, наприклад, датчиків або браслетів, може призвести до технічних збоїв і хибних результатів.

Некоректне використання обладнання спричиняє його несправність, отримання невірних даних і ускладнення подальшого використання моделі. Це вимагає додаткових ресурсів для відновлення її роботи й повторення експериментів.

2.5. Опис та специфікація виробу

Програмне забезпечення, розроблене в рамках дослідження, є нейронною моделлю для оцінки психологічного стану пацієнта. Цей медичний виріб створено на основі сучасних технологій штучного інтелекту та орієнтований на аналіз даних, отриманих із фітнес-браслетів. Основними показниками, які використовуються для оцінки, є частота серцевих скорочень, варіабельність серцевого ритму, рівень активності та інші біометричні параметри, що відображають фізіологічні реакції на психологічний стан.

Нейронна модель працює як програмний компонент, що аналізує потік даних у реальному часі.

Вона побудована на основі глибоких нейронних мереж, оптимізованих для розпізнавання складних патернів у багатовимірних даних. Система враховує індивідуальні особливості користувача, адаптуючись до його фізіологічних параметрів, що дозволяє підвищити точність оцінок.

Програмне забезпечення інтегрується безпосередньо з фітнес-браслетами, забезпечуючи безперервне зчитування та обробку даних. Для цього передбачено використання стандартних протоколів передачі даних через Bluetooth або інші бездротові технології. Виріб автоматично синхронізується з браслетом, забезпечуючи плавний обмін даними без втручання користувача.

Основною функцією програмного забезпечення є моніторинг змін у біометричних показниках для визначення рівня стресу, тривожності або інших психологічних станів. Система аналізує отримані дані й надає висновки у вигляді візуалізованих звітів та попереджень на моніторі фітнес-браслету. Ці результати призначені для використання медичними фахівцями або самими користувачами, що дозволяє приймати рішення щодо необхідності звернення до лікаря або корекції способу життя.

Особливу увагу приділено забезпеченню конфіденційності даних користувачів. Усі дані шифруються під час передачі та зберігання, а доступ до них контролюється відповідно до прав користувача. Це відповідає сучасним стандартам захисту інформації, таким як GDPR.

Програмне забезпечення розроблене з акцентом на зручність і доступність. Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс дозволяє користувачам легко переглядати результати, отримувати поради або рекомендації, а також налаштовувати систему під свої індивідуальні потреби.

Важливою перевагою виробу є його модульність і можливість подальшого розширення функціональності. Це дозволяє інтегрувати підтримку інших фітнес-пристроїв або додавати нові алгоритми аналізу даних у майбутньому.

Таблиця 2.4.1 Специфікації виробу

№	Параметр	Специфікація
1.	Найменування продукції	Програмне забезпечення – нейронна модель для оцінки психологічного стану пацієнта
2.	Посилання на код	Версія ПЗ: 1.0; Унікальний ідентифікатор: PSY-01
3.	Склад	Глибока нейронна мережа з адаптивною архітектурою; модулі інтеграції з фітнес-браслетом
4.	Опис форми виготовлення	Програмний продукт у вигляді інсталяційного пакета для Windows/Linux або веб-сервіс
5.	Відомості про пакування та маркування	Продукт постачається у цифровому вигляді. Сертифікаційна документація додається в електронному форматі
6.	Вказівки щодо відбору проб і випробувань	Тестування проводиться на еталонних наборах біометричних даних відповідно до протоколу ISO/IEC 25010
7.	Методики випробувань	Аналіз точності класифікації психологічного стану, тестування на наборах даних із маркованими станами
8.	Вимоги до якісного і кількісного визначення	Точність оцінки психологічного стану: ≥ 90%; допустимі межі похибки: ±5%

Продовження таблиці 2.4.1

9.	Умови зберігання	Зберігання програмного забезпечення на захищених серверах із резервним копіюванням
10.	Особливі застережні заходи	Заборонено використовувати з недозволеними пристроями або порушувати регламент роботи
11.	Термін придатності	Гарантована підтримка: 3 роки з дати встановлення. Можливість оновлення без втрати функціональності.

У таблиці 2.4.1 наведені всі необхідні параметри для забезпечення відповідності програмного продукту стандартам якості та безпеки, а також полегшення його практичного використання.

Найменування продукції вказує, що програмне забезпечення розроблене для оцінки психологічного стану пацієнтів за допомогою нейронної моделі. Унікальний код версії дозволяє ідентифікувати конкретну версію продукту та його сертифікацію.

Склад програмного забезпечення описує основні компоненти, включаючи глибоку нейронну мережу, яка є ядром системи, та модулі, що забезпечують інтеграцію з фітнес-браслетами для збору біометричних даних. Опис форми виготовлення уточнює, що продукт постачається у вигляді інсталяційного пакета або веб-сервісу, що забезпечує гнучкість у встановленні й використанні.

Параметри пакування й маркування акцентують увагу на цифровій формі постачання продукту, що відповідає сучасним вимогам до програмних рішень. Відповідна документація додається в електронному вигляді, що спрощує її доступність і зберігання.

Вказівки щодо відбору проб і випробувань забезпечують дотримання стандартів оцінки якості, зокрема через тестування на еталонних наборах даних. Це гарантує точність і надійність нейронної моделі в реальних умовах експлуатації.

Наведено вимоги до точності роботи моделі, зокрема, мінімальний рівень точності класифікації та допустимі межі похибки. Ці показники дозволяють оцінювати ефективність роботи нейронної мережі відповідно до затверджених стандартів.

Умови зберігання передбачають зберігання програмного забезпечення на захищених серверах, що забезпечує його стабільну роботу та безпеку даних користувачів. Особливі застереження вказують на необхідність дотримання регламенту використання для запобігання некоректній роботі або втраті даних.

Термін придатності визначає період гарантованої підтримки програмного забезпечення, який становить три роки. Також передбачено можливість оновлення продукту, що забезпечує його актуальність і відповідність сучасним вимогам.

2.6. Блок схема роботи виробу

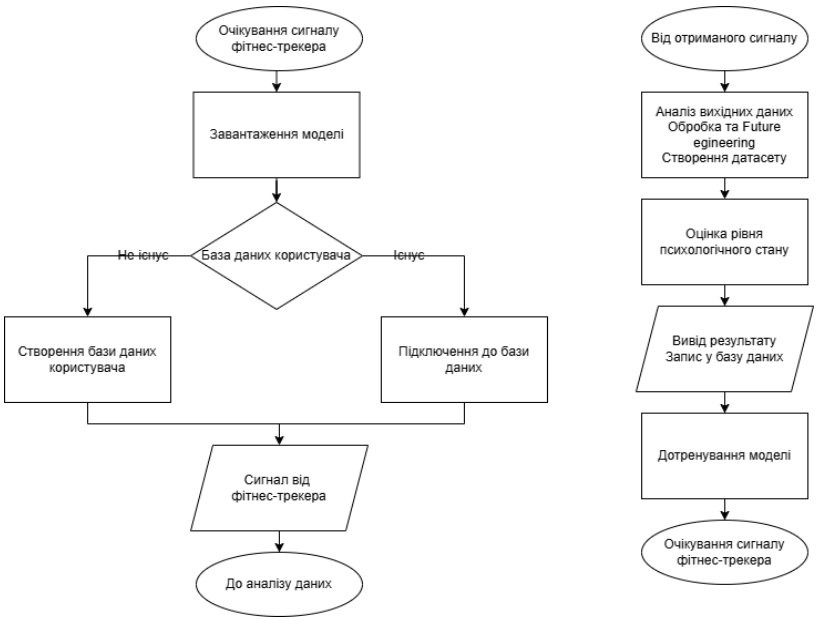


Рисунок 2.6.1 Блок-схема роботи виробу

Блок-схема демонструє логічну послідовність роботи програмного забезпечення, яке використовується для оцінки психологічного стану пацієнта за допомогою фітнес-трекера.

Першим етапом є очікування сигналу від фітнес-трекера. У цей момент система перебуває в режимі готовності, забезпечуючи постійний зв'язок із пристроєм для зчитування біометричних даних.

Після отримання сигналу здійснюється завантаження нейронної моделі, яка є основним компонентом аналізу. Програмне забезпечення перевіряє наявність бази даних користувача. Якщо така база відсутня, система автоматично створює нову, де будуть зберігатися дані користувача. Якщо база даних вже існує, система підключається до неї для подальшої роботи.

Далі відбувається зчитування сигналу від фітнес-трекера, який включає фізіологічні параметри, такі як частота серцевих скорочень та рівень активності. Отримані дані передаються на етап обробки, де виконується їхній аналіз, оптимізація через застосування технік Feature Engineering, а також створення та наповнення датасету для навчання моделі.

На основі оброблених даних нейронна модель оцінює рівень психологічного стану користувача. Цей процес базується на виявленні специфічних патернів у біометричних показниках, що дозволяє отримати точний результат. Після оцінки результати виводяться у зручному для користувача вигляді, а також записуються у базу даних для збереження та подальшого використання.

Якщо аналіз результатів показує необхідність покращення роботи нейронної моделі, система виконує її дотренування. Це дозволяє адаптувати модель до нових даних та підвищити її точність. Завершальним етапом є повернення системи до стану очікування нового сигналу від фітнес-трекера, що забезпечує її готовність до подальшого циклу роботи.

2.7. Випробування виробу

Для вивчення взаємозв'язку між фізіологічними параметрами (такими як частота серцевих скорочень (ЧСС), інтервали між ударами серця (RR), шкірно-гальванічна реакція (GSR) та температура (Temp)), що вимірюються за допомогою носимих пристроїв, і оцінкою когнітивного навантаження, буде використано набір даних CogLoad, зібраний в Університеті Любляна. Цей набір містить позначення когнітивного навантаження та періоди відпочинку. Датасет включає 51578 рядків і 34 колонки (рисунок 2.7.1) [44]

	rr_sd2	rr_sd	rr_mean	rr_min	rr_max	rr_q25	rr_q50	rr_q75	rr_max_min	hr_sd	...	gsr_max_min	temp_sd
0	0.821474	0.670911	0.039909	-1.172231	0.679381	-0.495733	0.357957	0.622364	1.851613	0.630329	...	0.004343	2.220446e-16
1	0.952448	0.748660	-0.147027	-1.376916	0.638969	-0.814181	0.050093	0.604178	2.015885	0.718177	...	0.003333	2.220446e-16
2	1.029516	0.812518	-0.344876	-1.586064	0.638969	-1.065467	-0.321806	0.488021	2.225033	0.795845	...	0.002764	2.220446e-16
3	1.046201	0.849848	-0.567104	-1.817871	0.638969	-1.274574	-0.669659	0.204025	2.456840	0.854830	...	0.002349	2.220446e-16
4	0.994432	0.846700	-0.806084	-1.989803	0.618086	-1.481490	-0.958703	-0.135856	2.607889	0.878898	...	0.002376	2.220446e-16
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
51573	2.043192	1.774986	-0.557990	-3.691934	1.890829	-1.869714	-0.287144	0.883470	5.582763	1.945931	...	2.495274	1.164402e-02
51574	2.205106	1.904835	-1.131124	-4.413645	1.555274	-2.581965	-0.882712	0.426186	5.968918	2.466712	...	2.608603	1.292383e-02
51575	2.356582	2.003955	-1.732797	-5.063131	1.107223	-3.317153	-1.517870	-0.047244	6.170354	3.104094	...	2.658947	1.389535e-02
51576	2.464964	2.071492	-2.345709	-5.634802	0.659717	-4.052789	-2.221558	-0.584928	6.294520	3.861648	...	2.646687	1.454747e-02

Рис. 2.7.1 Приклад даних датасету CogLoad

Обробка набору даних складається з трьох основних етапів:

Перший етап – очищення даних, що включає видалення пошкоджених записів та заповнення пропущених значень.

Другий етап – попередня обробка даних, яка передбачає нормалізацію або стандартизацію.

Третій етап – відбір ознак, на якому визначаються та вибираються найбільш значущі характеристики для моделі.

Початковим етапом аналізу стало усунення шуму, викидів і пошкоджених даних. Також були виправлені або вилучені записи, що містили помилки через несправність датчиків, які зчитували інформацію від користувачів. [44]

Особлива увага була приділена перевірці однорідності вибірки. Оскільки учасники експерименту мали різний вік (від 20 до 59 років) і включали як чоловіків, так і жінок, було важливо переконатися, що всі учасники демонструють схожі фізіологічні реакції на когнітивне навантаження та відпочинок. Ключовим моментом стало також розділення учасників за станом серцево-судинної системи. Було визначено три основні групи: люди з підвищеним тиском і пульсом, знижені показники та нормальні значення. Ці групи були класифіковані в різні кластери для точнішого аналізу. За допомогою методу K-середніх було виявлено трьох осіб з підвищеною ЧСС, і їхні дані були виключені з вибірки для класифікації. [44]

Усі дані пройшли етапи нормалізації та стандартизації. Для нормалізації використовувався метод мінімально-максимальної нормалізації, при якому значення даних перетворюються в діапазон від 0 до 1 шляхом віднімання мінімального значення і поділу на різницю між максимальним і мінімальним значеннями. Стандартизація ж передбачає перетворення даних шляхом віднімання середнього значення і поділу на стандартне відхилення для центрованості результатів. [44]

Набір даних розбивається на три вибірки (рисунки 2.7.2-2.7.3):

1. Тренувальна вибірка
2. Валідаційна вибірка
3. Тестова вибірка

У таблиці 2.7.1 наведено розподіл відсотків даних у кожній з вибірок та відповідні файли, в які ці дані були збережені.

Таблиця 2.7.1 Розподіл датасету на вибірки

Назва вибірки	**Відсоток, %**	**Назва файлу**
Загальна	100	general.csv
Тренувальна загальна	80	train.csv
Тренувальна	60	train__train.csv
Валідаційна	20	train__validation.csv
Тестова	20	test.csv

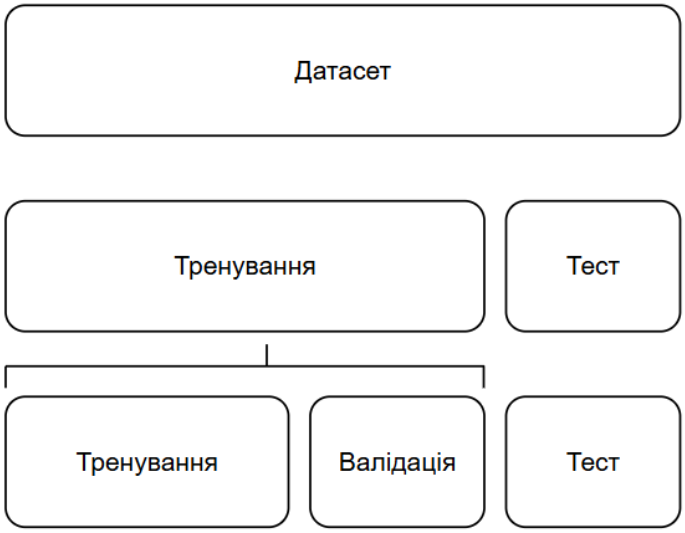


Рисунок 2.7.2 Розбиття даних по вибіркам

```
print(X_train.shape)
print(Y_train.shape)
print(X_validate.shape)
print(Y_validate.shape)
print(Y_test.shape)
print(X_test.shape)
print(Y_general.shape)
print(X_general.shape)
```

```
(25310, 33)
(25310,)
(12656, 33)
(12656,)
(13612,)
(13612, 33)
(51578,)
(51578, 33)
```

Рисунок 2.7.3 Кількість даних вибірок

Були проведені тести для порівняння роботи програмного забезпечення з наявними алгоритмами. Особлива увага приділяється метриці F1-score, оскільки вона об'єднує показники recall і precision. Точність (accuracy) є основним критерієм для оцінки ефективності класифікаційних алгоритмів. Оцінка результатів роботи алгоритмів буде здійснюватися за допомогою таких метрик: accuracy, precision, recall, F1-score. [44]

Таблиця 2.7.2 Результати випробування у вигляді порівняльної таблиці

Метод	**Accuracy, %**	**Precision, %**	**Recall, %**	**F1-score, %**
Decision Tree	58,46	58,75	57,72	58,23
Random Forest	64,26	62,47	72,07	66,93
Naive Bayes	61,07	59,11	72,70	65,20
KNN	58,70	58,25	62,43	60,27
Logistic Regression	63,67	62,02	71,21	66,29
SVM	66,46	63,38	78,50	70,13
AdaBoost	66,91	63,55	79,85	70,77
LightGBM	67,61	**64,02**	80,89	71,47
XGBoost	66,43	63,39	78,27	70,05
FNN	**68,19**	63,91	84,02	**72,60**
OCTGeneticForest	63,61	58,49	**94,52**	72,27

При оцінці класифікаторів важливо враховувати баланс між точністю та повнотою. Висока точність вказує на низьку кількість хибно-позитивних результатів, тоді як висока повнота свідчить про малу кількість хибно-негативних випадків. Метрика F1 дає збалансовану оцінку, де високе значення F1 вказує на мінімальну кількість помилок обох типів. [44]

LightGBM демонструє найвищу точність серед трьох класифікаторів, хоча його recall нижчий порівняно з іншими. GeneticForest, в свою чергу, має найкращий recall, але його точність поступається іншим моделям. Мережа FNN знаходиться між LightGBM та GeneticForest, забезпечуючи збалансовані результати з точки зору точності та recall. Важливо зазначити, що класифікація когнітивного навантаження є складною задачею, на результати якої можуть впливати різні чинники, такі як тип завдання, індивідуальні особливості учасників та середовище. Незважаючи на це, класифікатор добре справляється з виявленням високого когнітивного навантаження, що підтверджується високим recall. Однак, значна кількість помилкових спрацьовувань і відносно низька точність можуть викликати певні зауваження. [44]

За результатами аналізу, нейронна мережа FNN показує найкращі результати, маючи найвищу точність (accuracy) з помітним відривом від інших моделей. Хоча вона трохи поступається LightGBM за точністю (precision) на 0,11 і має дещо нижчі показники recall, її високий F1-score компенсує це відставання у recall. [44]

2.8. Опис виробничого процесу

ДР 1 Санітарна підготовка виробництва..

ДР 1.1 Підготовка персоналу.

ДР 1.1.1 Кваліфікація персоналу.

Контроль технологічний. Працівники повинні мати кваліфікацію в області аналізу даних і розуміти взаємозв'язок фізіологічних показників людини. Вони також повинні мати досвід роботи з пацієнтами, які страждають від психологічних порушень або серцево-судинних захворювань, а також бути ознайомленими з основним протоколом дослідження.

ДР 1.1.2 Медичний огляд.

Контроль технологічний. Згідно з вимогами чинного законодавства в сфері охорони здоров'я, всі працівники повинні проходити медичні огляди при прийомі на роботу, а також регулярні огляди протягом роботи.

ДР 1.2 Підготовка розчинів та миючих

Контроль хімічний. Контроль мікробіологічний. Кожного ранку о 9:00 готуються миючі засоби для підлоги та дезінфікуючі розчини для обробки обладнання. Перевіряється наявність необхідних засобів і їх підтримка в достатній кількості перед кожним дослідженням.

ДР 1.3 Підготовка приміщень..

Після кожного дослідження всі приміщення та обладнання лабораторії, що використовуються для аналізу психологічного стану, повинні бути продезінфіковані для забезпечення необхідного рівня чистоти.

ДР 1.3.1 Прибирання перед експериментом.

Контроль хімічний. Перед кожним експериментом у лабораторії для оцінки психологічного стану необхідно забезпечити однакову вологість і чистоту в експериментальній зоні (кушетка, тренажер).

Це досягається шляхом провітрювання приміщення та його очищення миючими і дезінфікуючими засобами після кожного дослідження. Відходи направляються у ЗВ 14

ДР 1.4 Підготовка одягу для співробітників.

Контроль технологічний. Персонал має прати та стерилізувати одяг на початку робочого дня о 9:00

ДР 1.5 Підготовка обладнання.

Контроль технологічний. Цей етап передбачає підготовку обладнання та комунікацій до і після виконання технологічного процесу. Підготовка включає перевірку герметичності та працездатності обладнання, його очищення та стерилізацію. Обладнання повинно регулярно проходити тестування та/або калібрування.. Відходи направляються у ЗВ 14

ДР 2 Підготовка вентиляційного повітря та води

ДР 2.1 Забір повітря.

Контроль хімічний. Контроль мікробіологічний. Повітрозабірник має бути розташований на висоті не менше 0,5 м від поверхні землі або даху, щоб уникнути забруднення листям чи снігом. У радіусі 8 м від нього не повинно бути джерел забрудненого повітря, таких як сміттєвики чи паркувальні майданчики. Решітки, які захищають повітрозабірники, повинні мати захист від птахів і гризунів, оскільки їхні відходи можуть порушити функціонування системи HVAC, сприяти розвитку мікробів і стати джерелом захворювань. Вхідні камери повинні бути доступні для огляду та очищення, а одна частина впускної камери повинна мати нахил для стоку вологи або направлення її в дренаж. Температура має бути 20°C.

ДР 2.2 Очистка повітря.

Контроль хімічний. Контроль технологічний. Очищення повітря спрямоване на затримання механічних часток, пилу, волосся та пилку за допомогою фільтра, який забезпечує ефективність очистки на рівні 10-20%. Це дозволяє збільшити термін служби більш дорогих основних фільтрів та запобігає пошкодженням компресійного обладнання.

Крім того, фільтр з пористістю 5-10 мкм, завдяки використанню активованого вугілля, також ефективно затримує леткі органічні сполуки, гази та молекули запаху.

На цій стадії до системи подається повітря як з внутрішніх приміщень для подальшого очищення та повторного використання (рециркуляція), так і ззовні. Обсяг надходження зовнішнього повітря автоматично регулюється за допомогою датчиків вуглекислого газу, що забезпечує контрольовану вентиляцію (demand controlled ventilation - DCV). Процес триває 10 хвилин. Відходи направляються у ПВ 13

ДР 2.3 Стабілізація термодинамічних показників повітря.

Контроль хімічний. Контроль мікробіологічний. На цьому етапі основне завдання полягає в досягненні оптимального рівня вологості та температури повітря. Для цього повітря проходить через теплообмінник, який в залежності від потреби either охолоджує, або нагріває його. Для стабілізації потоку повітря використовується ресивер, який вирівнює пульсації тиску, що виникають під час роботи компресійного обладнання. Зволоження відбувається за допомогою форсунок, що розпилюють вологу. Конденсат утилізується у ЗВ 14

ДР 2.4 Підготовка води.

Контроль хімічний. Контроль мікробіологічний. Підготовка води для миття в лабораторії передбачає використання дистильованої, ультрафільтрованої або очищеної води через зворотний осмос, що гарантує високу чистоту без механічних домішок і мікроорганізмів. Процес очищення включає застосування зворотного осмосу, який за допомогою осмотичних мембран видаляє більшість розчинених солей, органічних сполук та мікроорганізмів, пропускаючи лише молекули води. Вода проходить фільтрацію та дезінфекцію для усунення забруднень і зберігається в герметичних контейнерах у темному та прохолодному місці, щоб уникнути повторного забруднення.

Використання такої води для миття лабораторного посуду є критично важливим для уникнення контамінації і забезпечення точності експериментальних результатів. Витрачену воду необхідно утилізувати відповідно до екологічних стандартів.

ДР 3 Підготовка пацієнта.

ДР 3.1 Створення анкет та протоколів.

ДР 3.1.1 Створення шаблону анкети для персональних даних пацієнта.

Контроль технологічний. Анкета має містити ПІБ, адресу (для надсилання паперових документів), дату народження, електронну адресу, номер телефону, дату проведення, місце підпису для погодження обробки персональних даних, місце для нотаток.

Таблиця 2.8.1 – Приклад анкети

Пункт	Опис
ПІБ	[Введіть ПІБ]
Адреса (для надсилання паперових документів)	[Введіть адресу]
Дата народження	[Введіть дату народження]
Електронна адреса	[Введіть електронну адресу]
Номер телефону	[Введіть номер телефону]
Дата проведення	[Введіть дату проведення]
Місце підпису для погодження обробки персональних даних	[Введіть місце підпису]
Місце для нотаток	[Введіть нотатки]

ДР 3.1.2 Створення анкети емоційного та психічного стану

Контроль технологічний. Анкета має містити питання для встановлення загального емоційного стану пацієнта (тест коротка шкала тривоги, депресії та ПТСР)

ДР 3.1.3 Підготовка тестів збудників для дослідження реакції фізіологічних показників пацієнта.

Контроль технологічний. Тести на сприйняття – класична музика, голосна музика, показ відео з тваринами, показ відео жахів, показ зворушливих моментів.

Тести на логіку – складні логічні завдання, що не мають відповіді.

Тести на розрахунок – монотонні завдання, 1000 – 7 віднімати числа в умі, додавати числа .

Тест на увагу – показувати назву кольору пофарбовану в інший колір.

ДР 3.1.4 Створення анкети емоційного та психічного стану

Контроль технологічний. Загальні запитання, щодо поточного стану пацієнта. Питання про емоційний дискомфорт, питання про прийом ліків, про фізичні симптоми, чи відчуває пацієнт втому чи перевантаження, як пацієнт оцінює рівень свого стресу, чи відчуває хвилювання.

ДР 3.1.5 Підготовка тестів на фізичне навантаження.

Контроль технологічний. Проба Фур'є, та 5 хвилинна робота на велотренажері.

ДР 3.1.6 Підготовка програми велотренажеру.

Контроль технологічний. Підготовка програми велотренажера з визначеною середньою швидкістю крутіння педалей. 60-80 об/хв

ДР 3.2 Створення репорту результатів експерименту.

Контроль технологічний. Репорт має містити дані з анкет ДР 3.1.1, ДР 3.1.2, ДР 3.1.3, ДР 3.1.4, результати роботи моделі у вигляді таблиці часових рядів, місця для графіків залежності та діаграм, поле для висновків.

ТП 4 Підготовка моделі ШІ.

ТП 4.1 Підготовка даних для тренування моделі.

Контроль технологічний. Дані мають містити у собі фізіологічні та статистичні показники людини, а також її когнітивно-психічні оцінки виконання тестів, обумовлених основним протоколом експерименту. Шкала даних заздалегідь визначена категоріальним типом, що містить ранжування прирівнюване до кількості категорій кожної з ознак. Діапазон вибірки максимальний по категорії.

ТП 4.1.1 Аналіз даних.

Контроль технологічний. Визначення поведінки даних, закономірностей та математичних патернів за допомогою бібліотек машинного навчання skicit-

learn та статистичних модулів мови програмування python на комп’ютерах встановлених в лабораторії.

Першим кроком є аналіз розподілу даних. Це передбачає вивчення статистичних характеристик, таких як середнє значення, медіана, стандартне відхилення, мінімальні та максимальні значення для кожної змінної. Ці показники допомагають виявити потенційні аномалії в даних, наприклад, значення, що значно виходять за межі нормального діапазону. Завдяки цим характеристикам можна оцінити загальний стан даних та визначити, чи потребують вони додаткової обробки або трансформації. [67]

Наступним важливим етапом є виявлення можливих взаємозв’язків між змінними в наборі даних. Для цього використовуються різноманітні статистичні методи, такі як кореляційний аналіз. За допомогою цих методів можна визначити, які змінні мають сильні або слабкі кореляції, що може вказувати на їхню взаємозалежність. Виявлення таких зв’язків є важливим, оскільки це допомагає зрозуміти, які змінні можуть бути корисними для побудови моделі, а які можуть бути зайвими. [67]

Крім того, для виявлення патернів у даних використовуються методи класифікації та кластеризації. Наприклад, методи машинного навчання, такі як алгоритм k-середніх або ієрархічна кластеризація, дозволяють групувати схожі дані в окремі кластери. Це дає змогу виявити потенційно нові підгрупи даних, які можуть мати різну поведінку або властивості, що важливо для подальшого аналізу та моделювання. [67]

Для виконання аналізу даних використовуються різноманітні бібліотеки мови програмування Python, серед яких найбільш популярними є scikit-learn і статистичні модулі. Бібліотека scikit-learn надає широкий спектр інструментів для роботи з даними, включаючи методи для передобробки даних, оцінки характеристик моделі, класифікації та регресії.

Ці інструменти дозволяють проводити різні типи аналізу та вивчати поведінку даних за допомогою алгоритмів машинного навчання. [67]

Статистичні модулі Python, такі як NumPy і SciPy, надають потужні функції для роботи з числовими даними, виконання статистичних тестів і обчислень. Вони допомагають ефективно виконувати аналіз розподілу даних, обчислення середнього та стандартного відхилення, кореляційного аналізу та інших статистичних процедур, що є важливими для виявлення закономірностей і патернів в даних. Ці бібліотеки є необхідними для глибокого аналізу та підготовки даних до подальшого моделювання. [68]

Завдяки використанню цих інструментів на етапі аналізу можна не лише виявити важливі патерни і зв'язки між змінними, а й отримати важливу інформацію для прийняття рішень щодо подальшої обробки даних. Наприклад, можна визначити, які змінні необхідно видалити через їхню низьку кореляцію з іншими або через високий рівень пропущених значень. Окрім цього, можна вирішити, чи варто застосовувати певні трансформації до даних для покращення їх якості. [68]

Після того як закономірності та патерни будуть виявлені, наступним етапом є формування гіпотез і припущень щодо їх використання для побудови класифікаційних чи регресійних моделей. Аналіз даних дає змогу оцінити, які змінні слід включити в модель, а які можна відкинути, тим самим оптимізуючи її структуру.

ТП 4.1.2 Препроцесінг даних.

Контроль технологічний. Обробка даних, видалення аномальних показників або їх описування. Перевірка на відсутність даних, приведення даних до одного типу, структуризація даних. Виконується за допомогою функцій бібліотеким pandas та skicit-learn мови програмування python.

На цьому етапі здійснюється контроль технологічних процесів, що включає обробку отриманих даних, виявлення та видалення аномальних показників, а також їх подальше описування.

Важливою задачею є виявлення помилок або неточностей у даних, таких як викиди або значення, які не відповідають нормі, що можуть

спотворити результати аналізу. Тому перед використанням даних для моделювання потрібно ретельно перевірити їх на наявність подібних аномалій.

Наступним кроком є перевірка на відсутність даних. Це означає виявлення порожніх або неповних значень у наборі даних. Пропущені дані можуть значно вплинути на ефективність моделі, тому важливо прийняти рішення щодо їх обробки. Це може бути як заповнення відсутніх значень певними заздалегідь визначеними параметрами (наприклад, середнім значенням), так і повне видалення неповних записів, якщо їх занадто багато.

Після перевірки на наявність пропусків важливим етапом є приведення даних до одного типу. Це означає, що всі значення повинні бути представлені в однаковому форматі, зокрема числові дані повинні бути приведені до певного виду (наприклад, цілі числа чи числа з плаваючою комою). Для цього застосовуються різні методи, які забезпечують коректність даних перед їх обробкою, зокрема у випадку роботи з текстовими даними або категоріальними змінними.

Структуризація даних є ще однією важливою частиною препроцесінгу. Вона полягає в організації даних у зрозумілу та логічну форму, яка дозволить їх ефективно використовувати в подальших етапах аналізу. Структуризація може включати трансформацію даних, їх групування, а також перетворення форматів, що дозволяє зробити дані зручними для моделювання та аналізу. Цей процес допомагає зменшити складність обробки і забезпечує зручність при подальшій роботі з ними. [68]

Для виконання всіх цих завдань активно використовуються бібліотеки Python, зокрема pandas і scikit-learn. Бібліотека pandas надає широкі можливості для обробки та маніпулювання даними, що включає як обробку відсутніх значень, так і їх структуризацію. Scikit-learn забезпечує функціонал для підготовки даних до моделювання, зокрема для стандартизації, нормалізації та інших типів обробки, необхідних для побудови ефективних машинних моделей. [69]

ТП 4.1.3 Feature engineering.

Контроль технологічний. Розширення даних, додавання уособлюючих факторів на основі кореляційних зв’язків. Математичний опис даних. Відбувається за допомогою програмного забезпечення SPSS, де використовуються функції додавання факторі за допомогою Stepwise методу.

Метою цього процесу є створення таких факторів, які можуть підвищити точність моделі та дозволити їй краще адаптуватися до складних залежностей у даних.

Під час цього процесу розширення даних є особливо важливим, оскільки воно дозволяє зробити модель більш інформативною, додаючи нові змінні, які можуть бути важливими для точнішого прогнозування результатів. Використовуючи математичний опис даних, можна створювати нові ознаки, що відображають специфічні закономірності, які можуть бути важливими для подальшого аналізу. Це може включати створення різноманітних трансформацій змінних, таких як добутки, різниці, логарифмічні перетворення або інші математичні операції, що допомагають краще описати поведінку даних.

На основі кореляційних зв'язків між змінними часто розширюється набір ознак, щоб забезпечити максимально точне представлення даних для алгоритмів машинного навчання. Важливо зауважити, що кореляції дозволяють виявити ті змінні, які мають суттєвий вплив на цільову змінну або можуть доповнювати одне одного. Наприклад, якщо дві змінні мають високий рівень кореляції, це може свідчити про їхній спільний вплив на результат, і тому вони можуть бути об'єднані або перетворені в нову змінну, яка краще відображатиме цю залежність. [70]

Математичний опис даних полягає в тому, щоб використовувати різні методи статистичного аналізу для виявлення тих аспектів даних, які можуть бути корисними для побудови прогностичних моделей. Це включає аналіз кожної змінної та її впливу на модель, а також розробку нових ознак, які допоможуть підвищити точність передбачень. Техніки математичного опису

допомагають виявити важливі тенденції та закономірності, а також забезпечують основу для подальших етапів обробки даних. [71]

Використання програмного забезпечення SPSS для виконання feature engineering є популярним підходом, оскільки воно надає потужні інструменти для аналізу та трансформації даних. SPSS дозволяє застосовувати різноманітні методи статистичного аналізу, що дають змогу детально вивчити дані та визначити, які ознаки слід додати або модифікувати. Використання SPSS дозволяє автоматизувати більшість етапів цього процесу, що є важливим для зменшення кількості помилок і підвищення ефективності роботи з великими наборами даних. [72]

Одним із найбільш корисних методів для додавання нових факторів у модель є метод Stepwise. Цей метод дозволяє автоматично обирати найзначущіші змінні на основі статистичних критеріїв, таких як p-значення та R-квадрат, що допомагає зберегти лише найбільш релевантні ознаки. За допомогою цього методу можна поступово додавати чи вилучати змінні з моделі, перевіряючи їхню значущість у контексті побудови прогнозних моделей.

Ключовим моментом в методі Stepwise є його здатність до автоматизації вибору змінних, що робить процес значно більш ефективним, особливо при роботі з великими даними. Цей метод дозволяє значно знизити суб'єктивний вплив на процес відбору ознак, оскільки він орієнтований на статистичні критерії та намагається вибрати ті змінні, які мають найбільший вплив на цільову змінну. Тому застосування Stepwise методу є важливим для покращення якості прогнозування та підвищення точності моделей. [72]

Крім того, використання методів feature engineering дозволяє не тільки поліпшити результати класифікації або регресії, але й зробити модель більш інтерпретованою. Коли нові ознаки є результатом математичних перетворень, можна зрозуміти, як вони впливають на результат моделі, що в свою чергу дозволяє краще інтерпретувати прогнозовані значення. Це особливо важливо

в галузях, де необхідна висока прозорість моделей, таких як медицина чи фінанси.

Завершення етапу feature engineering означає, що модель отримала оптимізований набір змінних, які найкраще відповідають завданням прогнозування. Ці змінні мають бути достатньо інформативними для моделі, щоб вона могла робити точні передбачення. Після додавання нових факторів модель готова до тестування та подальшого вдосконалення, що дозволяє досягти кращих результатів у порівнянні з початковою моделлю.

ТП 4.1.4 Поділ на тренувальну та валідаційну вибірки.

Контроль технологічний. Відсотковий поділ 80 на 20 відсотків датасету на дві вибірки, для тренування та для валідації результатів моделі. Поділ відбувається стосовно визначеної у ТП 4.1 вибірок відносно категорії пацієнта.

Це дозволяє оцінити, наскільки добре модель може працювати з новими, невідомими даними, що не використовувалися під час її тренування.

Зазвичай тренувальна вибірка займає більшу частину даних, в той час як валідаційна вибірка використовується для перевірки точності та інших показників моделі. У цьому випадку для поділу датасету було використано стандартний відсотковий поділ 80 на 20, тобто 80% даних йде на тренування моделі, а 20% — на валідацію. Такий підхід дозволяє достатньо навчити модель, одночасно зберігаючи достатньо даних для перевірки її ефективності.

Поділ даних на тренувальну та валідаційну вибірки має бути виконаний таким чином, щоб кожна вибірка була репрезентативною та відображала різноманітність даних. Це означає, що вибірки повинні містити усі категорії пацієнтів, які є в датасеті, з урахуванням специфічних груп пацієнтів (наприклад, за віком, статтю чи станом здоров’я). Правильне поділення дозволяє моделі тренуватися на різних типах даних, що дозволяє їй більш точно працювати з реальними даними. [73]

Особливу увагу слід приділяти категорії пацієнтів при розподілі даних на вибірки, оскільки різні групи можуть мати різні фізіологічні або психологічні характеристики. Врахування цих категорій під час поділу

допомагає запобігти дисбалансу в даних, що може призвести до погіршення точності моделі. Це важливо для забезпечення того, щоб модель мала змогу навчитись на різноманітних даних, що відображають усі можливі сценарії. [74]

При поділі даних на вибірки важливо також враховувати фактори, які можуть вплинути на поведінку моделей. Це можуть бути як зовнішні, так і внутрішні умови, що визначають, як пацієнти реагують на стрес або когнітивне навантаження. Наприклад, якщо модель працює з медичними даними, то поділ за категоріями пацієнтів допоможе врахувати різницю в реакціях між молодшими та старшими людьми, а також між чоловіками та жінками.

Процес поділу на тренувальну та валідаційну вибірки забезпечує, що модель буде перевірятися на даних, яких вона не бачила під час навчання, що дозволяє оцінити її здатність до узагальнення. Така перевірка дозволяє виявити можливі проблеми з перенавчанням, коли модель занадто добре працює на тренувальних даних, але не може адекватно обробляти нові, невідомі дані.

Також важливо розуміти, що процес поділу на вибірки є випадковим, але при цьому важливо зберігати репрезентативність кожної з вибірок. Для цього можуть використовуватися різні стратегії, зокрема стратифікація, яка забезпечує рівномірний розподіл категорій серед обох вибірок. Це гарантує, що обидві вибірки будуть містити достатньо різноманітних даних для тренування та перевірки моделі.

Крім того, поділ на тренувальну та валідаційну вибірки є важливим етапом для перевірки стабільності та надійності моделі. Тренування на великій кількості даних забезпечує модель більшою кількістю інформації, що дозволяє їй вивчити більш глибокі патерни та залежності. Валідаційна вибірка, в свою чергу, дозволяє контролювати, чи не виникає проблем з перенавчанням та чи здатна модель до адекватної генералізації. [74]

ТП 4.2 Підготовка архітектури та оптимізація гіперпараметрів

Контроль технологічний. Підготовка архітектури готової нейронної мережі на основі трансформера та шарів уваги. Контроль технологічний. Підбір гіперпараметрів за допомогою бібліотеки Optuna для конкретного пацієнта за даними отриманими у ТП 4.1.4

Архітектура трансформера складається з кількох основних компонентів: енкодерів та декодерів, що взаємодіють через механізм само-уваги. Само-увага дозволяє моделі автоматично визначати, які частини вхідних даних є важливими для конкретної задачі. Цей підхід дозволяє нейронній мережі з більшою точністю обробляти складні патерни в даних, що є критично важливим для задач, пов'язаних із психологічним станом пацієнта, де важливо враховувати нюанси вчасно змінюваних біосигналів. [75]

Проектування архітектури трансформера для цієї задачі включає в себе правильний вибір кількості шарів уваги, розміру прихованого простору та інших параметрів, що визначають здатність мережі до обробки і збереження інформації про пацієнта. Також важливо враховувати специфіку даних, з якими працюватиме мережа, наприклад, біосигнали пацієнта або інші параметри, що стосуються його психоемоційного стану, що повинні бути враховані при налаштуванні мережі. [75]

Враховуючи складність задачі та індивідуальність кожного пацієнта, архітектура мережі має бути гнучкою і адаптивною. Це вимагає коригування кількості шарів, параметрів уваги, розміру пакета даних, а також методів регуляризації, щоб забезпечити стабільність і точність прогнозів для кожного конкретного випадку. Для цього застосовується оптимізація гіперпараметрів, яка дозволяє знайти найкращі значення параметрів мережі для конкретної задачі. [76]

Оптимізація гіперпараметрів є важливим етапом, оскільки правильний вибір гіперпараметрів дозволяє значно підвищити ефективність роботи моделі. У цьому випадку для підбору оптимальних значень гіперпараметрів використовуються інструменти машинного навчання, зокрема бібліотека Optuna. Вона забезпечує автоматичний процес пошуку оптимальних

параметрів для нейронної мережі через методи пошуку по простору гіперпараметрів, враховуючи специфічні дані пацієнта. [76]

Підбір гіперпараметрів з використанням Optuna включає в себе налаштування таких параметрів, як кількість шарів, розмір вхідних та вихідних даних, рівень навчання, параметри оптимізації та інші. Оптимізація проводиться шляхом побудови множини моделей з різними комбінаціями гіперпараметрів і вибору тієї, яка дає найкращі результати на валідаційних даних. Це дозволяє адаптувати модель до індивідуальних характеристик пацієнта, що важливо для досягнення точних прогнозів. [77]

Особливість підбору гіперпараметрів для кожного пацієнта полягає в тому, що модель має бути настроєна з урахуванням його фізіологічних і психологічних характеристик. Наприклад, для одного пацієнта може бути важливіше точне відображення даних щодо його серцевого ритму, тоді як для іншого — більш значущими можуть бути показники температури тіла або рівня шкірно-гальванічної реакції. Це вимагає підходу, що враховує індивідуальні особливості при налаштуванні моделі. [77]

Пошук оптимальних гіперпараметрів через Optuna дозволяє забезпечити високу точність моделі, а також зменшити ймовірність перенавчання. Зміна гіперпараметрів за допомогою цієї бібліотеки дозволяє поступово коригувати модель, адаптуючи її до реальних умов, що є важливим аспектом у роботі з медичними даними. Підхід оптимізації також дозволяє вибрати найбільш стабільні та ефективні параметри для досягнення максимальної продуктивності моделі. [77]

Налаштування архітектури та гіперпараметрів трансформера для оцінки психологічного стану пацієнта є складним, але необхідним кроком для створення точних і надійних моделей. Оскільки кожен пацієнт є унікальним, підхід до навчання та оптимізації моделі має враховувати різноманітність даних та варіативність у реакціях на когнітивні навантаження. Це дозволяє створити модель, яка може давати коректні результати для кожного індивідуального випадку. [76]

Крім того, процес оптимізації гіперпараметрів і налаштування архітектури трансформера для конкретних пацієнтів вимагає обробки великої кількості даних і аналізу їх специфіки. Застосування бібліотеки Optuna дозволяє швидко знаходити оптимальні комбінації параметрів, що дає змогу зекономити час і ресурси, забезпечуючи при цьому високу якість моделі.

Процес підготовки архітектури і оптимізації гіперпараметрів є циклічним, оскільки після кожного етапу оптимізації результат моделі тестується на валідаційних даних, а потім на основі отриманих результатів можуть вноситись додаткові корективи. Завдяки цьому етапу вдається отримати високу точність моделі, що відповідає вимогам до оцінки психологічного стану пацієнтів.

ТП 4.3 Дотренування моделі та оновлення моделі

Контроль технологічний. Дотренування моделі з новими даними отриманими у ТП 4.1.4 та гіперпараметрами отриманими у ТП 4.2 Оновлення моделі з отриманими результатами.

Дотренування включає в себе процес додаткового навчання моделі на тих же параметрах, що і раніше, але з новими даними, щоб адаптувати її до реальних умов, у яких вона буде використовуватися.

У процесі дотренування особливу увагу слід приділяти застосуванню гіперпараметрів, отриманих на попередньому етапі за допомогою Optuna. Вони можуть бути уточнені для того, щоб модель продовжувала ефективно працювати при нових наборах даних. Зміна гіперпараметрів може включати налаштування навчальної швидкості, кількості епох або розміру партії, що дозволяє досягти кращих результатів на конкретному наборі даних, що додається до вже наявного.

При дотренуванні моделі також важливо враховувати, що нові дані можуть мати різні особливості порівняно з попередніми. Це може бути результатом змін у стані пацієнтів, нових фізіологічних характеристиках або впливі зовнішніх факторів. Тому під час додаткового навчання необхідно контролювати процес, щоб уникнути перенавчання моделі, що може

виникнути через надання забагато ваги новим даним. Для цього використовуються методи регуляризації, які допомагають збалансувати вплив нових і старих даних на модель.

Оновлення моделі відбувається після того, як дотренування завершено. Це дозволяє ввести нові результати та модифікації в уже існуючу модель, яка застосовується до реальних випадків. Оновлена модель повинна бути перевірена на валідаційних даних, щоб оцінити її ефективність після дотренування. Під час цього процесу необхідно перевірити, чи зберігаються раніше досягнуті результати та чи поліпшується продуктивність на нових даних. Це також дозволяє переконатися, що модель здатна працювати стабільно, незважаючи на введення нових змін.

Крім того, оновлення моделі може включати в себе інтеграцію нових алгоритмів або додаткових функціональних можливостей, які покращують її ефективність. Це може бути досягнуто за допомогою нових підходів до навчання або використання більш потужних архітектур нейронних мереж. Метою оновлення є забезпечення того, щоб модель не лише підтримувала свої попередні показники, але й ставала більш точною та універсальною для різних типів даних.

Після кожного оновлення моделі важливо перевіряти її на наявність помилок і нестабільності. Тестування повинно включати перевірку основних метрик, таких як точність, відгук, точність та F1-мітка, а також перевірку наявності будь-яких помилок або незвичайних результатів. Це дозволяє впевнитися в тому, що модель продовжує давати коректні прогнози, враховуючи всі нові зміни та додаткові дані.

Процес дотренування і оновлення моделі є циклічним, оскільки з часом з'являються нові дані, і модель повинна бути адаптована для роботи з ними. Це також дозволяє коригувати помилки та недоліки, які могли виникнути в процесі початкового навчання. Оскільки дані пацієнтів можуть змінюватися з часом, періодичне оновлення моделі є необхідним для того, щоб модель залишалася актуальною і продовжувала давати точні результати.

Дотренування та оновлення моделі також допомагають зберігати її здатність до обробки нових типів даних. У процесі медичних досліджень можуть з’являтися нові технології для збору біосигналів або нові інтерпретації вже наявних даних. Оновлення моделі дозволяє інтегрувати ці нові джерела даних, що може суттєво поліпшити точність прогнозів. Цей процес забезпечує безперервний розвиток моделі і гарантує її адаптацію до змінюваних умов.

Завдяки постійному дотренуванню та оновленню моделі можна отримати високу стійкість до зовнішніх змін, що важливо для використання в реальних умовах. Це забезпечує можливість застосування моделі для тривалих періодів часу, що є важливим для її використання в медичних і психологічних дослідженнях. Оновлена модель буде здатна коректно адаптуватися до нових пацієнтів і нових умов, покращуючи ефективність діагностики.

Таким чином, дотренування та оновлення моделі забезпечують її стійкість до змін, дозволяють підтримувати точність прогнозів і адаптувати її до нових даних. Ці етапи є важливими для того, щоб модель залишалася актуальною і могла ефективно застосовуватися до різних типів даних і умов, що постійно змінюються в реальному світі.

ТП 5 Обстеження пацієнта.

ТП 5.1 Зустріч пацієнта.

Контроль технологічний. Пацієнта зустрічає адміністратор та проводжає його до столу для заповнення анкети з ДР 3.1.1 та анкети ДР 3.2.

ТП 5.2 Вимірювання пульсу та тиску.

Контроль технологічний. Вимірювання електричним тонометром пульсу та тиску, результати записуються до анкети ДР 3.1.1 у місце для нотаток.

ТП 5.3 Перевірка серцево-судинної системи пацієнта.

Контроль технологічний. Проведення тесту Фур’є, результати записуються до анкети ДР 3.1.1 у місце для нотаток. Фахівець лікар проводить електрокардіограму пацієнта на кушетці.

ТП 5.4 Збір даних щодо хвороб та скарг пацієнта.

Контроль технологічний. Запис до анкети ДР 3.1.1 у місце для нотаток даних пацієнта про його фізіологічний стан та хвороби.

ТП 6 Підготовка браслетів-датчиків.

Контроль технологічний. Стерилізація зап’ястя пацієнта. Увімкнення та одягання браслетів-датчиків на руку пацієнта. Браслети Garmin закупляються у постачальника та зберігаються у сейфі.

Стерилізація проводиться за допомогою антисептичних засобів, що забезпечує чистоту шкіри пацієнта та гарантує безпечне використання браслетів.

Наступним етапом є включення браслетів-датчиків. Перш ніж браслет буде надітий на пацієнта, необхідно перевірити його працездатність. Для цього включаються пристрої, перевіряється рівень заряду батареї, стан датчиків та їх готовність до роботи. Цей крок дозволяє впевнитися, що браслет справний і готовий до збору даних протягом усієї тривалості експерименту.

Після того, як пристрій перевірено, переходять до етапу його носіння на пацієнта. Важливо правильно зафіксувати браслет на зап’ясті пацієнта, щоб він був достатньо щільно закріплений, але не створював дискомфорту. Неправильне носіння браслета може призвести до неточних показників, тому цей етап потребує уважності та обережності. Браслет має бути розташований таким чином, щоб датчики мали контакт із шкірою і могли точно вимірювати необхідні фізіологічні параметри.

Всі браслети Garmin, що використовуються у дослідженні, закуповуються у постачальника, що гарантує їхню якість і відповідність вимогам для медичного використання. Постачальник забезпечує належний рівень якості обладнання, а також надає інструкції щодо використання браслетів. Закупівля відбувається відповідно до встановлених процедур, що включають перевірку відповідності технічним характеристикам, вимогам безпеки та зручності використання. [78]

Після отримання браслетів від постачальника вони зберігаються у спеціальному сейфі для забезпечення їх безпеки та захисту від пошкоджень.

Сейф забезпечує збереження пристроїв в оптимальних умовах, запобігаючи їх фізичному зносу або неправомірному використанню. Лише уповноважені особи мають доступ до сейфу, що гарантує цілісність і безпеку пристроїв до моменту їх використання.

Крім того, важливою частиною підготовки є документування кожного браслета-датчика. Це включає запис серійних номерів пристроїв, що дозволяє відслідковувати кожен браслет протягом дослідження. Наявність такої документації є важливою для подальшої ідентифікації пристроїв і забезпечення точності збору даних для кожного пацієнта. Всі ці заходи допомагають уникнути плутанини та гарантують правильне використання браслетів у дослідженні.

Перед використанням кожного браслета проводиться перевірка його працездатності на предмет можливих механічних пошкоджень чи дефектів у роботі датчиків. Цей крок є важливим для забезпечення надійності зібраних даних і для уникнення помилок, які можуть виникнути через несправність пристрою. Тільки після проведення цієї перевірки браслет може бути надітий на пацієнта для проведення експерименту.

У процесі використання браслетів також проводиться моніторинг їхнього стану під час збору даних. Це дозволяє вчасно виявляти будь-які технічні проблеми, такі як низький рівень заряду батареї чи збої в передачі даних, що можуть вплинути на якість результатів. Якщо виникають проблеми, браслет негайно замінюється, і проблема усувається, що забезпечує безперервний збір даних без переривань.

Важливим етапом є також забезпечення зручності для пацієнтів. Браслет не повинен заважати пацієнту під час виконання різних завдань у процесі експерименту. Для цього вибирається оптимальне розташування браслета на зап’ясті та контролюється його фіксація. Психологічний комфорт пацієнта також важливий для успішного проведення дослідження, оскільки будь-який дискомфорт може вплинути на його фізіологічний стан.

ТП 7 Тестування й перевірка справності роботи браслетів.

Контроль технологічний. Перевірка кріплення браслетів, зручності для пацієнта.

Пацієнт повинен почуватися комфортно під час носіння браслета, оскільки дискомфорт може вплинути на його фізіологічний стан, що, у свою чергу, може змінити результати експерименту. Тому тестування зручності включає в себе оцінку пацієнтом рівня комфорту під час носіння браслета впродовж певного часу.

Для того, щоб оцінити зручність, проводяться спостереження за пацієнтом, а також може бути використана анкета для збору відгуків. Пацієнт повинен мати можливість повідомити про будь-які незручності, що виникають під час носіння браслета. Врахування цих відгуків дозволяє коригувати процес експерименту і мінімізувати можливі негативні впливи на результати.

Одночасно з перевіркою зручності потрібно перевіряти працездатність всіх датчиків браслета. Це включає в себе перевірку правильності вимірювання фізіологічних показників, таких як пульс, температура тіла та інші біосигнали. Якщо браслет має кілька датчиків, важливо, щоб кожен з них працював коректно і не давав спотворених результатів.

Врахування можливих технічних збоїв також є важливою частиною перевірки. У разі виявлення будь-якої несправності пристрою, наприклад, через поганий контакт датчиків зі шкірою або низький рівень заряду батареї, браслет необхідно замінити на інший. Таким чином, гарантується, що дослідження продовжується без затримок і перерв.

Перевірка також включає в себе оцінку налаштувань браслета для кожного пацієнта. Для різних пацієнтів браслет може мати різні параметри налаштувань, наприклад, для коректного вимірювання пульсу, температури або рівня стресу. Тому перевірка правильності цих налаштувань є важливою для забезпечення точності зібраних даних.

На цьому етапі також проводиться тестування сумісності браслетів з іншими пристроями, з якими вони можуть взаємодіяти під час експерименту. Наприклад, перевіряється підключення до комп’ютерної системи або

мобільного додатку для передачі зібраних даних. Несправність або проблеми з передачею даних можуть призвести до втрати інформації, що ускладнить подальший аналіз результатів.

Після кожного тестування браслет перевіряється на предмет пошкоджень або зношування, особливо якщо він вже використовувався під час попередніх експериментів. Пошкодження може вплинути на точність вимірювань або зручність використання браслета, тому кожен пристрій проходить візуальний огляд, а також перевіряється його функціональність.

Тестування проводиться в реальних умовах, щоб переконатися, що браслет працює в типових ситуаціях. Пацієнти можуть виконувати фізичні вправи або займатися іншими активностями, що можуть змінювати фізіологічні показники, і браслет має коректно реагувати на ці зміни. Це дозволяє виявити, чи пристрій здатний забезпечити точність даних за різних обставин.

Також важливим є тестування довговічності браслета, оскільки він може використовуватися протягом тривалого часу. Тривалість роботи батареї, стійкість до зовнішніх впливів, таких як волога чи пил, також враховуються під час тестування. Це дозволяє гарантувати, що браслет буде справно працювати протягом всього періоду дослідження.

ТП 7.1 Тестування роботи браслетів разом з моделлю.

Контроль технологічний. Посилання сигналу від датчиків до моделі. Перевірка зв’язку браслетів з моделлю ДР 4.3.1. Перевірка чи реагує система на швидкі фізичні навантаження (пацієнт присідає 3 рази). Перевірка роботи акселерометра.

Перше, що перевіряється на цьому етапі, — це передача сигналів від датчиків до моделі. Це дозволяє переконатися, що всі дані, які знімаються браслетами, без помилок передаються до системи для подальшої обробки. Процес включає в себе перевірку кожного окремого датчика на відповідність і точність отриманих сигналів.

Особлива увага приділяється перевірці зв’язку між браслетами та моделлю, яка була попередньо налаштована у ТП 4.3.1. Це дозволяє перевірити, чи правильно модель приймає дані від різних датчиків браслетів. Наявність стабільного та надійного з’єднання між браслетами та моделлю є необхідною умовою для коректної роботи системи, оскільки саме ця зв’язка забезпечує ефективний збір та обробку даних в реальному часі.

Далі, важливо перевірити, чи система адекватно реагує на швидкі фізичні навантаження. Для цього пацієнт виконуватиме певні фізичні вправи, наприклад, присідатиме тричі поспіль, щоб перевірити, чи зможе система зафіксувати зміни в біосигналах. Такі навантаження необхідно симулювати, оскільки вони можуть впливати на точність вимірювань, і система повинна коректно реагувати на різкі зміни в показниках.

Під час тестування також перевіряється, чи правильно працює акселерометр, який є важливим елементом браслета. Акселерометр відповідає за вимірювання рухів і дозволяє отримувати дані про активність пацієнта. Це важливо для моделей, які повинні враховувати фізичні зміни або активність пацієнта під час експерименту, оскільки рухи можуть впливати на точність даних, що збираються.

Для перевірки роботи акселерометра пацієнту пропонують виконати ряд вправ або змінювати положення тіла. Наприклад, виконання кількох рухів, таких як нахили або повороти, допоможе перевірити чутливість акселерометра та його здатність коректно фіксувати рухи. Акселерометр має реагувати на ці зміни без затримок і спотворень, щоб зібрані дані були точними і відображали реальний стан пацієнта.

Залишкові помилки у вимірюваннях акселерометра можуть призвести до неадекватних результатів, тому перевірка роботи цієї функції є важливою частиною тестування. Під час тестування також потрібно перевірити, чи не відбувається занадто сильне затирання сигналу або пропуск даних, оскільки це може вплинути на точність прогнозів, що генеруються моделлю.

Наступним етапом є перевірка стабільності сигналу. Для цього необхідно перевірити, чи зберігається стабільність передачі даних протягом тривалого часу і чи не виникають перерви у зв’язку між браслетом та моделлю. Проблеми зі стабільністю можуть виникнути через перешкоди в передачі даних або технічні збої в пристроях, тому важливо переконатися, що система працює без збоїв протягом усього періоду тестування.

Тестування роботи браслетів також включає в себе перевірку рівня заряджання батареї та її витривалості. Оскільки пристрої працюють протягом тривалого часу, необхідно перевірити, чи зберігається стабільність роботи пристроїв, навіть якщо батарея знаходиться на низькому рівні заряду. Це допомагає оцінити, наскільки надійним буде пристрій під час тривалих експериментів або вимірювань.

Під час тестування особливу увагу слід приділяти тому, чи правильно браслет передає дані в модель під час різних сценаріїв використання. Це може включати різні рівні активності пацієнта, фізичні вправи або навіть просто сидіння в стані спокою. Система повинна коректно адаптуватися до різних умов і видавати правильні дані для подальшого аналізу.

Також важливо перевірити, як модель обробляє дані в реальному часі. Це дозволяє оцінити, наскільки швидко система здатна реагувати на зміни в біосигналах пацієнта і чи можуть бути внесені необхідні корективи на основі отриманих даних. Швидкість реакції є важливою характеристикою для будь-якої системи, що працює з реальними біосигналами пацієнта.

ТП 8 Запуск моделі. Передача датчик-модель.

Контроль технологічний. Запуск повного функціоналу моделі. Датчики на зап’ясті пацієнта надсилають сигнал моделі. Передача модель-датчик. Модель обробляє вхідний сигнал, класифікує вхідні показники та повертає результат (стрес, фізичні навантаження, норма, патологія) у браслет та зберігає ці дані у БД Postgresql.

Після підтвердження готовності усіх систем до роботи, датчики браслетів починають надсилати сигнали до моделі. Ці сигнали можуть

включати різноманітні фізіологічні параметри, такі як частота серцевих скорочень, температура тіла, рівень стресу, активність пацієнта тощо. Модель, у свою чергу, отримує ці дані та починає їх обробляти, виконуючи класифікацію на основі попередньо налаштованих параметрів та алгоритмів.

Обробка даних, що надходять від датчиків, включає в себе використання математичних моделей, які дозволяють визначити рівень стресу, фізичних навантажень, а також оцінити норму або патологію за заданими параметрами. Кожен з цих показників важливий для подальшої діагностики або корекції стану пацієнта. Після цього модель приймає рішення на основі вхідних даних та класифікує їх за заданими категоріями.

Результати класифікації передаються назад у браслет, який відображає відповідну інформацію для пацієнта. Важливо, щоб пацієнт мав можливість негайно отримати зворотний зв'язок про свій стан через зручний інтерфейс браслета. Цей процес також допомагає пацієнту отримати зрозуміле уявлення про своє здоров'я в режимі реального часу, що важливо для коригування фізичних навантажень або поведінки.

Одночасно, дані, отримані з моделі, зберігаються у базі даних Postgresql. Це дозволяє зберігати всі результати класифікації для подальшого аналізу та використання в медичних звітах або для подальших досліджень. Всі ці дані можуть бути використані для тренування нових моделей або для аналізу динаміки стану пацієнта протягом певного періоду.

Система надає високий рівень автоматизації, оскільки весь процес обробки даних відбувається без необхідності в постійному втручанні користувача. Це дозволяє забезпечити своєчасну і точну класифікацію даних без затримок, що є критично важливим для моніторингу стану пацієнтів, особливо в екстрених випадках.

Модель також здатна адаптуватися до змінних умов і даних, що надходять, оскільки в процесі її роботи можуть враховуватися різні фактори, включаючи фізіологічні особливості конкретного пацієнта. Це дозволяє

персоналізувати процес моніторингу та отримання результатів, що є важливим для підвищення точності прогнозів.

На цьому етапі важливо забезпечити правильну синхронізацію між усіма елементами системи — браслетом, моделлю та базою даних. Це вимагає налаштування відповідних API для передачі сигналів між різними компонентами та організації ефективного зберігання даних у базі.

Особливу увагу слід приділяти безпеці даних пацієнта, оскільки інформація, що передається через браслет і обробляється моделлю, може містити конфіденційну медичну інформацію. Тому необхідно забезпечити шифрування переданих даних та належний рівень захисту для уникнення несанкціонованого доступу.

ТП 9 Виконання завдань та тестів когнітивного навантаження.

Контроль технологічний. Пацієнт по черзі виконує завдання та тести результату ДР 3.1.3, ДР 3.1.4 Тривалість 10хв.

ТП 10 Виконання фізичного навантаження.

Контроль технологічний. Пацієнт виконує завдання, що є результатом ТП 3.3 в два підходи перший з який 5 хв, другий – 10.

ТП 11 Аналіз результатів. Результати заповнення анкет та відпрацювання моделі.

Контроль технологічний. Записи у відповідний шаблон результату ТП 3.6. Результати фізичного навантаження. Записи у відповідний шаблон результату ДР 3.6. Записи у відповідний шаблон результату ДР 3.6 Записи результатів моделі у відповідну таблицю результату ДР 3.6 Автоматична побудова графіків та діаграм на основі даних з ТП 8 Заповнення ДР 3.6 висновками, відповідальним за експеримент, на основі результатів даного експерименту.

ТП 12 Завершення дослідження.

Контроль технологічний. Контроль хімічний. Контроль мікробіологічний. Вимкнення моделі. Зняття браслетів датчиків з пацієнта. Дезінфекція браслетів та надання пацієнта солодкого смаколика та серветок.

Уся оброблена інформація повинна бути збережена та передана у відповідні бази даних для подальшого аналізу.

Наступним кроком є контроль хімічний. Це перевірка на відсутність небезпечних або несанкціонованих хімічних речовин, які могли б потрапити в систему або на датчики браслетів. Такі перевірки є важливими для того, щоб виключити будь-які можливі забруднення або негативний вплив на здоров'я пацієнта в результаті тривалого контакту з датчиками. Окрім цього, дезінфекція браслетів є необхідною для запобігання потенційній передачі інфекцій.

Контроль мікробіологічний також є критично важливим етапом після використання браслетів. Після кожного використання пристрої повинні бути очищені та продезінфіковані для запобігання поширенню бактерій чи інших патогенів. Це гарантує, що браслети можна буде безпечно використовувати для наступних пацієнтів. Всі пристрої, які контактували з пацієнтами, повинні пройти ретельну перевірку та очищення відповідно до стандартів медичної гігієни.

Після завершення всіх технічних і біологічних перевірок відбувається зняття браслетів-датчиків з пацієнта. Це необхідно для забезпечення комфорту пацієнта, а також для того, щоб пристрій не продовжував фіксувати непотрібні дані після завершення дослідження. Зняття датчиків також є важливим для завершення всіх необхідних процедур на фізіологічному рівні.

Після того як браслети зняті, необхідно забезпечити пацієнта приємними та корисними моментами, такими як надання солодкого смаколика. Цей жест допомагає покращити емоційний стан пацієнта після завершення процедури, підвищуючи його комфорт і позитивні асоціації з процесом дослідження. Додатково до цього надаються серветки, щоб пацієнт міг очистити руки та привести себе до початкового стану.

Ці заходи сприяють тому, щоб пацієнт відчував себе комфортно та спокійно після завершення дослідження, а також мали відчуття, що всі етапи пройшли безпечно та без дискомфорту. Вони також служать для покращення

загального враження від медичної процедури, що важливо для подальших досліджень і підтримки довірчих відносин між пацієнтом і медичним персоналом.

Завершення дослідження також включає в себе збір і підготовку даних для подальшого аналізу. Всі зібрані результати повинні бути перевірені та належним чином заархівовані для подальших наукових або клінічних досліджень. Це дозволяє зберегти повну інформацію про проведене дослідження для подальшої обробки та аналізу результатів.

На цьому етапі також відбувається формування звітів і документів, що підтверджують успішне завершення дослідження. Це може включати як загальні висновки про стан пацієнта, так і детальну інформацію щодо роботи системи, її ефективності та точності в оцінці фізіологічних параметрів пацієнта.

ПВ 13 Переробка відходів

Відходи від ДР 1.3.1 ДР 2.2 відпрацьований фільтр та від ТП 12 бумага, чорнетки

ЗВ 14 Знешкодження відходів

Відходи від прибирання, відходи від переробки відходів, знищення усіх відходів за допомогою роздільної утилізації ззовні.

2.9. Маркування

Маркування наноситься відповідно до вимог ДСТУ EN 980 «Символи графічні для маркування медичних виробів», EN 1041 «Термінологія, символи і інформація для медичних виробів – інформація, надана виробником з медичними виробами», ISO 15223 «Символи, які використовуються наетикетках медичних виробів, маркування та інформація до постачання» українською мовою, відповідно до вимог законодавства у сфері державної мовної політики (Закону України “Про забезпечення функціонування української мови як державної”). [82]

Таблиця 2.9.1 – Маркування медичного виробу

Категорія	Опис
Метод забезпечення безпеки	Проведення тестування програмного коду на наявність помилок і вразливостей. Забезпечення інформаційної безпеки через сертифікацію коду відповідно до стандартів.
Позначення упаковки	Назва програмного забезпечення, номер версії, унікальний серійний номер, QR-код для доступу до документації.
Найменування та місцезнаходження виробника	м. Київ
Опис виробу	Програмне забезпечення для аналізу психологічного стану пацієнта. Функції: збір, обробка та аналіз фізіологічних показників.
Призначення виробу	Оцінка психологічного стану пацієнтів на основі фізіологічних показників, отриманих через датчики.
Напис для замовного виробу	«Виріб, виготовлений на замовлення»
Безпека програмного забезпечення	Забезпечено тестуванням коду, сертифікацією відповідно до стандартів інформаційної безпеки ISO/IEC 27001. [80]
Дата створення продукту	2024.11.01
Умови транспортування та зберігання	Програмне забезпечення зберігається на захищених серверах виробника або на фізичних носіях із належним маркуванням.
Супровідна документація	Посібник користувача із зазначенням функціоналу, рекомендації з установки, вимоги до обладнання, параметри використання та попередження про можливі ризики.

Продовження таблиці 2.9.1 – Маркування медичного виробу

Інформація про оновлення	Програмне забезпечення підтримує автоматичні та ручні оновлення через офіційний сайт виробника, із зазначенням нової версії, дотриманням сумісності, резервуванням даних та повідомленням користувачів про доступність нових версій.
Інструкція для медичних працівників	Інформація про роботу з програмним забезпеченням, використання сумісних пристроїв, проведення перевірок і можливі побічні ефекти при експлуатації.
Можливість повторного використання	ПЗ може використовуватися повторно, проте регулярні оновлення повинні виконуватися для забезпечення його коректної роботи.

2.9. Інструкція з використання

Модель оцінки психологічного стану пацієнта.

ІНСТРУКЦІЯ

ПРИЗНАЧЕННЯ

Модель призначена для оцінки психологічного стану пацієнтів критичних інфраструктур за допомогою аналізу фізіологічних даних, зібраних сенсорами на фітнес-браслеті. Результати оцінки відображаються на екрані браслета та зберігаються в базі даних.

ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ

Когнітивне навантаження — це ступінь використання ресурсів мозку для вирішення завдань чи прийняття рішень. Надмірний рівень такого навантаження може негативно впливати на працездатність, спричиняти помилки у роботі та посилювати ризик виникнення психоемоційного виснаження. Особливо критичним це є для фахівців, які працюють у стресових умовах, наприклад, працівників спецслужб, критичної інфраструктури, лабораторій, хірургів та їхніх асистентів.

У разі підвищення когнітивного навантаження ефективність праці знижується, що може призвести до серйозних наслідків, включаючи прийняття неправильних рішень або зниження реакцій на зовнішні подразники. Моніторинг цього параметра дозволяє своєчасно виявляти зміни в психологічному стані, вживаючи заходів для зниження ризику перевантаження та підтримки ефективності.

Модель використовує алгоритми штучного інтелекту, які аналізують фізіологічні показники (серцевий ритм, тиск, шкірно-гальванічна реакція) та оцінюють рівень когнітивного навантаження, стресу та загального психологічного стану пацієнта.

Медичний виріб оцінки психологічного стану пацієнта забезпечує своєчасне виявлення підвищеного рівня когнітивного навантаження, що дозволяє попереджати перевтому, знижувати ризик професійного вигорання та мінімізувати ймовірність помилок у критичних умовах. Допомагає відслідковувати стан працівників у реальному часі, що є особливо важливим у сферах, де оперативність і точність рішень визначають безпеку та ефективність роботи. Завдяки цьому пристрою можна своєчасно запроваджувати адаптивні заходи, такі як перерви, зміна умов праці чи корекція робочого графіка, що покращує якість роботи та зберігає здоров’я працівників.

КОМПЛЕКТНІСТЬ

Основна

Програмне забезпечення – модель оцінки, мобільний застосунок, сервери та база даних.

Допоміжна

Фітнес-браслет Garmin

ПРИНЦИП ТЕСТУВАННЯ

Принцип тестування полягає в тому, що фітнес-браслет, оснащений датчиками, безперервно відстежує різні фізіологічні показники користувача, такі як серцевий ритм, рівень активності, температура тіла та інші. Зібрані дані

надходять в спеціальне програмне забезпечення, яке на основі алгоритмів моделює психологічний стан пацієнта. Модель аналізує отриману інформацію, порівнюючи її з нормами для даної особи, і визначає рівень когнітивного навантаження або стресу, що може вказувати на перевтому чи інші розлади.

Програмне забезпечення проводить регулярну оцінку цих сигналів, що дозволяє виявляти будь-які відхилення від нормального функціонування організму.

Якщо дані свідчать про підвищений рівень когнітивного навантаження, система автоматично генерує сигнал для користувача, який отримує попередження на своєму фітнес-браслеті. Це дає змогу користувачеві вчасно прийняти необхідні заходи, наприклад, зробити перерву або змінити навантаження, щоб запобігти негативним наслідкам для здоров'я.

Пристрій та його програмне забезпечення працюють таким чином, що навіть за найменших змін у фізіологічних параметрах, що можуть свідчити про перевтому чи інші проблеми, браслет негайно надсилає сигнал до користувача.

Це дозволяє не лише підтримувати оптимальний рівень працездатності, а й запобігти серйозним проблемам, що можуть виникнути через постійне перевантаження організму. Тестування забезпечує безперервний моніторинг, який є важливим інструментом для ефективної роботи в умовах високого стресу або інтенсивного фізичного навантаження.

ЗАСТЕРЕЖЕННЯ

Пристрій не призначений для медичної діагностики або лікування.

Не використовувати, якщо упаковка браслета пошкоджена.

Перед першим використанням зарядити браслет до повного заряду.

Використовуйте пристрій лише на чистій та сухій шкірі.

Уникайте інтенсивних фізичних навантажень або емоційного стресу безпосередньо перед використанням.

Не використовуйте пристрій на пошкодженій або роздратованій шкірі.

При наявності алергічних реакцій на матеріали, з яких виготовлений браслет, припиніть використання і проконсультуйтесь з лікарем.

У разі погіршення самопочуття або виникнення дискомфорту під час використання браслета, негайно припиніть його використання.

Уникайте занурення пристрою у воду або використання під час купання чи під душем, якщо браслет не має водонепроникного покриття, відповідно до інструкцій виробника.

Не допускайте, щоб пристрій потрапляв у руки дітей або тварин.

Не використовуйте пристрій під час медичних процедур або в умовах, де високий ризик виникнення електричних розрядів.

Пам'ятайте, що пристрій не замінює консультацію з лікарем і не є медичним інструментом.

СПОСІБ ВИКОРИСТАННЯ

1. Надягніть браслет на зап’ястя, забезпечивши щільний контакт датчиків зі шкірою.

2. Включіть браслет, натиснувши кнопку активації.

3. Переконайтесь, що програмне забезпечення завантажене та встановлене на смартфон.

4. Синхронізуйте браслет зі смартфоном через додаток.

5. Розпочніть оцінювання, натиснувши кнопку «Почати».

6. Система автоматично зчитує дані та відправляє їх до програмного забезпечення для аналізу.

7. Результат відображається на екрані браслета:

Зелений сигнал: психологічний стан в межах норми.

Червоний сигнал: погіршення психологічного стану, рекомендована консультація спеціаліста.

ЗБЕРЕЖЕННЯ МОНІТОРИНГУ ТА СИГНАЛІВ

1. Під час кожного тестування браслет зберігає інформацію про результат оцінки, що дозволяє вести історію стану користувача.

2. Всі показники зберігаються у додатку на вашому смартфоні, що дозволяє переглядати тренди та зміну психологічного стану в часі.

3. Якщо браслет фіксує погіршення стану (червоний індикатор), результат автоматично зберігається, а додаток може відправити повідомлення для подальшої консультації з лікарем або спеціалістом.

4. Зберігання даних дозволяє користувачеві в разі необхідності показати історію моніторингу лікарю або іншому спеціалісту.

5. Після завершення оцінки результату в додатку, можна переглядати збережені дані для аналізу змін у психологічному стані та коригування подальших дій.

6. Додаток автоматично надсилає повідомлення, якщо результати вказують на стрес або інші зміни в стані, що можуть вимагати уваги.

7. Браслет та додаток можуть використовуватися для регулярного моніторингу психофізіологічного стану, що дозволяє вчасно виявляти зміни і вживати необхідні заходи для покращення самопочуття.

ОБРОБКА ДАНИХ

Програмне забезпечення аналізує зібрані дані, формує звіт та зберігає результати в базі даних. Дані можуть використовуватися для подальшого моніторингу або консультації з медичним фахівцем.

Програмне забезпечення отримує з браслету дані про фізіологічні параметри користувача, зокрема рівень стресу, частоту серцевих скорочень, варіації серцевого ритму та інші біометричні показники, що допомагають оцінити психологічний стан. Ці дані постійно моніторяться та аналізуються в реальному часі. Програмне забезпечення застосовує моделі машинного навчання для виявлення відхилень у звичайному режимі роботи організму, зокрема підвищеного рівня стресу або ознак емоційного виснаження.

Після збору даних програма автоматично генерує результат, який відображається на екрані пристрою у вигляді кольорових сигналів. Зелений сигнал вказує на нормальний психологічний стан, тоді як червоний сигнал свідчить про серйозні зміни в психоемоційному стані користувача, що потребують консультації з фахівцем. Дані також фіксуються та зберігаються в базі даних для подальшого використання. Ця база даних служить важливим

ресурсом для відстеження змін у психологічному стані пацієнта з часом, а також для аналізу динаміки стресу чи інших психічних показників.

Програмне забезпечення дозволяє користувачам переглядати історію результатів, що дає змогу аналізувати довготривалі тенденції та спостерігати за змінами в стані здоров'я. Всі зібрані дані можуть бути передані лікарю або іншому медичному фахівцю для подальшого обговорення і можливої корекції лікування. Це забезпечує ефективний моніторинг стану пацієнта і дає змогу швидко реагувати на будь-які зміни, що можуть вказувати на потенційні психологічні чи фізичні проблеми.

Зібрані та оброблені дані зберігаються у захищеній базі даних, що відповідає всім стандартам безпеки та конфіденційності. Це дозволяє пацієнтам та медичним фахівцям мати доступ до результатів в будь-який час, не турбуючись про безпеку персональної інформації. Усі звіти зберігаються з урахуванням нормативних вимог щодо захисту персональних даних, що є важливим аспектом в медичній сфері.

УМОВИ ЗБЕРІГАННЯ І ТРАНСПОРТУВАННЯ

Програмне забезпечення має зберігатися на пристрої в умовах стабільного доступу до електроживлення та надійного підключення до Інтернету для своєчасного оновлення та синхронізації з браслетом. Рекомендується забезпечити належну захищеність пристрою паролем або іншими засобами безпеки для захисту персональних даних користувача.

Зберігати програмне забезпечення слід у безпечному середовищі, щоб уникнути несанкціонованого доступу або втрати даних. Регулярно оновлюйте програму до останніх версій, щоб забезпечити сумісність з новими функціями браслета та покращеннями в алгоритмах аналізу.

Уникайте встановлення програмного забезпечення на пристрої з недостатньою потужністю або на застарілих операційних системах, що можуть призвести до нестабільної роботи програми. Зберігайте резервні копії даних на зовнішніх носіях або в хмарних сервісах для запобігання втраті важливої інформації через непередбачувані технічні проблеми.

При використанні програмного забезпечення необхідно забезпечити конфіденційність та захист даних користувача, дотримуючись політик безпеки та нормативних вимог щодо захисту персональних даних.

ОБМЕЖЕННЯ

Результати оцінки є допоміжними і не замінюють консультації з лікарем.

Точність результатів залежить від правильного використання та дотримання інструкції.

Система не призначена для оцінки стану пацієнтів із встановленими кардіостимуляторами.

ВИСНОВКИ

Психічний стрес є однією з серйозних проблем сучасного суспільства, оскільки він може призвести до значного погіршення фізичного та психічного здоров'я. Стрес часто супроводжується підвищенням кров'яного тиску, порушенням сну, а також збільшує ймовірність розвитку серцево-судинних захворювань. Тому створення систем, здатних виявляти та контролювати рівень стресу на основі фізіологічних параметрів, є надзвичайно важливим завданням.

Одним з основних завдань таких систем є своєчасне виявлення стресових станів з метою попередження ускладнень та інформування користувачів. Такі технології особливо корисні для рятувальних служб та професій, де стрес є невід'ємною частиною діяльності. Наприклад, за допомогою фізіологічних даних, отриманих з носимих пристроїв, можна не лише виявити наявність стресу, а й оцінити його інтенсивність в реальному часі.

Важливим елементом таких систем є інтеграція з технологіями, що визначають емоційний стан особи, адже стрес часто пов'язаний з емоційними реакціями. Використання алгоритмів машинного навчання для класифікації різних емоційних станів, включаючи стрес, дозволяє точніше інтерпретувати фізіологічні показники.

У ході виконання завдань встановлено доцільність поєднання програмного забезпечення на основі штучного інтелекту з фітнес-браслетами для моніторингу фізіологічних параметрів користувачів. Така інтеграція дозволяє створити систему, яка автоматизує збір, обробку та аналіз даних, підвищуючи точність і швидкість виявлення відхилень у стані здоров’я, а також забезпечує персоналізовані рекомендації.

Доведено ефективність розробленої технологічної схеми, що включає етапи збору даних із сенсорів фітнес-браслетів, передачу інформації до програмного забезпечення, аналіз за допомогою алгоритмів штучного

інтелекту та генерацію індивідуальних рекомендацій. Ця схема забезпечує високу надійність роботи системи, її адаптивність до потреб користувача та зручність використання. Опис кожного етапу супроводжується деталізованим обґрунтуванням технічних і функціональних характеристик.

Показано важливість створення технічного файлу на медичний виріб, що відповідає міжнародним стандартам і нормативним вимогам. Структура файлу включає опис виробу, технічні характеристики, результати оцінки ризиків, документацію з розробки, тестування та валідації, а також інструкції для користувачів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Emotional stress recognition system using EEG and psychophysiological signals - Seyyed Abed Hosseini

2. Healey, J., & Picard, R. W. (2019). Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 20(2), 420-432. doi:10.1109/TITS.2018.2836828.

3. Plarre, K., Raij, A., Guha, S., Kumar, S., Selavo, L., Girju, R., ... & Erol, M. (2019). Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 3(2), 1-26. doi:10.1145/3328918.

4. A Review of Emotion Recognition Using Physiological Signals - Lin Shu, Jinyan Xie, Mingyue Yang, Ziyi Li, Zhenqi Li, Dan Liao, Xiangmin Xu, Xinyi Yang

5. Enhancing Mental Health with Artificial Intelligence: Current Trends and Future Prospects - David Olawade, Ojima Zechariah Wada

6. Ethics in Exercise Science Research - Roy Shephard

7. Effect of Mindfulness Breathing Meditation on Depression, Anxiety, and Stress: A Randomized Controlled Trial among University Students - Maria Komariah, Kusman Ibrahim, Tuti Pahria, Laili Rahayuwati, Irman Somantri

8. Understanding mental fatigue and its detection: a comparative analysis of assessments and tools - Kaveena Kunasegaran, Ahamed Miflah Hussain Ismail, Shamala Ramasamy, Justin Vijay Gnanou, Brinnell Annette Caszo, Po Ling Chen

9. Exercise caution when stressed: Stages of change and the stress-exercise participation relationship - Rafer S. Lutz

10. Stress detection in daily life scenarios using smart phones and wearable sensors: A survey - Yekta Said Can, Bert Arnrich, Cem Ersoy

11. Healey, J., & Picard, R. W. (2019). Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 20(2), 420-432. doi:10.1109/TITS.2018.2836828.

12. Hovsepian, K., al'Absi, M., Ertin, E., Kamarck, T., Nakajima, M., & Kumar, S. (2018). cStress: Towards a gold standard for continuous stress assessment in the mobile environment. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2(1), 1-21. doi:10.1145/3191731.

13. Plarre, K., Raij, A., Guha, S., Kumar, S., Selavo, L., Girju, R., ... & Erol, M. (2019). Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 3(2), 1-26. doi:10.1145/3328918.

14. Ramos, J., & Mohino-Herranz, I. (2020). Personalized stress detection using wearable sensors and machine learning techniques. IEEE Access, 8, 18980-18990. doi:10.1109/ACCESS.2020.2968846.

15. Continuous Stress Detection Using a Wrist Device – In Laboratory and Real Life – Martin Gjoreski

16. Proposed method for stress detection | Martin Gjoreski | Germany. URL: https://www.researchgate.net/figure/Proposed-method-for-stress-detection_fig3_308038636 (date of access: 25.11.2024).

17. Monitoring stress with a wrist device using context - Martin Gjoreski

18. A Robust Algorithm for Real-Time Peak Detection of Photoplethysmograms Using a Personal Computer Mouse - Tran Viet Thang

19. Predicting stress levels using physiological data: Real-time stress prediction models utilizing wearable devices - Evgenia Lazarou, Themis P Exarchos

20. Machine Learning for Stress Detection from Electrodermal Activity: A Scoping Review - Roberto Sánchez Reolid, María T. López Bonal

21. Predicting the stress level of students using Supervised Machine Learning and Artificial Neural Network (ANN) - Suraj Arya

22. Al-Atawi AA, Alyahyan S, Alatawi MN, Sadad T, Manzoor T, Farooq-i-Azam M, Khan ZH. Stress Monitoring Using Machine Learning, IoT and Wearable Sensors. Sensors (Basel) 2023; 23(21):8875. doi: 10.3390/s23218875

23. The Feasibility of Wearable and Self-Report Stress Detection Measures in a Semi-Controlled Lab Environment - Sara Aristizabal

24. K. Bhui, S. Dinos, M. Galant-Miecznikowska, B. de Jongh, andS. Stansfeld, ‘‘Perceptions of work stress causes and effective interven-tions in employees working in public, private and non-governmentalorganisations: A qualitative study,’’ BJPsych Bull., vol. 40, no. 6,pp. 318–325, Dec. 2016

25. Human Stress Detection With Wearable Sensors Using Convolutional Neural Networks - Manuel Gil-Martin, Ruben San-Segundo

26. Mental Stress Detection Using Artificial Intelligence Models - Vishal Dham, Kirtiman Rai

27. Real-time Mental Stress Detection Technique Using Neural Networks towards Wearable Health Monitor - Nilava Mukherjee, Sumitra Mukhopadhyay

28. Stress Detection by Machine Learning and Wearable Sensors - Prerna Garg, Jayasankar Santhosh

29. Machine Learning Unlocks Insights For Stress Detection. URL: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/06/machine-learning-unlocks-insights-for-stress-detection/ (date of access: 25.11.2024).

30. The effect of cognitive load and time stress on prospective memory and its components - Jinhui Hu, Cong Xin

31. Cognitive–behavioral therapy for management of mental health and stress-related disorders: Recent advances in techniques and technologies - Mutsuhiro Nakao, Kentaro Shirotsuki

32. Mindfulness Practices for Stress Reduction and Mental Clarity - Sonali Channawar

33. Controlling the emotional heart: Heart rate biofeedback improves cardiac control during emotional reactions - Nathalie Peira, Mats Fredrikson

34. Wearables for Stress Management: A Scoping Review - Maria Luisa Gonzalez-Ramirez, Juan Pablo García-Vázquez

35. Datasets for Cognitive Load Inference Using Wearable Sensors and Psychological Traits - Martin Gjoreski, Tine Kolenik

36. Psychology Meets Machine Learning: Interdisciplinary Perspectives on Algorithmic Job Candidate Screening - Cynthia C. S. Liem, Markus Langer

37. Achmadnoer Sukma Wicaksana. (2017). Layered Regression Analysis on Multimodal Approach forPersonality and Job Candidacy Prediction and Explanation.

38. Choosing the Optimal Data Split for Machine Learning: 80/20 vs 70/30. URL: https://medium.com/@gunkurnia/choosing-the-optimal-data-split-for-machine-learning-80-20-vs-70-30-0fd266710236 (date of access: 25.11.2024).

39. Learning hyperparameter optimization initializations - Martin Wistuba, Lars Schmidt-Thieme

40. Sensors and Functionalities of Non-Invasive Wrist-Wearable Devices: A Review - Aida Kamisalic, Iztok Fister jr.,

41. Mindfulness-Based Meditation to Decrease Stress and Anxiety in College Students: A Narrative Synthesis of the Research - Mandy Bamber, Joanne Schneider

42. Methods of data collection - Syed Muhammad Sajjad Kabir

43. Large language models in medical and healthcare fields: applications, advances, and challenges URL: https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-10921-0 (date of access: 25.11.2024).

44. Черних, М. А. Модель оцінки рівня когнітивного навантаження на основі фізіологічних та фізичних факторів : дипломна робота ... бакалавра : 122 Комп’ютерні науки / Черних Максим Андрійович. – Київ – 66 с, 2023. URL: https://ela.kpi.ua/handle/123456789/64800 (дата доступу: 25.11.2024).

45. Model Accuracy URL: https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/model-accuracy (date of access: 25.11.2024).

46. Accuracy vs. precision vs. recall in machine learning URL: https://www.evidentlyai.com/classification-metrics/accuracy-precision-recall (date of access: 25.11.2024).

47. Implicit bias in healthcare: clinical practice, research and decision making - Dipesh P Gopal, Ula Chetty, Patrick O'Donnell, Camille Gajria, Jodie Blackadder-Weinstein

48. Precision and Recall: How to Evaluate Your Classification Model URL: https://builtin.com/data-science/precision-and-recall (date of access: 25.11.2024).

49. A Consolidated Overview of Evaluation and Performance Metrics for Machine Learning and Computer Vision - Tobias Schlosser, Michael Friedrich

50. Evaluating Machine Learning Stability in Predicting Depression and Anxiety Amidst Subjective Response Errors - Wai Lim Ku, Hua Min

51. F1 Score in Machine Learning

URL: https://encord.com/blog/f1-score-in-machine-learning/ (date of access: 25.11.2024).

52. Маркування медичних виробів згідно вимог законодавства

URL: https://www.dls.gov.ua/print-article/?pa=69419 (дата доступу: 25.11.2024).

53. ДСТУ EN ISO 15223-1:2018 Вироби медичні. Символи, застосовані під час маркування на медичних виробах, етикетках та в супровідній документації. Частина 1. Загальні вимоги.

54. ДСТУ EN 1041:2015 Вироби медичні. Інформація, яку надає виробник (EN 1041:2008, IDT).

55. ДСТУ EN 980:2007 Символи графічні для маркування медичних виробів

56. ДСТУ EN ISO 13485:2018 Медичні вироби. Система управління якістю. Вимоги до регулювання.

57. Що таке SaMD (програмне забезпечення як медичний виріб) і як воно регулюється?

URL: https://stfalcon.com/uk/blog/post/what-is-software-as-a-medical-device (дата доступу: 25.11.2024).

58. IEC 60601: Медична електротехнічна апаратура – Загальні вимоги до безпеки.

59. ISO/IEC 12207: Системи і програмне забезпечення. Процеси життєвого циклу програмного забезпечення.

60. ISO 14971: Управління ризиками для медичних виробів.

61. IEEE 829: Створення документації для програмного забезпечення.

62. Species distribution models: Spatial autocorrelation and non-stationarity - Jennifer A. Miller - p. 36

63. Generalization in Machine Learning for better performance. URL: https://mathanrajsharma.medium.com/generalization-in-machine-learning-for-better-performance-51bed74a3820 (date of access: 25.11.2024).

64. Sensor faults

URL: https://borakizil.medium.com/sensor-faults-7cd1dc258965 (date of access: 25.11.2024).

65. Recall Bias can be a Threat to Retrospective and Prospective Research Designs - Eman S Hassan - p - 7.

66. The Neurobiology of Anxiety Disorders: Brain Imaging, Genetics, and Psychoneuroendocrinology.

URL: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3684250/ (date of access: 25.11.2024).

67. Outliers Detection

URL:https://medium.com/@ayeshasidhikha188/outliers-detection-9b39ede4eb20 (date of access: 25.11.2024).

68. Statistical functions

URL: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/stats.html (date of access: 25.11.2024).

69. 20 IMPORTANT PYTHON LIBRARIES / PACKAGES FOR DATA SCIENCE (2023) URL: https://medium.com/@vinodkumargr/20-important-python-libraries-packages-for-data-science-2023-77db6bb26826 (date of access: 25.11.2024).

70. Beyond addressing multicollinearity: Robust quantitative analysis and 79machine learning in international business research - Thomas Lindner, Jonas Puck - p. 1-8

71. The Importance of Data Mining & Predictive Analysis - Sreejit Ramakrishnan - p. 593-598

72. What is SPSS? Definition, Features, Types, and Use Cases URL: https://surveysparrow.com/blog/what-is-spss/ (date of access: 25.11.2024).

73. The Importance of Splitting Datasets into Training, Validation, and Test URL:https://ruveydakardelcetin.medium.com/the-importance-of-splitting-datasets-into-training-validation-and-test-sets-417caaeae91d (date of access: 25.11.2024).

74. ML Part 9: Introduction to Supervised Machine Learning URL: https://medium.com/@avicsebooks/ml-part-9-introduction-to-supervised-machine-learning-b32624546a6e (date of access: 25.11.2024).

75. Understanding Self-Attention and Transformer Network Architecture URL:https://medium.com/@lmpo/understanding-self-attention-and-transformer-network-architecture-0734f73b8fa3 (date of access: 25.11.2024).

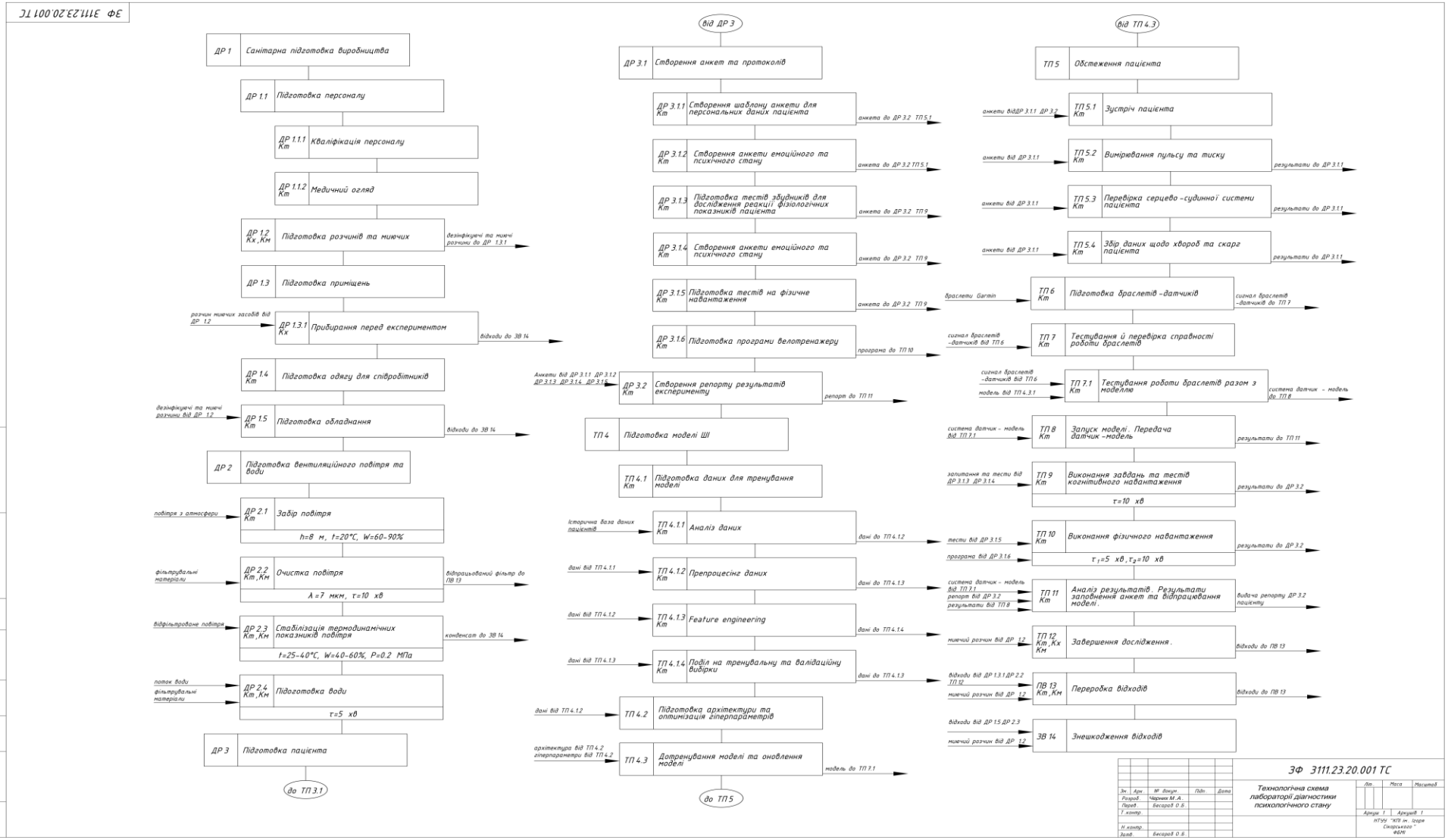
76. Artificial Neural Network Hyperparameters Optimization: A Survey - Zahraa Saddi Kadhim,

77. Emotional stress recognition system using EEG and psychophysiological signals - Seyyed Abed Hosseini, Hasanen S. Abdullah

78. Garmin official URL: https://ua.garmin.net.ua/cat/ (date of access: 25.11.2024).

79. ISO 15223 «Символи, які використовуються наетикетках медичних виробів, маркування та інформація до постачання» українською мовою, відповідно до вимог законодавства у сфері державної мовної політики (Закону України “Про забезпечення функціонування української мови як державної”)

80. ISO 27002 - The Information Security Standard - p. 1

ДОДАТКИ

Додаток А