

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ**

**УДК 004.032.2**

**До захисту допускається  
В.о. завідувача кафедри  
комп'ютерних наук та інженерії  
д.т.н., проф. Рязанцев О. І.**

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 р.

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

**НА ТЕМУ:**

**«Комплексна тема. Методи та моделі аналізу даних біомедичного моніторингу»**

Освітньо-кваліфікаційний рівень «Магістр»

Спеціальність 122 – «Комп'ютерні науки»

Науковий керівник роботи:

\_\_\_\_\_ (підпис)

Білобородова Т.О.

\_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

\_\_\_\_\_ (підпис)

Критська Я.О.

\_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)

Студент:

\_\_\_\_\_ (підпис)

Хамула І.В.

\_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)

Група:

КН-19дм  
\_\_\_\_\_

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ**

Факультет Інформаційних технологій та електроніки  
Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії  
Освітньо-кваліфікаційний рівень Магістр  
122 – «Комп'ютерні науки»  
(шифр і назва)

**«ЗАТВЕРДЖУЮ»**

Т.в.о. завідувача кафедри  
комп'ютерних наук та інженерії  
к.т.н., доц. Кардашук В. С.

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2020 року

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Хамулі Ірині Вікторівні  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Комплексна тема. Методи та моделі аналізу даних біомедичного моніторингу»  
керівник проекту (роботи) к.т.н. Білобородова Тетяна Олександрівна  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)  
затверджені наказом вищого навчального закладу від "05" жовтня 2020р. № 140/15.15
2. Строк подання магістром роботи 11.01.2021р.
3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) а) аналіз технології довготривалого моніторингу та методів, моделей аналізу біомедичних даних;  
б) дослідження сучасних методів, технологій, аналізу біомедичних даних;  
в) розробка методу та моделей аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору;  
г) практична реалізація запропонованого методу та моделі для оцінки ступеня тремору;  
д) охорона праці в галузі.
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень):  
електронні плакати.

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	ст. викл. Критська Я.О.		

7. Дата видачі завдання 05.10.2020 р.

Керівник

\_\_\_\_\_ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

\_\_\_\_\_ (підпис)

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту ( роботи )	Примітка
1	Огляд та аналіз вимог до роботи.	01.09.20-19.09.20	
2	Дослідження методів та підходів отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу біомедичних даних, аналіз технологій довготривалого моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона	22.09.20-10.10.20	
3	Розробка моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору	11.10.20-15.11.20	
4	Дослідження та аналіз отриманих результатів	16.11.20-09.12.20	
5	Розробка заходів з охорони праці.	10.12.20-15.12.20	
6	Оформлення пояснювальної записки.	16.12.20-31.12.20	
7	Підготовка та подання магістерської роботи до захисту.	01.01.21-10.01.21	

Магістр

\_\_\_\_\_ (підпис)

Науковий керівник

\_\_\_\_\_ (підпис)

Хамула І.В.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Білобородова Т. О.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

**Хамула І.В.** Комплексна тема. Методи та моделі аналізу даних біомедичного моніторингу.

В роботі представлено вирішення задачі підвищення точності автоматичного визначення станів людини під час проведення біомедичного моніторингу.

Проведено аналіз методів і технологій отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу даних, що використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів. Розроблено модель та метод автоматичної оцінки ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона, зокрема, оцінка ступеня тяжкості тремору. Проведено експеримент з практичної реалізації розробленої моделі та методу оцінки ступеня тремору, який складається з наступних етапів: збір даних, сегментація, вилучення ознак, моделювання, оцінка якості класифікації. Виконано тестування розроблених моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору та визначено її точність.

Загальний обсяг роботи: Рис.: 11. Табл. 10. Бібліогр.: 32.

**Ключові слова:** машинне навчання, аналіз даних, класифікація, XGBoost.

## АННОТАЦИЯ

**Хамула И.В.** Комплексная тема. Методы и модели анализа данных биомедицинского мониторинга.

В работе представлено решение задачи повышения точности автоматического определения состояний человека во время проведения биомедицинского мониторинга.

Проведен анализ методов и технологий получения, обработки, сегментации, извлечения признаков и анализа данных, используемых для определения симптомов болезни Паркинсона при длительном биомедицинском мониторинге пациентов. Разработана модель и метод автоматической оценки степени тяжести симптомов болезни Паркинсона, в частности, оценка степени тяжести тремора. Проведен эксперимент по практической реализации разработанной модели и метода оценки степени тремора, который состоит из следующих этапов: сбор данных, сегментация, извлечение признаков, моделирование, оценка качества классификации. Выполнено тестирование разработанных модели и метода

анализа данных биомедицинского мониторинга для оценки степени тремора и определена ее точность.

Общий объем работы: Рис .: 11. Табл. 10. Библиогр .: 32.

**Ключевые слова:** машинное обучение, анализ данных, классификация, XGBoost.

## ABSTRACT

**Khamula Iryna.** Methods and models for data analysis in biomedical monitoring.

The paper presents a solution to the problem of increasing the accuracy of automatic determination of human states during biomedical monitoring.

The analysis of methods and technologies for obtaining, processing, segmentation, extraction of signs and analysis of data used to determine the symptoms of Parkinson's disease during long-term biomedical monitoring of patients. A model and method for automatic assessment of the severity of symptoms of Parkinson's disease, in particular, assessment of the severity of tremor, has been developed. An experiment was carried out on the practical implementation of the developed model and method for assessing the degree of tremor, which consists of the following stages: data collection, segmentation, feature extraction, modeling, classification quality assessment. The developed model and method for analyzing biomedical monitoring data were tested to assess the degree of tremor and its accuracy was determined.

Total scope of work: Fig.: 11. Tab. 10. Bibliography: 32.

**Keywords:** machine learning, data analysis, classification, XGBoost.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧОК І СКОРОЧЕНЬ .....	8
ВСТУП .....	10
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЇ ДОВГОТРИВАЛОГО МОНІТОРИНГУ ТА МЕТОДІВ, МОДЕЛЕЙ АНАЛІЗУ БІОМЕДИЧНИХ ДАНИХ .....	13
1.1 Проблематика стану питання .....	14
1.1.1 Аналіз засобів і методів оцінки симптомів хвороби Паркінсона .....	15
1.1.2 Аналіз шкал диференціації ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона .....	16
1.2 Інформаційні технології, що використовуються для оцінки симптомів хвороби Паркінсона .....	17
1.2.1 Технології отримання біомедичних даних .....	18
1.2.2 Технічні засоби отримання біомедичних даних .....	21
1.2.3 Підходи до моніторингу рухових функцій .....	22
1.3 Методи вилучення ознак .....	25
1.4 Методи, моделі аналізу біомедичних даних для оцінки ступеня тремору .....	28
1.5 Постановка наукової задачі та обґрунтування методики досліджень .....	32
1.6 Висновки до першого розділу .....	34
1.7 Перелік використаних джерел посилань до першого розділу .....	34
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ АНАЛІЗУ ДАНИХ БІОМЕДИЧНОГО МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ОЦІНКИ СТУПЕНЯ ТРЕМОРУ .....	37
2.1 Отримання даних .....	37
2.2 Попередня обробка даних .....	37
2.3 Вилучення ознак .....	38
2.4 Розробка моделі оцінки ступеня тремору .....	40
2.4.1 Підготовка даних .....	41
2.4.2 Розробка моделі .....	41
2.5 Оцінка якості моделі та важливості ознак .....	42
2.6 Загальна оцінка ступеню тремору .....	43
2.7 Висновки до другого розділу .....	44
2.8 Перелік використаних джерел посилань до другого розділу .....	44

РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ .....	45
3.1 Збір даних.....	45
3.2 Сегментація.....	46
3.3 Вилучення ознак.....	46
3.4 Моделювання.....	49
3.5 Оцінка якості класифікації .....	52
3.6 Оцінка ступеня тремору .....	54
3.7 Висновок до третього розділу .....	56
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ .....	57
4.1 Аналіз стану умов праці .....	57
4.2 Вимоги до приміщення.....	58
4.3 Вимоги до організації робочого місця .....	59
4.4 Пожежна безпека.....	59
4.5 Мікроклімат .....	60
4.6 Освітлення.....	61
4.7 Розрахунок захисного заземлення для забезпечення електробезпеки будівлі.....	62
4.8 Охорона навколишнього природного середовища .....	66
4.9 Висновки до четвертого розділу .....	67
4.10 Перелік використаних джерел посилань до четвертого розділу .....	68
ВИСНОВКИ.....	69
ДОДАТОК А ЕЛЕКТРОННА ПРЕЗЕНТАЦІЯ .....	71
ДОДАТОК Б СЦЕНАРІЙ ОТРИМАННЯ МОДЕЛІ .....	79

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧОК І СКОРОЧЕНЬ**

CART	Classification and Regression Tree
CNN	Convolutional neural network
DBS	Deep brain stimulation
DT	Decision tree
DTEMG	Electromyography
GNB	Gaussian Naive Bayes
GPI	Globus pallidus pars interna
GPS	Global Positioning System
ICC	Intra Class Coefficient
IMU	Inertial Measurement Unit
IoT	Internet of Things
KDA	Kernel discriminant analysis
kNN	k-nearest neighbors algorithm
LDA	Linear discriminant analysis
LogR	Logistic regression
MDS-UPDRS	Movement Disorder Society-sponsored revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale
MFCC	Mel-frequency cepstral coefficients
ML	Machine learning
NN	Neural network
PCA	Principal component analysis
PSD	Power spectral density
RF	Random forest
STN	Subthalamic nucleus
SVM	Support vector machine
VIM	Ventrolateral nucleus
XGBoost	eXtreme Gradient Boosting
ЕЕГ	Електроенцефалографія
ЕКГ	Електрокардіографія



ЕМГ	Електроміографія
КТ	Комп'ютерна томографія
МРТ	Магнітно-резонансна томографія
ХП	Хвороба Паркінсона

## ВСТУП

Зі збільшенням росту населення спостерігається значний ріст проблем зі здоров'ям. Рання діагностика довготривалих хронічних захворювань є важливою потребою в медичній галузі для своєчасного надання медичної допомоги та подовження стадії захворювання, що дозволяє підтримувати високу якість повсякденного життя. Численні захворювання тісно пов'язані з одним загальним симптомом, що значно ускладнює лікарям діагностику конкретних захворювань. Одним з напрямів застосування систем моніторингу біомедичних даних є контроль та виявлення симптомів хвороби Паркінсона. Це захворювання потребує постійного контролю симптомів для коригування дози призначуваних медичних препаратів, що робить дослідження в галузі аналізу біомедичних даних для моніторингу симптомів хвороби Паркінсона необхідним та актуальним завданням. Тремор є найпоширенішим симптомом рухового розладу, є симптомом, що з'являється на ранній стадії захворювань, а також є більш помітним симптомом. Досягнення в галузі охорони здоров'я для виявлення та моніторингу поза медичними закладами ступеня тяжкості тремору є досить обмеженими.

На сьогоднішній день сфера використання інформаційних технологій постійно розширюється, що в значній мірі впливає на якісний аналіз і обробку даних. З цієї причини все більша увага дослідників приділяється аналізу даних з кінцевою метою підвищення якості медичної допомоги. Недавні розробки в сенсорних технологіях, Інтернеті речей (IoT) і бездротовому зв'язку дали поштовх дослідженням в області мобільних і повсюдних медичних послуг і дистанційного моніторингу здоров'я. Біомедичні сигнали можуть бути записані за допомогою смартфонів, розумних годинників, браслетів, а також з різних підключених датчиків і носимих пристроїв для отримання цікавої інформації про здоров'я пацієнтів. Однак цю інформацію нелегко аналізувати і обробляти, і для цього потрібне застосування спеціальних інструментів.

Існуючі дослідження показують високу точність класифікації ступеню тяжкості або наявності тремору спокою в залежності від кількості датчиків, але результати класифікації постурального тремору все ще потребують удосконалення існуючих моделей і методів. Також, важливим фактором є відповідність розроблених методів автоматизації оцінки тремору та його ступеню тяжкості існуючим медичним шкалам.

Така ситуація передбачає необхідність створення методів і моделей аналізу біомедичних даних, які в значній мірі визначають найбільш значущу інформацію, яка

дозволить лікарям визначати поточний стан пацієнта, знаходити невідомі фактори ризику захворювань і призначати відповідне медикаментозне лікування.

**Об'єкт дослідження:** процеси збору, обробки та аналізу біомедичних даних.

**Предмет дослідження:** методи і моделі інтелектуального аналізу біомедичних даних.

**Мета і завдання дослідження.** Метою дослідження є підвищення точності аналізу біомедичних даних, які використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

Для досягнення мети дослідження необхідно вирішити такі **завдання:**

- аналіз технологій довготривалого моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона;
- дослідження сучасних методів та підходів отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу біомедичних даних;
- розробка моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору;
- оцінка точності розроблених моделі та методу.

**Методи дослідження.** Проведені в роботі дослідження основані на методах інтелектуального аналізу даних та машинного навчання. Перевірка результатів дослідження ґрунтувалась на методах експерименту та порівняння, що використовувались при реалізації практичної частини дипломного проекту.

**Особистий внесок здобувача** полягає у розробці моделі та методу автоматичної оцінки ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого моніторингу, зокрема, оцінка ступеня тяжкості тремору. Усі основні результати отримані автором особисто.

**Апробація матеріалів магістерської роботи.** Основні положення, ідеї, та висновки магістерської роботи доповідалися та обговорювалися на V, VI регіональному форумі IT-Ідея (м. Северодонецьк, 2019, 2020).

**Практичне значення отриманих результатів** полягає у підвищенні точності автоматичної оцінки ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого моніторингу, зокрема, оцінка ступеня тяжкості тремору.

**Публікації.** За темою магістерської роботи з викладенням її результатів опубліковано наукову статтю у науковому фаховому виданні України; два тези доповіді всеукраїнської конференції.

**Структура та обсяг магістерської роботи.** Кваліфікаційна магістерська робота складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку посилань. Загальний обсяг складає 81 сторінок, з яких основний текст на 67 сторінках, список використаних джерел із 32 найменування на 3 сторінках та 2 додатків на 11 сторінках. Робота містить 10 таблиць, 11 рисунків.

## РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЇ ДОВГОТРИВАЛОГО МОНІТОРИНГУ ТА МЕТОДІВ, МОДЕЛЕЙ АНАЛІЗУ БІОМЕДИЧНИХ ДАНИХ

Завдяки великій кількості нових технологій, їх зростаючої потужності та універсальності, а також інтелектуальним алгоритмам, на які вони все більше покладаються, довготривалий контроль симптомів хронічних захворювань з використанням інформаційних технологій стає альтернативою медичним процедурам по відстеженню симптомів захворювань. Одним з напрямів застосування систем моніторингу біомедичних даних є контроль та виявлення симптомів хвороби Паркінсона. Це захворювання потребує постійного контролю симптомів для коригування дози призначуваних медичних препаратів, що робить дослідження в галузі аналізу біомедичних даних для моніторингу симптомів хвороби Паркінсона необхідним та актуальним завданням.

Хвороба Паркінсона (ХП) - це повільно прогресуюче захворювання. Це захворювання протікає безсимптомно протягом тривалого часу. Рання діагностика дозволяє зафіксувати стан пацієнта на початкових стадіях і запобігти важким когнітивним розладам. Постійний моніторинг певних фізіологічних параметрів дозволяє відстежувати симптоми захворювання на ранній стадії. Це допомагає своєчасно вживати заходів для подовження початкової стадії та підтримки якості життя.

Сучасний розвиток інформаційних технологій відкриває нові можливості в біомедичному моніторингу. Широкий спектр біомедичних датчиків використовується для отримання різних фізіологічних сигналів людини, які можуть свідчити про наявність симптомів хвороби Паркінсона. Використовуючи дані з носимих пристроїв, таких як сенсори смартфонів, раннє виявлення симптомів стане можливим.

Тремор є найпоширенішим симптомом рухового розладу, є симптомом, що з'являється на ранній стадії захворювань, а також є більш помітним симптомом.

Велика розмаїтість біомедичних датчиків використовується для отримання даних про наявність або відсутність симптомів хвороби, ступеня їх тяжкості, типу. Акселерометр, електроміографія, гіроскоп, відео, детектор руху можуть використовуватися для вимірювання і аналізу симптомів. Сигнали обробляються і аналізуються з використанням різних методів оцінки стану здоров'я людини. Для цього використовуються вейвлет-

перетворення на підставі аналізу з використанням методу ковзного вікна, аналіз головних компонент, швидкі перетворення Фур'є, спектральний аналіз, методи машинного навчання.

### **1.1 Проблематика стану питання**

Протягом останнього десятиліття було розроблено безліч об'єктивних методів оцінки паркінсонічних порушень, заснованих на технологіях, які обіцяють суттєво змінити діагностику, моніторинг та лікування хвороби Паркінсона (ХП). Датчики, мобільний зв'язок, хмарні обчислення, розширена аналітика та Інтернет речей (бездротове з'єднання всіх електронних пристроїв) відносяться до числа інновацій, які можуть змінити охорону здоров'я і підходи до контролю стану пацієнтів з хронічними, складними і нестабільними коливальними розладами. На жаль, велика частина інформаційних технологій дублює дослідження, а не збільшує прогрес, потенційно роблячи їх технології несумісними з технологіями інших розробників. Крім того, не всі технології в першу чергу керуються гострими питаннями в межах клінічної галузі, іноді створюючи технічні рішення, які, якими б розумними вони не були, є недостатніми з точки зору клінічної допомоги.

За відсутності чітко встановлених та підтверджених біомаркерів діагнозу або прогресування захворювання, ХП залишається клінічно визначеним захворюванням. Сьогодні клінічні шкали і традиційні результати, що повідомляються пацієнтами, продовжують залишатися основними інструментами оцінки або кінцевими точками як в клінічній допомозі, так і в дослідженнях в області ХП. Однак зростає усвідомлення того, що об'єктивні заходи, засновані на технологія, можуть покращити чутливість, точність, відтворюваність та здійсненність об'єктивного фіксування всієї складності та різноманітності змін в руховій та немоторній поведінці. Приклади включають труднощі надійної оцінки мінливих подій (наприклад, мінлива реакція на ліки), фіксації рідкісних випадків (наприклад, падінь або замерзання ходи) або оцінки поведінки, яка має місце протягом тривалого періоду часу поза кабінетом клінічного обстеження (наприклад, фізичні навантаження у повсякденному житті). Можливість дистанційного збору даних про поведінку та використання їх для оптимізації стратегій лікування потенційно може нарешті "закрити цикл" та усунути критичні прогалини в знаннях. Незважаючи на численні поточні проекти зацікавлених сторін в наукових колах та промисловості, залишається складним визначити,

які ініціативи можуть розширюватися, і який тип розгортання забезпечить найвищий приріст у майбутньому.

### **1.1.1 Аналіз засобів і методів оцінки симптомів хвороби Паркінсона**

Хвороба Паркінсона - друге за поширеністю, після хвороби Альцгеймера, нейродегенеративне захворювання. Це прогресуючий неврологічний стан, що виникає внаслідок дегенерації нейронів, що продукують дофамін, у чорній речовині, яка знаходиться в середньому мозку або довгастому мозку. У зв'язку із зростанням тривалості життя людей актуальність ХП загострюється. Згідно зі статистикою МОЗ, в Україні зареєстровано понад 23 000 людей із хворобою Паркінсона, або 61,4 на 100 000 населення. Кожного року про цей діагноз дізнаються від лікарів 2 500 українців.

З хворобою Паркінсона пов'язано безліч різних симптомів. Але порядок, в якому вони розвиваються, і їх тяжкість індивідуальні для кожної людини. Найбільш загальними симптомами ХП є тремор, брадикінезія, акінезія, гіпокінезія, постуральна нестабільність, ригідність, дискінезія.

Тремор Паркінсона складається з коливальних рухів і з'являється, коли м'язи людини розслаблені, а зникає, коли людина починає дію. Це найбільш очевидний добре відомий симптом. Симптоми ригідності викликають скутість кінцівок, шиї або тулуба і призводять до негнучкості. Брадикінезія (повільний рух) описує загальне скорочення спонтанного руху (аномальна нерухомість і зниження виразності обличчя) і викликає труднощі при повторюваних рухах. Це може спричинити ходьбу короткими та перемішувальними кроками, а також може вплинути на мову. Симптом постуральної нестабільності - тенденція до нестабільності при вертикальному стоянні, підйомі зі стільця або поворотах. Дискінезія - це складність у виконанні довільних рухів, яка часто виникає як побічний ефект тривалої терапії леводопою. Дискінетичні рухи виглядають як плавні імпульси (некоординовані періодичні рухи). Ці рухові симптоми зачіпають верхні та нижні кінцівки та заважають виконанню повсякденних завдань, які можуть бути помітні на самих ранніх стадіях захворювання.

Симптоми ХП зазвичай розвиваються поступово і спочатку незначні. Але з часом симптоми хвороби поступово погіршуються, що призводить до сутої втрати якості життя та значного скорочення тривалості життя.

Розрізняють порушення рухових та когнітивних функцій при хворобі Паркінсона. Тремор є одним з найбільш помітних ознак хвороби Паркінсона, і більшість пацієнтів з ХП

відчувають тремор під час хвороби. Однак страждання, викликані цією кардинальною руховою особливістю у пацієнтів на ранніх стадіях хвороби, зазвичай недооцінюються. Люди, що живуть з ранньою стадією хвороби Паркінсона, часто відчувають сильне збентеження і труднощі через тремор, який обмежує соціальну взаємодію, також тремор часто заважає виконувати повсякденну діяльність та прості завдання вдома і на роботі. Хоча тремор в першу чергу лікується за допомогою ліків, реакція на тремор і задоволеність медикаментозною терапією сильно розрізняються. На ранніх стадіях тремор при хворобі Паркінсона часто починається з випадкового тремору пальців, який в кінцевому підсумку прогресує в поразку всієї руки, а в деяких випадках і всього тіла. Отже, оцінка тремору стає критично важливою в міру прогресування захворювання. Тому отримання вчасного і точно діагнозу хвороби Паркінсона є головним для пацієнтів. Саме дослідження симптомів хвороби може надати лікарям глибше розуміння тяжкості та прогресу захворювання пацієнтів, встановлення шляху до повністю персоналізованого лікування.

### **1.1.2 Аналіз шкал диференціації ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона**

Налічується велика кількість клінічних шкал, що використовуються для оцінки симптомів хвороби Паркінсона, проте найбільш використовуваними з яких є шкала стадій прогресування хвороби Хена і Яра та уніфікована шкала оцінки хвороби Паркінсона (MDS-UPDRS) [1]. Рівновагу и поставу можна оцінити за допомогою клінічних шкал, таких як шкала балансу Берга, тесту Тінетті, Brunel BA и Timed Up and Go Test.

Серед тестів навичок моторики найбільш відомими є: тест Purdue Pegboard, тест з дев'ятьма отворами, тест Jebsen і Taylor, тест Pig-Tail, тест Frenchay Arm, тест Action Research Arm, тест моторної функції Вольфа и тест Finger-Tapping.

Серед шкал визначення рухової активності найбільш популярними є шкала оцінки моторики Фуглі-Мейера і оцінка моторики Сьодрінга.

Для виявлення тремору зазвичай у клінічній практиці застосовуються тестування за допомогою аркуша паперу та ручки. До таких тестувань належать: письмо, спіраль Архімеда та малювання прямої лінії. При хворобі Паркінсона сам процес написання стає повільнішим і складним, а почерк є дрібним і щільним, іноді «павутиноподібним», що значно ускладнює читання. Для виконання тесту спіралі Архімеда пацієнту пропонують скопіювати спіраль зображену лікарем. При хворобі Паркінсона спіраль зазвичай є меншого розміру, та як правило, при наявності тремору відзначається тремтіння лінії.



Існують певні проби, які допомагають у фізичній оцінці тремору:

– проба Ромберга: ноги разом, руки по швах, голова рівно, очі закриті, ускладнення пози: руки витягнути перед собою на рівні плечей - оцінюється безпосередньо тремтіння рук, стійкість;

– проба Шільдера: руки перед собою, піднімається права рука вгору, а потім опускається до рівня лівої руки, потім іншою рукою - оцінюється відсутність мірив русі

Для визначення когнітивних порушень фахівцями широко використовуються наступні клінічні шкали та тести: шкала оцінки деменції Меттіса, коротка шкала оцінки психічного статусу, Кембриджський когнітивний тест, батарея тестів для оцінки лобної дисфункції, шкала оцінки когнітивних функцій при ХП, нейропсихометрична оцінка деменції Паркінсона, шкали оцінки когнітивних функцій при хворобі Паркінсона, Монреальська когнітивна шкала.

Найбільш поширеною та уживаною є уніфікована шкала оцінки ступеня тяжкості симптомів хвороби Паркінсона (MDS-UPDRS) [1]. Ця шкала має 5 градацій для визначення ступенів тяжкості різноманітних симптомів хвороби Паркінсона. Визначення ступеня тяжкості тремору проводиться у відповідності до його амплітуди наступним чином: 0 ступінь: відсутність тремору; 1 ступінь: дуже легкий: тремор присутній, але його амплітуда менше 1 см; 2 ступінь: легкий: тремор присутній, його амплітуда як мінімум 1 см, але менш 3 см; 3 ступінь: помірний: тремор присутній, його амплітуда як мінімум 3 см, але менш 10 см; 4 ступінь: важкий: тремор з амплітудою 10 см і більше. Використання цієї шкали дозволяє отримати біомедичні дані експериментальним шляхом від користувача, не хворого на хворобу Паркінсона. Це є перевагою у використанні цієї шкали для отримання даних для проведення експерименту з моделювання та методу автоматичної оцінки ступеня тяжкості тремору.

## **1.2 Інформаційні технології, що використовуються для оцінки симптомів хвороби Паркінсона**

Метою моніторингу та аналізу біомедичних даних при хворобі Паркінсона є забезпечення об'єктивних параметрів при виявленні і моніторингу моторних і немоторних функцій, тим самим підвищуючи якість надання лікування та дозволяючи індивідуальний догляд. Інформаційні технології, що використовуються для аналізу біомедичних даних

включають методи ті підходи отримання, обробки даних, вилучення ознак та інтелектуального аналізу даних.

### 1.2.1 Технології отримання біомедичних даних

Сучасні технології отримання біомедичних даних включають використання різноманітних датчиків, носимих пристроїв, що використані для отримання даних про фізіологічний стан людини.

Нааявні в даний час носимі технології (такі як інерційні датчики і поверхнева електроміографія (ЕМГ)) зі змінним успіхом здатні фіксувати кількість і інтенсивність кількох дій, таких як частота і амплітуда рухів протягом дня і під час сну, частота при яких тремор і дискінезія з'являються і зникають протягом дня, а також коливання вираженості ходи і порушень рівноваги. Використання споживчих носимих пристроїв в медицині стає все більш поширеним явищем. Наприклад, в області медицини сну використання актіграфії для моніторингу сну може бути використано для заміни більш традиційних методів, таких як полісомнографія, через її достовірності, більш низької вартості і здатності оцінювати людей в їх будинках протягом більш тривалого періоду часу. Передові носимі технології також можуть точно контролювати провідність шкіри, частоту дихання, артеріальний тиск, оксиметрию і забезпечувати записи поверхневої ЕМГ, електрокардіографії (ЕКГ) і електроенцефалографії (ЕЕГ). Крім того, можливість збору біомедичних даних за допомогою інтелектуальних пристроїв (мобільних телефонів, планшетів та смарт-годинників) надає додаткові можливості для збору і аналізу безлічі клінічно значущих параметрів (наприклад, постави, рівноваги, спритності, голосу і мовних моделей, виразності обличчя, відстеження очей, дотримання правил прийому ліків і фізичних вправ) і розробка комунікаційних порталів для поліпшення взаємодії з пацієнтами і самоконтролю.

Таблиця 1.1 – Приклади доступних і необхідних технологій, що відносяться до діагностики та клінічного ведення пацієнтів з хворобою Паркінсона

Клінічна проблема	Доступні/ необхідні технології	Клінічна мета
Точна постановка діагнозу	Необхідні - датчики продромальних характеристик (наприклад, поведінка під час швидкого сну, анозмія); датчики крові на біомаркери ( $\alpha$ -синуклеїн, протеїноміка і ін.)	Включити скринінг населення на ХП, включаючи найбільш ранні (продромальні) стадії

Продовження таблиці 1.1

Клінічна проблема	Доступні/ необхідні технології	Клінічна мета
Моніторинг відповіді на терапію і рухових ускладнень (рухові коливання, дискінезія)	Доступні - акселерометри, гіроскопи, магнітометри, електрогоніометри, поверхневі датчики ЕМГ. Потрібні: датчики, які поліпшують прихильність пацієнта.	Збирати обґрунтовані дані про коливання рухів, падіння, замерзання ходи. Впровадити технології замкнутого циклу на основі датчиків, що здатні проводити лікування (наприклад, інфузійний насос)
Моніторинг немоторних симптомів та прогресування	Доступні (але потребують вдосконалення) - датчики поту, датчики провідності шкіри, датчики серцевого ритму, датчики артеріального тиску.	Збирати екологічно достовірні дані про немоторні симптоми і прогресування
Поліпшення медичного лікування	Доступні (але потребують вдосконалення) - пероральні капсули, підшкірні та шлунково-кишкові інфузійні насоси	Впровадження регульованих лікарських форм з пролонгованим вивільненням, інтелектуальних (саморегульованих) інфузійних систем для доставки леводопи.
Поліпшення хірургічного лікування	Доступно (але вимагає поліпшень) - глибока стимуляція мозку (DBS) субталамічного ядра (STN), глибока стимуляція головного мозку (DBS) внутрішньої блідої кулі (GPi), глибока стимуляція головного мозку (DBS) в вентра-проміжному ядрі (VIM) таламуса.	Впровадити замкнутий контур субталамічне ядро (STN) і глибока стимуляція головного мозку (DBS) внутрішньої блідої кулі (GPi) (регульована стимуляція на основі потенціалів локального поля)
Поліпшення реабілітаційних втручань	Доступні - акселерометри, гіроскопи, магнітометри, електрогоніометри, поверхневі датчики ЕМГ, датчики пульсової оксиметрії, датчики частоти дихання, датчики артеріального тиску.	Впровадження замкнутих систем підказок і зворотного зв'язку, перевірених для домашнього використання

Досягнення в галузі охорони здоров'я для виявлення, довготривалого моніторингу поза медичними закладами для оцінки тяжкості симптомів ХП є досить обмеженими. Валідація ХП може бути здійснена або за допомогою суб'єктивних клінічних оцінок, або за допомогою об'єктивних технологічних інструментів. На рис. 1.1 наведено короткий зміст різних типів оцінок, які застосовуються для моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона.



Рисунок 1.1 – Типи оцінок, що застосовуються для моніторингу ХП

У зв'язку з існуючим і триваючим прогресом в області розвитку мікроелектроніки, збільшився інтерес до використання комп'ютеризованих методів для більш об'єктивного виявлення ранніх симптомів хвороби Паркінсона. Їх можна розділити на п'ять груп: (1) методи, що аналізують електроміографічні (ЕМГ) сигнали; (2) методи, аналізу сигналів електроенцефалограми (ЕЕГ); (3) методи, засновані на тривимірному аналізі рухів або методах візуалізації (комп'ютерна томографія (КТ) або магнітно-резонансна томографія (МРТ)); (4) методи дослідження сигналів руху за допомогою унімодальних носимих датчиків; та (5) методи використання аудіодатчиків. Дослідження, що використовують такі датчики для моніторингу та виявлення ранніх симптомів ХП, дають можливість візуалізувати нічим не примітну систему на більш постійній основі. Ці об'єктивні оцінки є сприятливими інструментами, які дозволяють виконувати тривалу домашню інтенсивну терапію, маючи можливість вдосконалити стандарти, надати медичні послуги та одночасно перетворити її на ефективну та економічну процедуру при прогресуванні ХП.

Більшість з розглянутих технологій, що використовуються наразі для моніторингу симптомів ХП є недоступними поза медичними закладами. Сучасний розвиток інформаційних технологій дозволяє використовувати сучасні технологічні пристрої, що

використовуються у повсякденному житті, наприклад, такі як смартфони та вбудовані датчики смартфонів для відслідковування, контролю та моніторингу різноманітних порушень при довготривалих захворюваннях. Цей факт обумовлює використання даних вбудованого акселерометру смартфона, отриманих під час проведення тесту на тремор рук, для визначення оцінки ступеня тяжкості тремору.

### **1.2.2 Технічні засоби отримання біомедичних даних**

Протягом останнього десятиліття було розроблено безліч об'єктивних методів оцінки паркінсонічних порушень, заснованих на технологіях, які обіцяють суттєво змінити діагностику, моніторинг та лікування хвороби Паркінсона. Датчики, мобільний зв'язок, хмарні обчислення, розширена аналітика та Інтернет речей відносяться до числа інновацій, які можуть змінити охорону здоров'я і підхід до пацієнтів з хронічними, складними і нестабільними захворюваннями.

Носимі датчики, віртуальна реальність, доповнена реальність, і системи роботів-асистентів все частіше використовуються для оцінки пацієнтів з хворобою Паркінсона. Використання таких комп'ютеризованих технологій може призвести до безпечних, об'єктивних оцінок поведінки в режимі реального часу.

Численні комерційно доступні пристрої (APDM, REMPARK, Kinesia, PERFORM, Motus, Lift Labs, Physilog ) здатні відстежувати тремор в окремому суглобі або частини тіла.

Останнім часом для оцінки рухових порушень, включаючи тремор, широко використовуються системи на основі камер (оптичні 3D-трекери руху). Для виконання цієї оцінки використовується кілька камер для виявлення маркерів (активних чи пасивних), розміщених на частинах тіла учасників, і обчислення спільних рухів. Однак ретельно продумана установка технології на основі камери робить систему запису нерухомою, обмежуючи її використання контролюваною лабораторною середою.

Розвиток технологій зробив революцію в сучасній медицині, завдяки чому щодня спостерігаються вдосконалення медичних методологій та процедур. Однією з цих технологій є смартфони, які продемонстрували потенціал потужних інструментів медичної діагностики.

Можливість діагностики медичних захворювань за допомогою мобільного телефону надає пацієнтам більш точну діагностику та більш раннє виявлення. Крім того, це дозволяє передавати зібрані дані через мережу для зберігання та віддаленого аналізу.

За останні роки було розроблено декілька додатків для смартфонів, що задовольняють різні потреби пацієнтів з хворобою Паркінсона, включаючи наступні додатки.

Платформа mPower [2], розроблена для iOS компанією Apple [3] та Sage Bionetworks у США [4]. Платформа збирає дані спритності, балансу і ходи, голосу та пам'яті від пацієнтів з хворобою Паркінсона декілька разів на день за допомогою мобільного додатку. Наприклад, додаток вимірює спритність, відстежуючи, наскільки швидко людина може доторкнутись екрану на своєму iPhone. Користувачі можуть записувати свій голос в різні моменти дня, що дозволяє дослідникам виявляти незначні зміни, в тому числі тремор і зниження амплітуди, що допомагає оцінити будь-які зміни або тяжкість симптомів. GPS і акселерометр вимірюють рухливість і баланс.

Система Fox Insight Mobile, розроблена Фондом Майкла Джея Фокса та Intel. Мобільний додаток у парі зі смарт-годинником дозволяє користувачам надавати стільки інформації, скільки їм необхідно.

До поточних стратегій збору даних належить:

- пасивне отримання даних – акселерометрія;
- результати про які повідомляє пацієнт – звіти про ліки та дотримання режиму лікування, симптоми;
- результати діяльності – якість ходи та швидкість обертання руки.

У режимі реального часу додаток дозволяє відстежувати поточні показники, такі як: рівень активності, нічний рух і тремор.

Додаток CYPD розроблений групою розробників проекту Control Your Parkinson Disease. Мобільний додаток дозволяє оцінити вираженість тремтіння у пацієнтів з хворобою Паркінсона. Розроблений додаток за допомогою гіроскопу Apple Watch використовує спеціальний алгоритм, який розпізнає тремор. CYPD дозволяє збирати дані про тремор кінцівок, а також вести розклад прийому лікарських засобів, проходити спеціалізовані тести і заповнювати опитувальники. Додаток відображає на комбінованому графіку співвідношення показників тремору і розклад прийнятих лікарських засобів [5].

Останнім часом досягнення в області інформаційних технологій дозволяють більш якісно та кількісно виміряти моторні та когнітивні симптоми хвороби Паркінсона.

### **1.2.3 Підходи до моніторингу рухових функцій**

Для об'єктивного вимірювання часткового тремору були розроблені різні сенсорні системи. Ці сенсорні системи включають: електроміографію (ЕМГ), акселерометри, п'єзосенсори, магнітометри, гіроскопи, гоніометри і системи оптичного захоплення руху.

Техніка поверхневої ЕМГ включає фіксацію електродних датчиків на шкірі, які вимірюють м'язове скорочення.

Акселерометри функціонують шляхом об'єднання даних при лінійному прискоренні, які можуть включати гравітацію і адитивний шум, для вимірювання амплітуди коливань окремих сегментів тіла. Вимірювання, отримані за допомогою акселерометрів, мають хорошу достовірність при правильній установці і мають характерні записи, відповідні розглянутого тремору. Наприклад, акселерометр може не мати достатньої чутливості для вимірювання фізіологічного тремору або може не мати достатнього діапазону для реєстрації важкого патологічного тремору. Достовірність знижується, якщо акселерометри не встановлені оптимальним чином (наприклад, коли акселерометр, що носить на зап'ясті, використовується для вимірювання тремору руки або коли вісь акселерометра не перебуває у основному напрямку руху) і коли рух кінцівки занадто складний, щоб його можна було зафіксувати одним перетворювачем.

Гіроскопи зазвичай використовуються для вимірювання кутової швидкості. Датчики такого типу часто прикріплюються в безпосередній близькості до суглобів тіла, щоб виміряти швидкість змін і, отже, амплітуду тремору. Тривісні гіроскопи часто поєднуються з тривісними акселерометрами в так званих інерційних одиницях виміру. Інерційні одиниці виміру широко доступні і використовуються в багатьох промислових і медичних додатках, включаючи аналіз руху людини. Програмне забезпечення для обмеженого аналізу тремору поставляється в комплекті з комерційними пристроями, але часто буває необхідно розробити додаткове програмне забезпечення для аналізу тремору.

Кути суглобів можна безпосередньо виміряти за допомогою гоніометрів, які можна розмістити поперек суглоба тіла для вимірювання швидких рухів.

Також доступні різноманітні носимі пристрої для виявлення тремору, які можуть надсилати дані через бездротові системи зв'язку (Wi-Fi, Bluetooth) або IoT, за допомогою яких можна спостерігати за пацієнтом на протязі дня. До таких пристроїв можна віднести смартфони. Смартфони обладнані різноманітними датчиками, такими як акселерометр, гіроскоп і магнітометр. Тому на основі датчика вони можуть застосовуватись для виявлення тремору.

В останні роки інерційний вимірювальний пристрій (IMU) використовується в якості повноцінного датчика для вимірювання тремору. Перевагою цього датчика є те, що це невеликий та інтегрований пристрій. Використовуючи IMU, можна виміряти результат майже без помилок.

IMU-сенсор включає в себе:

- гіроскоп, який визначає кутову швидкість навколо власних осей X, Y, Z.
- акселерометр, який визначає величину прискорення вільного падіння по осях X, Y, Z.
- компас, який визначає кути між власними осями сенсора X, Y, Z і силовими лініями магнітного поля Землі
- барометр, що визначає атмосферний тиск, висоту над рівнем моря і температуру.

Широкого використання набули гнучкі сенсори, адже завдяки їм можливо більш точно виміряти тремор у важкодоступних місцях.

Тремор щелепи - це також поширений тип тремору в стані спокою, але виміряти тремтіння щелепи за допомогою акселерометра або інших вищезазначених датчиків дуже складно через кріплення датчика в щелепі. В такому випадку використовується гнучкий сенсор для вимірювання тремору щелепи. Гнучкий датчик виготовляється з тонким вуглецевим резистивним шаром елемента, де згинання або скручування змінюють опір датчика. Робочий принцип гнучкого датчика - менший радіус генерує більший опір. Цей гнучкий датчик розміщується на вертикальному з'єднанні верхньої та нижньої щелепи пацієнта, завдяки чому зміна положення щелепи може утворити згинання датчика [6].

Для визначення тремору також використовуються сенсори на основі доповненої реальності.

Контролер руху Leap Motion - це повноцінний датчик на основі доповненої реальності, який приблизно вимірює півсферичні області поблизу датчика за допомогою інфрачервоного світла та двох вбудованих камер і виявляє тривимірне положення об'єкта або рисунок руки. Датчик також можна використовувати для вимірювання тремору рук. В основному датчик здатний фіксувати інформацію про різне розташування долоні та пальця з їх положенням. Він приймає дані про положення осі X, Y, Z з кутами, що задають нахил. За допомогою цих даних стає можливим виміряти зміщення долоні та пальців руки. Зазвичай положення руки можна виміряти з точністю до 1/100 мм, але її неможливо визначити, якщо пальці зімкнуті або рука тримається вертикально. Основною перевагою даного сенсору є безконтактне вимірювання тремору.

Датчик Kinesia (Great Lake Neurotechnologies, Cleveland) включає в себе як акселерометри, так і гіроскопи в невеликому компактному сенсорному пристрої, який носять на пальці. Дані, отримані на пацієнтах із хворобою Паркінсона, оцінюють стан спокою, постуральний та кінетичний тремор. Кількісні кінематичні дані високо корелювали з оцінками UPDRS для всіх аспектів тремору.



Датчик Physilog (BioAGM, La Tourde-Peilz, Швейцарія) досяг значної чутливості та специфічності (99,5 та 94,2% відповідно) для виявлення тремору. Також спостерігалася висока кореляція між оціненою амплітудою тремору та підрахунками тремору відпочинку та дії тремтіння MDS-UPDRS.

У табл. 1.2 нижче наведено дослідження в яких використовувались сенсори та пристрої для оцінки симптомів хвороби Паркінсона.

Таблиця 1.2 – Дослідження, у яких використовувались пристрої для вимірювання показників симптомів хвороби Паркінсона

Дослідження	Датчики/сенсор, що використовуються	Результати дослідження
[7]	датчик (збирає дані трьохосного акселерометра і гіроскопа), розумний годинник (збирає дані трьохосного акселерометра) на переважно ураженій руці	Відсутність ефекту від типу пристрою для класифікації симптомів тремору ( $p > 0,34$ ), але моделі брадикінезії, що включають дані гіроскопа, працювали трохи краще (до 0,05 AUROC), ніж інші моделі ( $p = 0,01$ ).
[8]	TriTrac RT3 - це трьохосний акселерометр	Акселерометр надійно вимірював фізичну активність (ICC, 0,85; 95%). Стандартна похибка вимірювання вказувала на те, що другий тест буде відрізнятися від базового на $\pm 23\%$ .

Акселерометр є широко уживаним та доступним датчиком, що може використовуватись для визначення симптомів хвороби Паркінсона, таких як тремор, брадикінезія, фізичної активності.

### 1.3 Методи вилучення ознак

Інтуїтивно ознака може бути визначена як елемент, наділений певною корисною інформацією про дані, які він представляє. В контексті розпізнавання тремору цю концепцію можна використовувати для представлення різних рухів користувачів. Наприклад, «сильний тремор» вимагає великих зусиль від людського тіла для створення руху в порівнянні з «легким тремором». Таким чином, інтенсивність зусиль кожного з них передається на інерційні датчики, безпосередньо впливаючи на розподіл даних, що збираються з цих датчиків. Отже, можна знайти способи підкреслити різницю між «сильним

тремором» і «легким тремором», використовуючи, наприклад, статистичні дані. Таким чином, середні значення і дисперсії даних можуть бути корисні для виділення різниці між цими діями.

В літературі [9] визначені наступні класифікаційні групи ознак: часова область, частотна область і дискретна область. У часовій області є математичні функції, які використовуються для отримання статистичної інформації з сигналів. У частотній області є математичні функції, які фіксують повторювані шаблони сигналів і часто пов'язані з природною періодичністю дій. Дискретна область використовує методи символічного уявлення для подання шаблонів сигналів через дискретну інформацію.

Ознаки часової і частотної області вилучаються однаково чинно, обидві є похідними від процесів, які виконуються в часових вікнах, визначених на етапі сегментації. З цієї причини розмір і частота перекриття часових вікон безпосередньо передбачають якість функцій. В процесі вилучення ознак створюється новий набір даних, який використовується для навчання і створення моделі класифікації дій.

Ще одним методом вилучення ознак є зниження розмірності даних. Розмірність приписується кількості ознак, що містяться в наборі даних, де кожна ознака являє собою вимір в просторі. Таким чином, великий простір ознак свідчить про дві проблеми. Перша пов'язана з витратами на обробку даних, а друга - з точністю моделей класифікації, створених на етапі навчання. Крім того, існує проблема прокляття розмірності, яка може забезпечити високий рівень помилок в класифікаторі [10]. У цьому сенсі процес зменшення розмірності даних включає видалення нерелевантних ознак для підвищення точності моделей класифікації.

Для зниження розмірності виділяють два типи технік: перший - стосується методів, які діють після етапу вилучення ознак, а другий - методів, які діють на етапі отримання ознак. Перший тип характеризується прийомами вибору ознак. Ці набори методів вибирають найбільш репрезентативні ознаки з усіх ознак, доступних в наборі даних. Методи, які працюють на етапі отримання ознак, об'єднують ознаки для зменшення розмірності даних. Найбільш часто використовуються методи аналізу головних компонентів (PCA), лінійний дискримінантний аналіз (LDA) та дискримінантний аналіз ядра (KDA).

Також існують методи вилучення ознак засновані на методах глибокого навчання. Дані методи діють трохи інакше, ніж звичайні методи вилучення ознак. Основна відмінність

між цими методами полягає в тому, що алгоритми глибокого навчання можуть автоматично генерувати ознаки в процесі навчання моделей класифікації.

Як відомо методи глибокого навчання засновані на нейронних мережах з декількома шарами, які залежать один від одного. Кожен шар являє собою рівень абстракції проблеми, тобто, чим більше кількість шарів, тим більше деталей відображається в моделях класифікації. Таким чином для визначення тремору перший шар може відображати інтенсивність кожного виду тремору, а другий шар може представляти кореляцію між рухами. У таблиці 1.3 наведені дослідження в яких використано деякі методи вилучення ознак за даними пристроїв для подальшої оцінки симптомів хвороби Паркінсона.

Таблиця 1.3 – Дослідження, у яких використовувались методи вилучення ознак з отриманих сигналів пристроїв

Дослідження	Метод вилучення ознак	Отримані результати
[11]	Загальні базові характеристики: - часова область  - частотна область	середня амплітуда, усереднена регулярність, стандартне відхилення регулярності, логарифм середньої амплітуди пікова частота, середня частота, пікова потужність, середня потужність, потужність в низькочастотному діапазоні, потужність в треморному діапазоні, потужність в високочастотному діапазоні, відносна потужність в низькочастотному діапазоні, відносна потужність в треморном діапазоні, відносна потужність в високочастотному діапазоні. діапазон, логарифм пікової потужності, логарифм середньої потужності, логарифм P <sub>Low</sub> , логарифм P <sub>Tr</sub> , логарифм P <sub>High</sub> .
[12]	Енергія в діапазоні 3-9 Гц (енергетичний поріг).  Одностороння спектральна щільність потужності (PSD) Уелча	Енергія тремору часткових розрядів падає в основному між 3 і 9 Гц, і простий поріг енергії в цьому діапазоні слугує базовим орієнтиром  PSD представлений 128 точками від 0 до 25 Гц для кожної осі

Продовження таблиці 1.3

Дослідження	Метод вилучення ознак	Отримані результати
	Загальні базові характеристики: - часова область  - частотна область	середнє значення, стандартне відхилення, медіанне значення, максимум, мінімум, область амплітуди сигналу, енергію, межквартільний діапазон, емпіричну сукупність функція розподілу, ентропія і коефіцієнти авторегресії домінуюча частота, середня частота, спектральна потужність, асиметрія, ексцес і енергія шести рівновіддалених смуг частот
	Частотні коефіцієнти мел-частоти (MFCC)	Для кожної осі обчислюється 12 MFCC, що призводить до набору ознак з 36 MFCC.

Загалом, вилучення ознак відповідає процесу перетворення даних, що виконується для сегментованих даних. В контексті інерційних датчиків цей процес необхідний, тому що необроблені дані, представлені сигналом, що не підходить для вирішення завдань класифікації даних з використанням інтелектуального аналізу даних та машинного навчання.

Ознаки, що вилучаються з часової області сигналу не потребують додаткових перетворень, що дозволяє скоротити час, зменшити обчислювальні ресурси, необхідні для аналізу даних. Це обумовлює доцільність використання для етапу вилучення ознак часової області при проведенні аналізу біомедичних даних.

#### 1.4 Методи, моделі аналізу біомедичних даних для оцінки ступеня тремору

Машинне навчання (ML) останнім часом часто використовується для діагностики медичних захворювань, в тому числі хвороби Паркінсона, через зручність його реалізації та високу точність. Методи машинного навчання використовуються для аналізу великих наборів даних, наприклад для розпізнавання рухових симптомів, оцінки важкості тремору та прогресування хвороби.

За останні декілька років було проведено дослідження, що пропонують способи кількісної оцінки симптомів хвороби Паркінсона, щоб допомогти в діагностиці та прогнозуванні даної хвороби. Інерційні виміри тремору рук в стані спокою, у зв'язку з алгоритмами машинного навчання були ретельно досліджені на різних даних від здорових людей та пацієнтів з хворобою Паркінсона. В декількох дослідженнях використовувався ряд

алгоритмів машинного навчання, що показали високі результати точності при класифікації та кількісній оцінці тремору в стані спокою у пацієнтів з хворобою Паркінсона.

Серед найбільш застосовуваних алгоритмів в цій області є : метод k-найближчих сусідів (K-NN), метод опорних векторів (SVM), випадковий ліс, логістична регресія, дискримінантний аналіз, дерево рішень та Гаусівський наївний Байєс.

Класифікація найближчих сусідів базується на аналогії вивчення, тобто шляхом порівняння даного тестового кортежу з подібними навчальними кортежами. Кожен кортеж представляє точку в n-мірному просторі. Будь-які навчальні кортежі зберігаються у n-мірному просторі шаблонів. Це класифікатор на основі кортежів, який може просто знайти найближчого сусіда в просторі кортежів та позначити невідомий кортеж тією ж міткою класу, що і відомий сусід. Класифікатор k-найближчого сусіда шукає простір шаблонів для набору k-тренінгу, який є найближчим до невідомої кортежі. Ці тренувальні кортежі є найближчим класифікатором сусідів невідомого кортежу. Близькість можна визначити як будь-яку метрику відстані, таку як евклідова відстань. Найближчі класифікатори сусідів - це порівняння на основі відстані, яке по суті надає однакову вагу кожному атрибуту. Тому вони можуть страждати від поганої точності, якщо є шумний або неактуальний атрибут.

Випадковий ліс (RF) - це комбінація безлічі предикторів дерев, які приймають рішення на основі випадкових векторів ознак. Рішення RF є найбільш поширеним рішенням колекції класифікаторів дерев. Попередні дослідження продемонстрували здатність RF-моделей виявляти «застигання» в ході пацієнтів із ХП або вмикання та вимикання стану глибокої стимуляції мозку у цих пацієнтів [13].

Логістична регресія - це алгоритм класифікації, який використовує логістичну сигмоподібну функцію для перетворення спостережень у два або більше класи. Алгоритм LogR було запропоновано у дослідженні розрізнення інерційних показників, пов'язаних з режимами ввімкнення та вимкнення, від глибокої стимуляції мозку у пацієнтів із ХП, де було отримано рівень точності 95% [14].

Гаусівський наївний Байєс - це варіант наївного Байєса, який слідує нормальному розподілу Гауса і підтримує безперервні дані. GNB - це алгоритм, який оцінює ймовірність подій у різних класах [15].

Метод опорних векторів (SVM) - це алгоритм як для лінійних, так і для нелінійних даних. Він перетворює вихідні дані у вищий вимір, звідки він може знайти гіперплощину для поділу даних за допомогою основних навчальних кортежів, званих опорними векторами. SVM широко застосовується для виявлення тремору у пацієнтів із хворобою Паркінсона.

Рівень точності його класифікаторів коливався від 80 до 90% для кількісної оцінки тремору хвороби Паркінсона [11].

Дерево рішень - це метод прийняття рішень, який має структуру дерева. Він складається з чотирьох компонентів, які є кореневими, листовими вузлами, гілками та внутрішніми вузлами. Корінь пов'язує класи дерева, в яких вузли листя представляють класи, гілки представляють результати, а внутрішні листки - процеси. Правилами класифікації є шляхи від кореня до листя.

Серед різних методів машинного навчання моделі нейронних мереж (NN) використовуються найбільше через їх чудову продуктивність у порівнянні з традиційними аналітичними методами. Нейронні мережі використовувалися в дослідженнях для успішного відмінності хвороби Паркінсона від есенціального тремору з використанням даних поверхневої електроміографії і оцінки тяжкості тремору при хворобі Паркінсона. Нейронні мережі з глибоким навчанням також використовувались у дослідженнях як вдосконалений метод класифікації для характеристики тяжкості хвороби Паркінсона [16] та якості рухів пацієнтів з ХП [17].

Глибоке навчання з успіхом використовується для обробки біомедичних сигналів, а особливо для задач класифікації та вилучення особливостей, з різними типами моделей та топологій. Оскільки записані сигнали зазвичай шумні і містять багато артефактів, необроблені сигнали часто розкладаються на вейвлет або частотні компоненти, перш ніж використовувати алгоритми глибокого навчання. Крім того, призначені людиною особливості, такі як нормалізований розпад та пікові зміни, також можуть бути використані в деяких дослідженнях для поліпшення результатів.

У табл. 1.4 нижче наведено дослідження в яких використовувались методи машинного навчання для оцінки симптомів хвороби Паркінсона, в тому числі тремору рук у пацієнтів з ХП.

Таблиця 1.4 – Дослідження симптомів ХП з використанням методів машинного навчання

Алгоритми	Спосіб отримання даних (датчики)	Місце розташування датчиків	Вид тремору, що оцінюється	Вид класифікації, класи	Результати дослідження
Метод опорних векторів [18]	Акселерометр, гіроскоп	Палець, зап'ясток	Постуральний, тремор спокою	Тяжкість тремору:	Точність 88.9% тремор спокою (Accelerometer + Gyroscope, палець) та

Продовження таблиці 1.4

Алгоритми	Спосіб отримання даних (датчики)	Місце розташування датчиків	Вид тремору, що оцінюється	Вид класифікації, класи	Результати дослідження
				низька, середня, висока	84.6% постуральний тремор (Finger + Wrist акселерометр)  Лише акселерометр +постуральний тремор на пальці 79.5%, на зап'ясті - 48.7%
kNN [11]	Акселерометр, гіроскоп	Палець, зап'ясток	Постуральний	Ступінь тремору: 0, 1, 2, 3, 4	Постуральний тремор 92.1%,
Decision Tree [19]	Акселерометр, гіроскоп	Палець, зап'ясток	Тремор спокою	Ступінь тремору: 0, 1, 2, 3, 4	Точність 85,5%
RF, CNN [20]	Акселерометр, гіроскоп, датчик електроміографії Кисть, передпліччя	Кисть, передпліччя	Постуральний	Бінарна Класи: відсутність/наявність тремору	тремор - одна рука AUC: CNN 0,78 RF 0,79
kNN, LogR; SVM, RF, DT, NB [21]	Акселерометр, гіроскоп	Кисть	Тремор спокою	Бінарна	
kNN, SVM [22]	Лазер з низькоінтенсивним перетворювачем швидкості	Палець	Постуральний	Бінарна Класи: висока/низька інтенсивність амплітуди тремору	Точність класифікації kNN - 92,8%. Точність класифікації SVM - 92,8%.

Продовження таблиці 1.4

Алгоритми	Спосіб отримання даних (датчики)	Місце розташування датчиків	Вид тремору, що оцінюється	Вид класифікації, класи	Результати дослідження
NN [23]	Три інерційні датчики	Пальці	Постуральний тремор	Бінарна Класи: легкий/середньотяжкий ступінь захворювання	Точність 83,10%
CNN [24]	Акселерометр, гіроскоп	Палець, зап'ясток		Ступінь тремору: 0, 1, 2, 3, 4	Точність 0,85%

За результатами таблиці, на результат точності класифікації впливає кількість датчиків та тип тремору. Дослідження показують високу точність класифікації ступеню тяжкості або наявності тремору спокою в залежності від кількості датчиків, але результати класифікації постурального тремору все ще потребують удосконалення.

### 1.5 Постановка наукової задачі та обґрунтування методики досліджень

Хвороба Паркінсона є довготривалим невиліковним захворюванням, що потребує постійного контролю когнітивних та моторних симптомів для призначення коректної дози ліків, що приймаються для зниження проявів симптомів. Також, постійний моніторинг симптомів хвороби Паркінсона дозволяє виявити ранні прояви захворювання та пролонгувати початкові стадії захворювання для поліпшення якості життя пацієнтів. Візитів до лікаря недостатньо для якісного моніторингу та виявлення симптомів хвороби Паркінсона. Симптоми захворювання мають мінливий характер і потребують цілодобового відслідковування. Багато досліджень проводиться в напрямку автоматизації та застосування інтелектуального аналізу даних, отриманих в результаті проведення моніторингу стану пацієнта поза медичними закладами.

Більшість з розглянутих технологій, що використовуються наразі для моніторингу симптомів ХП є недоступними поза медичними закладами. Сучасний розвиток інформаційних технологій дозволяє використовувати сучасні технологічні пристрої, що



використовуються у повсякденному житті, наприклад, такі як смартфони та вбудовані датчики смартфонів для відслідковування, контролю та моніторингу різноманітних порушень при довготривалих захворюваннях. Цей факт обумовлює використання даних вбудованого акселерометру смартфона, отриманих під час проведення тесту на тремор рук, для визначення оцінки ступеня тяжкості тремору.

Акселерометр є широко уживаним та доступним датчиком, що може використовуватись для визначення симптомів хвороби Паркінсона, таких як тремор, брадикінезія, фізичної активності.

Ознаки, що вилучаються з часової області сигналу не потребують додаткових перетворень, що дозволяє скоротити час, зменшити обчислювальні ресурси, необхідні для аналізу даних. Це обумовлює доцільність використання для етапу вилучення ознак часової області при проведенні аналізу біомедичних даних.

Дослідження показують високу точність класифікації ступеню тяжкості або наявності тремору спокою в залежності від кількості датчиків, але результати класифікації постурального тремору все ще потребують удосконалення існуючих моделей і методів. Також, важливим фактором є відповідність розроблених методів автоматизації оцінки тремору та його ступеню тяжкості існуючим медичним шкалам, зокрема шкалі MDS-UPDRS [1], що використовує 5 градацій для оцінки ступеню тяжкості тремору. Актуальним завданням є підвищення точності аналізу біомедичних даних, які використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

В даному контексті визначено наступні задачі магістерської роботи:

- аналіз технологій довготривалого моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона;
- дослідження сучасних методів та підходів отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу біомедичних даних;
- розробка моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору;
- оцінка точності розроблених моделі та методу.

Для проведення досліджень доцільно використовувати методи інтелектуального аналізу даних та машинного навчання.

## 1.6 Висновки до першого розділу

1. У розділі проведено аналіз літературних джерел за темою магістерської роботи, досліджено технологію моніторингу біомедичних параметрів, розглянуто шкали ступенів тяжкості симптомів при хворобі Паркінсона.

2. Проведено аналіз технічних засобів отримання біомедичних даних, методів та підходів збору, обробки, вилучення ознак та аналізу даних, що використовуються для контролю і відстеження симптомів хвороби Паркінсона.

3. Сформульована загальна науково-технічна задача дослідження, як задача підвищення точності аналізу біомедичних даних, які використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

## 1.7 Перелік використаних джерел посилань до першого розділу

1. Goetz C.G. et al. Movement Disorder Society-Sponsored Revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS-UPDRS): Scale Presentation and Clinimetric Testing Results // *Movement Disorders*. – 2008. – Vol. 23(15). – P. 2129–2170.

2. mPower. Parkinsonmpower.org. – URL:<http://parkinsonmpower.org/> (дата звернення 20.11.2020)

3. ResearchKit. Researchkit.org. URL: <http://researchkit.org/> (дата звернення 20.11.2020)

4. Robinson R. NEW FRONTIERS: Electronic Sensors Break New Ground in Neurology Practice and Research // *Neurology Today*. – 2015. – Т. 15. – №. 7. – С. 20-26.

5. CYPD. Apps.apple.com. URL: <https://apps.apple.com/us/app/cypd/id1472983543> (дата звернення 20.11.2020)

6. B.Hemakumar, B.Varadharaju, and Ramanathan S. A Virtual instrument approach to mode IJaw tremor // *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*. – 2017, – Vol. 11. – P. 148-155.

7. Shawen N. et al. Role of data measurement characteristics in the accurate detection of Parkinson's disease symptoms using wearable sensors // *Journal of neuroengineering and rehabilitation*. – 2020. – Т. 17. – P. 1-14.

8. Godinho C. et al. A systematic review of the characteristics and validity of monitoring technologies to assess Parkinson's disease // *Journal of neuroengineering and rehabilitation*. – 2016. – T. 13. – №. 1. – C. 1-10.
9. Figo, D.; Diniz, P.C.; Ferreira, D.R.; Cardoso, J.M.P. Preprocessing techniques for context recognition from accelerometer data. *Pers. Ubiquitous Comput.* 2010, 14, 645–662.
10. Lee, J.; Verleysen, M. *Nonlinear Dimensionality Reduction*; Springer Science & Business Media: Berlin, Germany. – 2007.
11. Jeon H. et al. High-accuracy automatic classification of Parkinsonian tremor severity using machine learning method // *Physiological measurement*. – 2017. – T. 38. – №. 11. – C. 1980.
12. San-Segundo R. et al. Parkinson's Disease Tremor Detection in the Wild Using Wearable Accelerometers // *Sensors*. – 2020. – T. 20. – №. 20. – P. 5817.
13. Kuhner A. et al. Correlations between motor symptoms across different motor tasks, quantified via random forest feature classification in Parkinson's disease // *Frontiers in neurology*. – 2017. – T. 8. – P. 607.
14. LeMoyne R. et al. Assessment of Machine Learning Classification Strategies for the Differentiation of Deep Brain Stimulation “On” and “Off” Status for Parkinson's Disease Using a Smartphone as a Wearable and Wireless Inertial Sensor for Quantified Feedback // *Wearable and Wireless Systems for Healthcare II*. – Springer, Singapore, 2019. – P. 113-126.
15. Bazgir O. et al. A classification system for assessment and home monitoring of tremor in patients with Parkinson's disease // *Journal of medical signals and sensors*. – 2018. – T. 8. – №. 2. – P. 65.
16. Vásquez-Correa J. C. et al. Multimodal assessment of Parkinson's disease: a deep learning approach // *IEEE journal of biomedical and health informatics*. – 2018. – T. 23. – №. 4. – P. 1618-1630.
17. Abrami A. et al. Using an unbiased symbolic movement representation to characterize Parkinson's disease states // *Scientific Reports*. – 2020. – T. 10. – №. 1. – P. 1-12.
18. Alam M. N. et al. Tremor quantification of Parkinson's disease-a pilot study // 2016 *IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT)*. – IEEE, 2016. – P. 0755-0759.
19. Jeon H. et al. Automatic classification of tremor severity in Parkinson's disease using a wearable device // *Sensors*. – 2017. – T. 17. – №. 9. – P. 2067.

20. Lonini L. et al. Wearable sensors for Parkinson's disease: which data are worth collecting for training symptom detection models // NPJ digital medicine. – 2018. – T. 1. – №. 1. – P. 1-8.
21. de Araújo A. C. A. et al. Hand Resting Tremor Assessment of Healthy and Patients With Parkinson's Disease: An Exploratory Machine Learning Study // Frontiers in bioengineering and biotechnology. – 2020. – T. 8. – P. 778.
22. Pedrosa T. Í. et al. Machine learning application to quantify the tremor level for Parkinson's disease patients // Procedia computer science. – 2018. – T. 138. – P. 215-220.
23. Butt A. H. et al. Biomechanical parameter assessment for classification of Parkinson's disease on clinical scale // International Journal of Distributed Sensor Networks. – 2017. – T. 13. – №. 5. – P. 1550147717707417.
24. Kim H. B. et al. Wrist sensor-based tremor severity quantification in Parkinson's disease using convolutional neural network // Computers in biology and medicine. – 2018. – T. 95. – P. 140-146.

## РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ АНАЛІЗУ ДАНИХ БІОМЕДИЧНОГО МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ОЦІНКИ СТУПЕНЯ ТРЕМОРУ

Запропонований метод аналізу біомедичних даних для оцінки ступеня тремору складається з наступних кроків: (1) отримання даних, (2) сегментація даних, (3) вилучення ознак, (4) розробка моделі: моделювання з етапами навчання і тестування, (5) застосування правил до результатів класифікації даних для отримання остаточної оцінки про передбачуваний ступінь тремору, як це представлено на рис. 2.1.



Рисунок 2.1 – Метод оцінки ступеня тремору

### 2.1 Отримання даних

Дані отримуються з використанням додатку для смартфона [1], тесту, проведеного з використанням вбудованого акселерометра смартфона. Дані отримані відповідно до шкали MDS-UPDRS [2] для оцінки постурального тремору. Шкала MDS-UPDRS має наступні ступені тяжкості тремору і відповідну їм амплітуду:

0: відсутність тремору.

1: дуже легкий: тремор присутній, але його амплітуда менше 1 см.

2: легкий: тремор присутній, його амплітуда як мінімум 1 см, але менш 3 см.

3: помірний: тремор присутній, його амплітуда як мінімум 3 см, але менш 10 см.

4: важкий: тремор з амплітудою 10 см і більше.

### 2.2 Попередня обробка даних

Окремі точки даних, що створюються датчиками, розбиті на тимчасові вікна. Пошук оптимального розміру вікна залежить від конкретних вимог, наприклад, кількості дій, або

максимально допустимої затримки для розпізнавання активності. Однак в будь-якому випадку розмір вікна повинен бути правильно обраний таким чином, щоб кожне вікно містило досить зразків щоб його можна було відрізнити від аналогічних рухів.

Отримані дані сегментуються в непересічні односекундні сегменти. Вилучений вектор ознак можна представити наступним чином ( $\vec{f}v \in \mathbb{R}^{N_{Tr}}$ ), де  $N_{Tr}$  кількість сегментів, представлено наступним чином  $D_{Tremor} = \{(F^{(d)}, y^{(d)})\}_r^{N_R}$ , де ( $F^{(d)} \in \mathbb{R}^{N_W^{(d)} \times N_{Tr}}, y^{(d)} \in \mathbb{R}$ ) та  $F^{(d)} = [\vec{f}v_1 \vec{f}v_2 \dots \vec{f}v_t \dots \vec{f}v_{N_W^{(d)}}]$ , де  $N_W^{(d)}$  кількість односекундних сегментів в тесті  $d$ , та  $N_R$  загальна кількість тестів.  $y^{(d)}$  є додатковою оцінкою симптомів для відповідних витягнутих векторів ознак  $F^{(d)}$ .

### 2.3 Вилучення ознак

Вилучення ознак вирішує проблему пошуку найбільш інформативного і компактного набору ознак для підвищення ефективності класифікації. Дані часових рядів мають дуже високу розмірність, тому видобуток таких даних є складною задачею, оскільки величезна кількість функцій може бути вилучена з необроблених даних.

Для вилучення ознак було застосовано метод обробки даних шляхом розрахунку статистичних параметрів. Наступним етапом є класифікація на основі розрахованих статистичних параметрів і отримання моделі класифікації для наступного виявлення тремору. Обробка даних здійснюється в ковзному вікні. Кожне вікно частково перекривається, процедура дискретизації прискорення обробляється окремо.

Для даних акселерометра для кожного компонента прискорення (виміри X, Y та Z) було вилучено наступні статистичні параметри:

1) середнє значення :

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}, \quad (2.1)$$

де  $X_i$  –  $i$ -й елемент вибірки;

$N$  – загальна кількість значень  $X$ .

2) середньоквадратичне відхилення :

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}}, \quad (2.2)$$

де  $X_i$  –  $i$ -й елемент вибірки;

$\bar{X}$  – середнє арифметичне вибірки;

$n$  – об'єм вибірки.

3) енергія послідовності :

$$\sum_i i^2 / w, \quad (2.3)$$

де  $i$  – являє собою кожне зчитування;

$w$  – довжина вікна.

4) кореляція Пірсона між кожною парою компонентів прискорення ( $X$ - $Y$ ,  $X$ - $Z$ ,  $Y$ - $Z$ )

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (2.4)$$

де  $x_i$  – значення змінної  $X$ ;

$y_i$  – значення змінної  $Y$ ;

$\bar{x}$  – середнє арифметичне для змінної  $X$ ;

$\bar{y}$  – середнє арифметичне для змінної  $Y$ .

5) медіана

б) максимальне значення в сегменті

7) мінімальне значення в сегменті

8) ентропія:

- а) розраховані параметри нормального розподілу для набору даних;
- б) розрахована ймовірність виникнення кожного із значень;
- в) від набору ймовірностей розрахована ентропія Шеннона за формулою (2.5):

$$H = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i, \quad (2.5)$$

де  $N$  – кількість можливих подій;

$p_i$  – ймовірність окремих подій.

9) автокореляція – для значень часового ряду  $X_1, \dots, X_{n-L}$  та його копії  $X_{1+L}, \dots, X_n$ , зсувотої на лаг  $L$ , коефіцієнт автокореляції розраховується таким чином (2.6):

$$r_{t, t-L} = \frac{\overline{X_t X_{t-L}} - \overline{X_t} \overline{X_{t-L}}}{S_t S_{t-L}} \quad (2.6)$$

де  $\overline{X_t X_{t-L}} = (\sum_{t+L}^n X_t X_{t-L}) / (n-L)$ ;

$\overline{X_t} = (\sum_{t+L}^n X_t) / (n-L)$  – середнє значення вихідного ряду;

$\overline{X_{t-L}} = (\sum_{t+L}^n X_{t-L}) / (n-L)$  – середнє значення зсувотого ряду;

$S_t, S_{t-L}$  – середньоквадратичні відхилення вихідного і зсувотого ряду відповідно.

В результаті обробки даних було отримано 30 змінних для кожного вікна вибірки. Далі, дані можна класифікувати. Класифікація проводиться з використанням маркованих даних з 5 вихідними класами - 0: відсутність тремору, 1: дуже легкий, 2: легкий тремор, 3: помірний тремор, 4: сильний тремор.

## 2.4 Розробка моделі оцінки ступеня тремору

Розробка моделі оцінки ступеня тремору включає наступні етапи: підготовки даних, розробки моделі, оцінки якості моделі та загальної оцінки ступеня тремору.



### 2.4.1 Підготовка даних

Отримані в результаті вилучення ознак дані на наступному етапі розділяються на три набори даних: тренувальний, тестовий та валідаційний. Процес використання наборів даних представлено на рис. 2.2.



Рисунок 2.2 – Процес використання наборів

Тренувальний набір даних використовується для навчання моделі, тестовий для отримання оцінки якості моделі, валідаційний для реальної перевірки розробленої моделі на неанотованих даних.

### 2.4.2 Розробка моделі

XGBoost - алгоритм машинного навчання, що є удосконаленням дерева рішень з підвищенням градієнта і може використовуватися як для задач класифікації, так і для завдань регресії. XGBoost об'єднує разом безліч слабких класифікаторів для формування сильного класифікатора. Модель дерева, яку він використовує, є модель дерева класифікації і регресії (CART). Ідея цього алгоритму полягає в тому, щоб безперервно додавати дерева і безперервно розділяти об'єкти для зростання дерева. Кожен раз, коли додається дерево, фактично вивчається нова функція, яка відповідає останньому передбаченому залишку. Коли навчання завершено, щоб отримати  $k$  дерев, необхідно передбачити результат вибірки.

Фактично, згідно характеристикам цього зразка, відповідний листовий вузол буде потрапляти в кожне дерево, і кожен листовий вузол відповідає балу. Оцінка, відповідна кожному дереву, повинна бути додана до прогнозованого значення вибірки. Зокрема, розробка моделі оцінки тремора полягає в наступному.

Алгоритм підвищення градієнтного дерева [3] використовується для співставлення ступеню тремору  $y^{(d)}$  відповідним виділеним векторам ознак  $F^{(d)}$ . По-перше, кожен  $\overrightarrow{fv_t}^d$  тесту  $d$  був анований у відповідності до ступеню тремору  $y^{(d)}$ . Використовуючи  $N_t$  дерев регресії  $(\{f_i\}_{i=1}^{N_t})$ , метод оцінює ступінь тремору  $\hat{y}$  відповідно до функції у наступному рівнянні (2.7).

$$\hat{y}_t^{(d)} = \sum_{i=1}^{N_t} f_i(\overrightarrow{fv_t}^{(d)}), \quad (2.7)$$

де  $f_i(\overrightarrow{fv_t}) = w_{q(\overrightarrow{fv_t})}$  - це простір дерева регресії  $i$  з  $L$  листами,  $q(\overrightarrow{fv_t})$  - це структура дерева, яка відображає  $\overrightarrow{fv_t}$  в індекс  $i$  і представляє відповідний лист дерева, і  $w \in \mathbb{R}^L$  це вага листа. При навчанні моделі на кожній ітерації навчається одне дерево шляхом мінімізації цільової функції. Ця функція включає статистику першого та другого градієнтів функції втрат, засновану на різниці між передбачуваною оцінкою ступеня тремору  $\hat{y}_t^{(d)}$  та оцінкою ступеня тремору  $y^{(d)}$  тесту  $d$ . Навчена модель використовується для оцінки ступеню тремору усіх векторів ознак в одному тесті. Далі середні оцінки ступеню тремору використовуються в якості оцінок ступеню кожного класу  $\hat{y}^{(d)}$ .

## 2.5 Оцінка якості моделі та важливості ознак

Якість класифікації даних, отриманих у результаті виконання тестів на оцінку тяжкості тремору, з використанням критерію *F1-Score*, що розраховуються на підставі матриці невідповідності.

Матриця невідповідності для багатокласової класифікації представлена істинно позитивними (TP), істинно негативними (TN), помилково позитивними (FP) та помилково негативними (FN) результатами класифікації для кожного класу.

Критерій *F1-Score* розраховується наступним чином (2.8).

$$F1\ score = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}, \quad (2.8)$$

де, точність (2.9) та повнота (2.10) визначаються наступним чином:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.9)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.10)$$

Розраховувана важливість ознак в подальшому використовуватиметься для зменшення розміру даних. Розрахунок важливості ознак заснований на тому, скільки разів змінна вибиралася для поділу, зважувалася по квадрату поліпшення моделі в результаті кожного поділу і усереднювалася по всім деревам.

## 2.6 Загальна оцінка ступеню тремору

Класифікатор надає індивідуальний результат для кожного сегмента вилучених з даних тесту ознак. Поєднання результатів класифікації сегментів тесту дозволяє отримати результат оцінки ступеню. Результати класифікації даних тестів з використанням сенсорів смартфона містять клас виявленого рівня тяжкості симптому  $C_n$  та ваги  $W_n$ , з якою цей результат був класифікований, отримані після застосування XGBoost моделі в якості класифікатора. Дані, що використовуються на етапі поєднання даних сегментів ознак представлені наступним чином. Джерело  $S_i$  - це сегмент ознак  $i$ , вага  $S_i - W_i$ , порогове значення  $S_i - V_i$  і клас ступеню тремору  $S_i - C_i$ . Порогові значення визначаються вручну. Представлені нижче правила використовуються для об'єднання результатів класифікації в межах одного тесту.

**Якщо** ( $W_1 \geq V_1$  та  $W_2 \geq V_2$ ), **То** якщо ( $W_2 \leq W_1$ ), то Ступінь тремору =  $C_1$ , інакше Ступінь тремору =  $C_2$

**Якщо** ( $W_1 \geq V_1$  та  $W_2 < V_2$ ), **То** Ступінь тремору =  $C_1$

**Якщо** ( $W_1 < V_1$  та  $W_2 \geq V_2$ ), **То** Ступінь тремору =  $C_2$

**Якщо** ( $W_1 < V_1$  та  $W_2 < V_2$ ), **То**  $W_1 = w_1 * W_1$  and  $W_2 = w_2 * W_2$ , якщо ( $W_2 \leq W_1$ ), то Ступінь тремору =  $C_1$ , інакше Ступінь тремору =  $C_2$

Де  $w_i$  ваги присвоєні кожному джерелу даних на додаток до отриманих значень ваги  $W_i$  в результаті класифікації.

## 2.7 Висновки до другого розділу

У розділі було представлено запропонований метод оцінки ступеня тремору, що включає попередню обробку даних, вилучення ознак, розроблення класифікаційної моделі з використанням алгоритму підвищення градієнтного дерева та загальну оцінку ступеню тремору на основі запропонованих правил об'єднання результатів класифікації.

## 2.8 Перелік використаних джерел посилань до другого розділу

1. Goetz C.G., Tilley B.C., Shaftman S.R., Stebbins G.T., Fahn S., Martinez-Martin P. et al. Movement disorder society-sponsored revision of the Unified Parkinson's disease rating scale (MDSUPDRS): Scale presentation and clinimetric testing results // Mov. Disord. – 2008. - Vol. 23. - P. 2129-2170.

2. Chen T., Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system // In Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference On Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, – 2016. – P. 785–794.

### РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ

В розділі представлено практичну реалізацію методу та моделі аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору, що включає етапи збору даних, сегментації, вилучення ознак, моделювання, оцінки якості класифікації та оцінки ступеня тяжкості тремору.

#### 3.1 Збір даних

Збір даних для проведення дослідження був реалізований за допомогою смартфона із завантаженим додатком, що містить тести для оцінки моторики. Сигнали акселерометру отримуються із використанням смартфона поміщеного в руку, на якій виконується вправа. Тестування полягає у тому, що користувач має утримувати на витягнутій руці смартфон на протязі 10 секунд.

Для того щоб виконати тестування користувачеві спочатку необхідно прочитати рекомендацію, щодо проходження тестування та натиснути кнопку «Старт». Через 10 секунд вправа вважається завершеною і отримані дані надходять до хмарного середовища. Результати вправи відповідають шкалі MDS-UPDRS. Ця шкала включає п'ять значень для оцінки тяжкості симптомів: 0: нормальний, 1: незначний, 2: легкий, 3: середній, 4: важкий. Дані показники використовуються для маркування даних для навчання моделі та оцінки наступних симптомів.

В результаті вправи на тремор, часову мітку і дані акселерометра отримують по трьох осях (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1– Фрагмент даних акселерометра

<b>timestamp</b>	<b>X</b>	<b>Y</b>	<b>Z</b>
1604821250168	-1,533	3,241	9,538
1604821250176	-1,617	3,129	9,728
1604821250183	-1,624	3,014	9,912
1604821250191	-1,634	3,014	10,125
1604821250199	-1,677	3,079	10,070
1604821250206	-1,737	3,107	10,180

### 3.2 Сегментація

Для вилучення корисної інформації із зібраних даних важливо розділити вихідні дані на менші сегменти, використовуючи підхід ковзного вікна з неперекриттям. Цей підхід заснований на вікні фіксованого розміру, яке переміщується через дані потоку датчиків.

Отримані дані акселерометру сегментовано у вигляді односекундного вікна, що не перекривається. Фрагмент коду показує процес сегментації даних з подальшим виведенням сегментів до документа.

```
df_b = []
for n in range(0, 10):
    if n == 9:
        fin = len(data125)
    else:
        fin = 125 * (n+1)
    df_b.append(data125[125 * n:fin].copy().reset_index(drop=True).T)
df = pd.concat(df_b)
df.to_excel('data125.xlsx')
print("Produced %d waveform segments" % len(df_b))
df.head()
```

Фрагмент отриманих сегментів наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Фрагмент сегментованих даних акселерометра

timestamp	1604821250168	1604821250176	1604821250183	1604821250191	1604821250199	1604821250206	1604821250214
x	-1,533	-1,617	-1,624	-1,634	-1,677	-1,737	-1,789
y	3,241	3,129	3,014	3,014	3,079	3,107	3,138
z	9,538	9,728	9,912	10,125	10,070	10,180	10,238

У результаті виконання сегментації було отримано 100 сегментів даних для подальшого вилучення ознак.

### 3.3 Вилучення ознак

Для кожного компонента прискорення розраховуються характеристики. Вилучені ознаки, перелічені в таблиці 3.3, з кожного сегмента.  $N_{Tr} = 30$  для даних акселерометра - це кількість функцій на сегмент.

Таблиця 3.3 – Вилучені ознаки

Назва ознаки	Використані сигнали	Кількість ознак
Mean (Mn)	X, Y, Z	3
Standard deviation (SD)	X, Y, Z	3
Energy of the sequence (En)	X, Y, Z	3
Pearson's correlation (PC XZ)	X та Z	1
Pearson's correlation (PC XY)	X та Y	1
Pearson's correlation (PC YZ)	Y та Z	1
Max	X, Y, Z	3
Min	X, Y, Z	3
Median	X, Y, Z	3
Entropy	X, Y, Z	3
Autocorrelation	X, Y, Z	3

У кодї нижче наведено приклад розрахунку деяких отриманих параметрів.

```
def set_entropy(dataset):
    loc = dataset.mean() # середнє
    scale = dataset.std() # середньоквадратичне відхилення
    return entropy([norm.pdf(item, loc=loc, scale=scale) for item in
dataset])
df_fin['median'] = df.median(axis=1)
df_fin['entropy'] = pd.Series([set_entropy(row) for i, row in
df.iterrows()])
```

Наведена функція `set_entropy()` дозволяє визначити ентропію для кожного компонента прискорення. Для визначення ентропії були розраховані параметри нормального розподілу для набору даних. Використовуючи функцію щільності ймовірності для `norm` розраховується ймовірність кожного із значень. Від набору отриманих ймовірностей розраховується ентропія Шеннона.

У результаті було отримано 30 змінних для кожного сегмену. Фрагмент набору даних наведено у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 –Фрагмент набору вилучених ознак

Mn X	Mn Y	Mn Z	SD X	SD Y	SD Z	En X	...	median Z	entropy X	entropy Y	entropy Z
-0,77335	1,97856	9,588816	1,290633	0,97255	1,283998	69,96643	...	9,486	4,731213985	4,764254435	4,733772 82
-0,11847	2,410264	9,728048	0,422734	0,200946	0,66973	2,142768	...	9,804	4,721415602	4,739223171	4,726943 47
0,420432	2,316016	9,749856	0,121046	0,092993	0,197247	21,51734	...	9,74	4,742505945	4,737368352	4,724700 65
0,422016	2,396536	9,706584	0,101095	0,079066	0,121336	21,56881	...	9,706	4,728666111	4,73943505	4,724097 3
0,42448	2,533664	9,667704	0,083002	0,123725	0,131883	21,92921	...	9,687	4,728348145	4,736874758	4,727301 79

Отримані ознаки визначено наступним чином:

```

F0 meanX          float64
F1 meanY          float64
F2 meanZ          float64
F3 stdX           float64
F4 stdY           float64
F5 stdZ           float64
F6 SI X           float64
F7 SI Y           float64
F8 SI Z           float64
F9 PC XY          float64
F10 PC YZ         float64
F11 PC XZ         float64
F12 max X         float64
F13 min X         float64
F14 max Y         float64
F15 min Y         float64
F16 max Z         float64
F17 min Z         float64
F18 median X      float64
F19 median Y      float64
F20 median Z      float64
F21 entropy X     float64
F22 entropy Y     float64
F23 entropy Z     float64
F24 autocorr X    float64
F25 autocorr Y    float64
F26 autocorrZ     float64

```



### 3.4 Моделювання

Оброблені дані тестів на тремор були класифіковані з використанням наборів даних для тренувань і тестів. Класифікація здійснюється з використанням алгоритму XGBoost. Сценарій отримання моделі наведено у додатку Б.

Набір даних складається з даних 12250 часових кроків з 10 тестів із використанням акселерометра. Дані оброблено так, як це описано вище. Оброблений набір даних складається зі 100 сегментів вилучених ознак. Мітки класів розподілені рівномірно: по 20 випадків кожного класу.

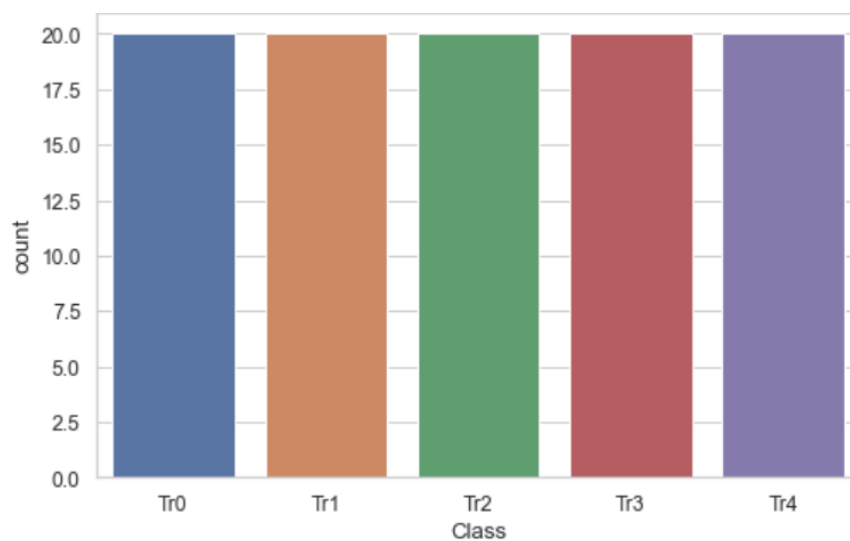


Рисунок 3.1 – Розподіл міток класів у наборі даних

При навчанні моделі набір даних випадковим чином поділений на навчальний, валідаційний і тестовий набори в співвідношенні 60/20/20 сегментів ознак відповідно. Фрагмент коду наведено нижче:

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2,
random_state=42)
x_train, x_val, y_train, y_val = train_test_split(x_train, y_train,
test_size=0.25, random_state=42)
```

Наступним кроком виконується друга перевірка, застосовуючи модель до тестового набору. Валідаційний набір використовується для перевірки результатів після навчання моделі.

Фрагменти отриманих тренувального, валідаційного та тестового наборів наведено на рис. 3.3, 3.4, 3.5.

	F1 meanX	F2 meanY	F3 meanZ	F4 stdX	F5 stdY	F6 stdZ	F7 SI X	F8 SI Y	F9 SI Z	F10 PC XY	...	F15 max Y	F16 min Y	F17 max Z	F18 min Z
72	0.361314	5.630851	8.259355	0.380519	0.258469	0.482242	15.796289	3836.484768	8254.251090	-0.473379	...	6.211	5.086	9.450	7.254
1	-0.118472	2.410264	9.728048	0.422734	0.200946	0.669730	2.142768	700.269851	11406.692792	-0.351525	...	2.834	1.855	11.428	8.494
15	0.033815	1.406445	9.878118	0.118599	0.100596	0.160323	0.136072	235.392544	11611.687782	0.618136	...	1.603	1.060	10.286	9.538
68	3.930934	0.392430	8.807207	7.185133	3.372219	4.393400	1869.721186	18.634134	9385.593484	0.935936	...	7.524	-4.386	18.105	2.689
8	0.126208	2.591304	9.654056	0.073294	0.074840	0.093864	1.928950	812.271990	11280.262022	0.339372	...	2.760	2.425	9.859	9.428

Рисунок 3.3 – Фрагмент тренувального набору даних

	F1 meanX	F2 meanY	F3 meanZ	F4 stdX	F5 stdY	F6 stdZ	F7 SI X	F8 SI Y	F9 SI Z	F10 PC XY	...	F15 max Y	F16 min Y	F17 max Z	F18 min Z	median X
24	1.356453	2.559701	9.602385	1.579607	0.774064	0.385823	215.275872	766.592010	10788.077465	0.975913	...	3.917	1.304	10.482	8.834	1.3640
55	1.369069	3.395802	9.162578	3.611622	2.166162	1.393486	217.424581	1337.650445	9738.528051	0.986295	...	6.872	-0.250	12.147	6.988	1.3965
7	0.217584	2.667328	9.637328	0.095808	0.064555	0.133579	5.735205	861.081393	11233.837920	0.252427	...	2.810	2.525	9.991	9.323	0.2080
3	0.422016	2.396536	9.706584	0.101095	0.079066	0.121336	21.568814	694.200158	11402.451800	0.426961	...	2.540	2.164	10.001	9.400	0.4280
35	0.815804	3.929509	9.092768	2.367465	1.211787	0.858650	74.539972	1729.396527	9259.983858	0.972877	...	5.917	2.017	10.511	7.524	0.8380
62	5.096744	0.893967	8.718967	3.887205	2.015152	7.942696	3143.192483	96.700404	9198.466529	0.622429	...	6.353	-2.259	24.546	-1.935	5.5100
11	-0.041597	1.619000	9.720630	0.297242	0.375205	0.318446	0.205903	311.918159	11244.387647	-0.179847	...	2.616	1.084	10.741	9.141	-0.0390

Рисунок 3.4 – Фрагмент валідаційного набору даних

	F1 meanX	F2 meanY	F3 meanZ	F4 stdX	F5 stdY	F6 stdZ	F7 SI X	F8 SI Y	F9 SI Z	F10 PC XY	...	F15 max Y	F16 min Y	F17 max Z	F18 min Z	median X
83	4.416500	1.527008	8.309185	9.953497	3.338500	5.054211	2418.678559	289.137450	8561.277862	0.967880	...	7.646	-3.430	16.233	-0.706	4.7795
53	0.672440	2.728974	9.513000	5.088066	2.735724	1.534172	52.452310	863.886782	10497.671604	0.981733	...	7.210	-1.464	14.000	6.650	0.7805
70	0.784868	5.684802	8.042289	0.123403	0.185539	0.320495	74.538107	3910.353350	7826.088394	0.262445	...	5.888	5.093	8.588	7.249	0.7800
45	2.899509	1.858634	9.540545	3.717414	2.060874	1.382870	941.601027	386.906249	10194.463113	0.982453	...	5.236	-1.265	11.778	7.107	3.3575
44	2.330866	1.702634	9.411000	3.755922	2.040175	0.962800	608.488904	324.683777	9919.495152	0.964891	...	5.229	-1.588	11.840	7.457	2.1030

Рисунок 3.5 – Фрагмент тестового набору даних

Для навчання моделі були застосовані параметри наведені нижче.

```
param['booster'] = 'gbtree'
param['objective'] = 'multi:softmax'
param['eta'] = 0.1
param['max_depth'] = 6
param['nthread'] = 4
param['num_class'] = 5
param['eval_metric'] = 'merror'
```

Параметр eta - швидкість навчання моделі. Критично важливий параметр, який контролює, з якою вагою передбачення кожної наступної моделі підсумовуються з

передбаченнями ансамблю. Значення за замовчуванням (0.3) є занадто великим, зазвичай добре працюють значення менше 0.1. Занадто маленьким його зробити важко, зменшення  $\epsilon$  компенсується збільшенням кількості ітерацій.

Параметр `max.depth` - максимальна глибина дерева. Критично важливий параметр: вибір занадто глибоких дерев призводить до перенавчання, а надто маленькі дерева не дозволяють ефективно відновити шукану залежність.

Параметр `eval_metric = mlogloss` – частота помилок багатокласової класифікації.

Параметр `num_class` – вказує на кількість класів для виконання мультикласової класифікації.

Для кожного спостереження тестового набору визначена певна вага належності до кожного класу. Передбачуваним ступенем тремору є передбачуваний клас з максимальною вагою за даним спостереженням.

Таблиця 3.5 –Фрагмент ймовірностей отриманих класів

ID	Prob_Class 0	Prob_Class 1	Prob_Class 2	Prob_Class 3	Prob_Class 4	Prediction
83	0.12910204	0.1300901	0.12986304	0.24444842	0.36649638	4
53	0.19189763	0.21069866	0.2125891	0.19260184	0.19221279	2
70	0.21163996	0.1509316	0.1427197	0.35259235	0.14211638	3
45	0.14687613	0.14800023	0.41059113	0.14741513	0.14711735	2
44	0.14687613	0.14800023	0.41059113	0.14741513	0.14711735	2
39	0.14360823	0.39677766	0.16143996	0.15433013	0.14384407	1
22	0.19737779	0.37739247	0.15132013	0.13709328	0.13681635	1

З 24 спостережень, 22 спостереження правильно класифіковані та точність класифікації становить 92%. На рисунку 3.6 показано графік, що демонструє правильність класифікації на тестовому наборі даних.

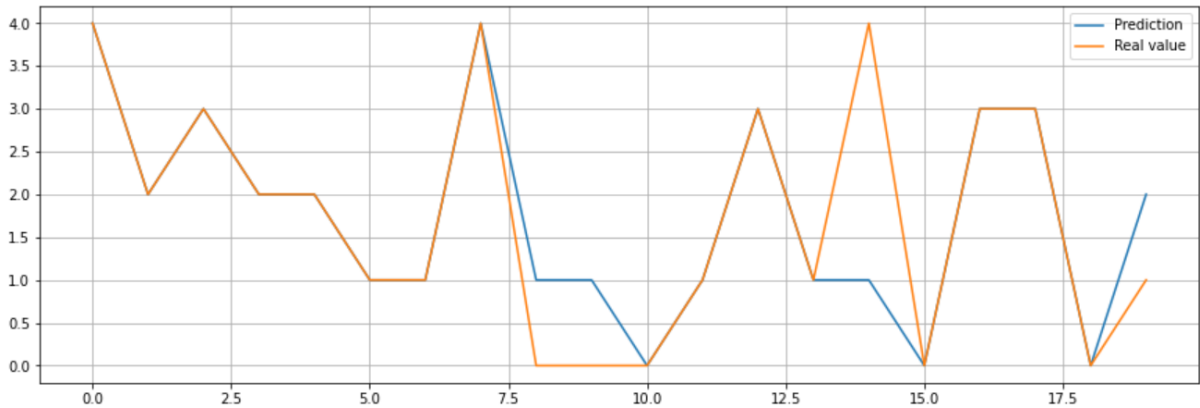


Рисунок 3.6 – Графік результатів класифікації

Як це видно з графіку, результати класифікації в цілому відповідають реальним анотаціям. Але частина класифікованих випадків класифікована помилково. Зокрема, це стосується випадків 7-9, 13-15, 19.

### 3.5 Оцінка якості класифікації

Якість класифікації даних, отриманих у результаті виконання тестів на оцінку тяжкості тремору, з використанням критерію *F1-Score*, що розраховуються на підставі матриці невідповідності.

Передбачуваним ступенем тремору є передбачуваний клас з максимальною вагою за даним спостереженням. В результаті класифікації отримані наступні результати матриці невідповідності, що представлені на рис.3.7.

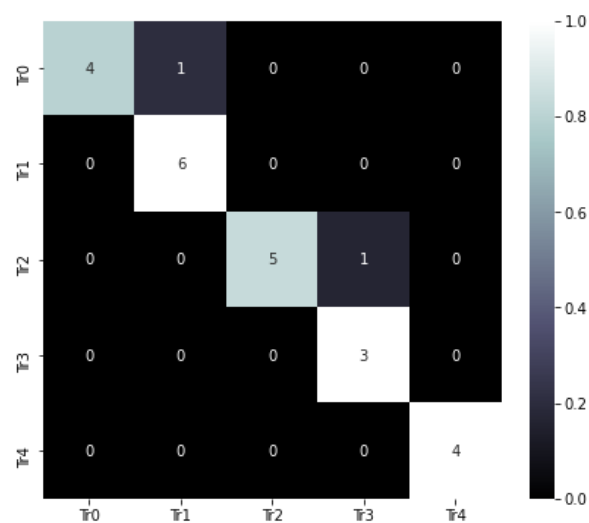


Рисунок 3.7 - Отримана матриця невідповідності

З матриці видно, що з 24 спостережень, 22 спостереження правильно класифіковані.

Матрицю невідповідності багатокласової класифікації приведено до загальноприйнято виду, як при бінарній класифікації з застосуванням наступних розрахунків.

```
CM = [[TP, FP], [FN, TN]] / (TP + FP + FN + TN)
import seaborn as sns
sns.set(style="whitegrid")
df_m = pd.DataFrame(CM, index=['Positive', 'Negative'],
columns=['Positive', 'Negative'])
sns.heatmap(data=df_m, annot=True)
```

Результат приведення матриці невідповідності представлено на рис. 3.8.

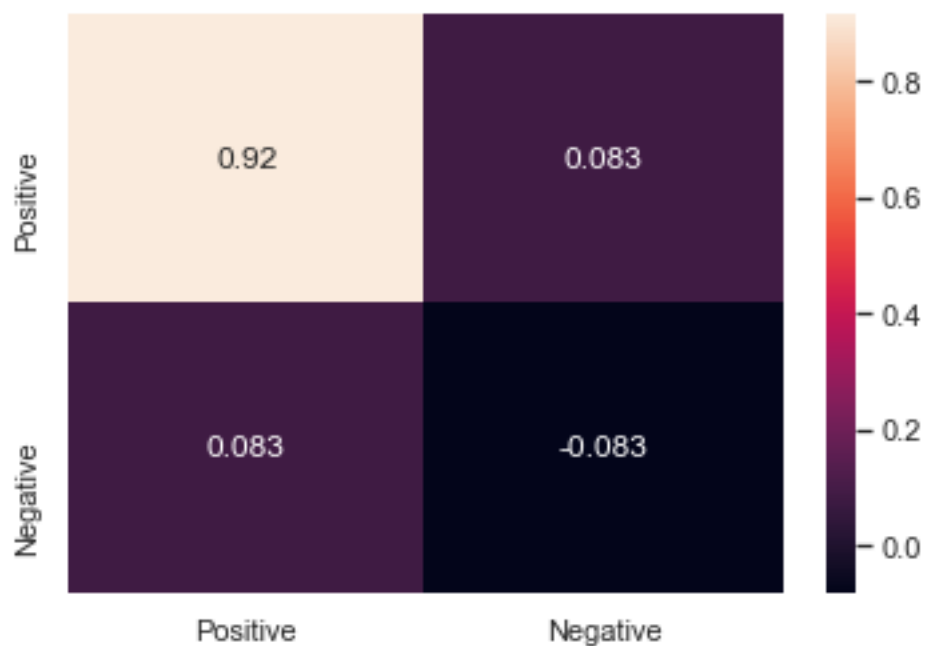


Рисунок 3.8 – Приведена матриця невідповідності

Для визначення якості використана отримана оцінка F1-score, яка становила 92%.

Також, для кожної вилученої ознаки розрахована її важливість та вплив відносно класу, що представляє собою оцінку, яка вказує, наскільки корисною або цінною була кожна вилучена ознака при побудові дерев рішень в моделі, як це представлено на рис. 3.9.

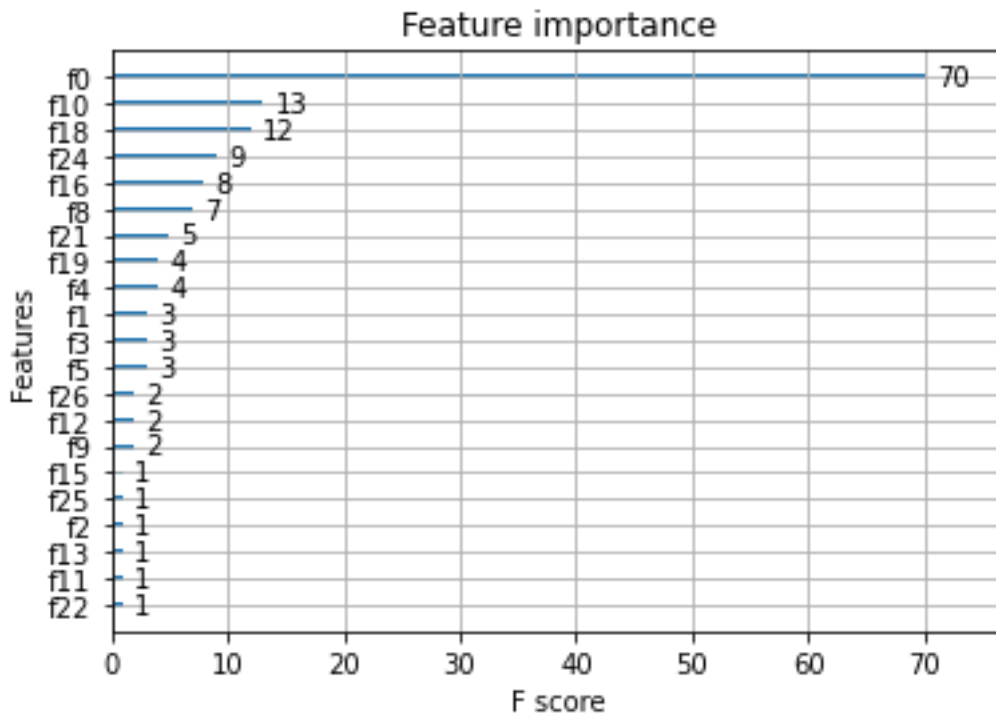


Рисунок 3.9 – Графік важливості ознак

Важливість обчислена для кожної ознаки та розподілена наступним чином: середнє  $x$  має індекс 70, кореляція Пірсона для  $y$  і  $z$  має індекс 13, медіана  $x$  має індекс 12, автокореляція  $x$  має індекс 9, максимальне значення  $x$  має індекс 8, енергія послідовності  $z$  має індекс 7, ентропія  $x$  має індекс 5, стандартне відхилення  $y$  та медіана  $y$  мають індекс 4, інші вилучені ознаки мають індекс 3 та менше. Індекс залежить від кількості вилучених ознак та дає можливість візуалізувати розподіл їх важливості. Отримані дані дозволяють визначити більш значущі ознака, що в подальших дослідження використовуватиметься для зменшення обсягу вхідних даних.

### 3.6 Оцінка ступеня тремору

Значення ваг, отримані в результаті класифікації тестових даних використані для визначення порогового значення для виділення правильно і помилково класифікованих сегментів ознак. На основі спостережень порогове значення визначене рівним 0,34. Етап об'єднання даних сегментів продемонстрований на виконаному тесті на визначення ступеня тремору для правої руки для отримання загальної оцінки ступеня тремору. Дані правої руки отримані при амплітуді тремору від 1 до 3 см, що відповідає класу 2: легкий тремор. Дані вправ з використанням правої рук отримані, оброблені і сегменти ознак класифіковані як це

описано вище. Отримані результати за сегментами ознак вправи, клас і вага класу представлені в табл. 3.6.

Таблиця 3.6 – Результат класифікації даних тесту з використанням навченої моделі

Сегмент тесту	Вага	Передбачуваний клас
1	0,3494	2: легкий тремор
2	0,3434	2: легкий тремор
3	0,3736	2: легкий тремор
4	0,4024	2: легкий тремор
5	0,3736	2: легкий тремор
6	0,4024	2: легкий тремор
7	0,3969	2: легкий тремор
8	0,4024	2: легкий тремор
9	0,3969	2: легкий тремор
10	0,3778	2: легкий тремор

Отриманий результат показує точність класифікації даних 100% для обох рук. Об'єднання результатів класифікації сегментів ознак однієї вправи проводиться відповідно до наступних правил.

**Якщо** ( $W_1 \geq V_1$  та  $W_2 \geq V_2$ ), **то** якщо ( $W_2 \leq W_1$ ), то Ступінь тремору =  $C_1$ , інакше Ступінь тремору =  $C_2$

**Якщо** ( $W_1 \geq V_1$  та  $W_2 < V_2$ ), **то** Ступінь тремору =  $C_1$

Нижче розглянуто об'єднання результатів на прикладі правої руки, починаючи з першого сегмента.

( $0,3494 \geq 0,34$  AND  $0,3434 \geq 0,34$ ) то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,3494

( $0,3494 \geq 0,34$  AND  $0,3736 \geq 0,34$ ) то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,3736

( $0,3736 \geq 0,34$  AND  $0,4024 \geq 0,34$ ) то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

( $0,4024 \geq 0,34$  AND  $0,3736 \geq 0,34$ ) то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

$(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,4024 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

$(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3969 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

$(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,4024 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

$(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3969 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

$(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3778 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

За результатами об'єднання даних сегментів ознак вправи правої руки ми отримуємо Ступінь тремору 2: легкий тремор з вагою = 0,4024. Таким чином, отримана загальна оцінка ступеня тремору, що відповідає класу 2: легкий тремор.

### **3.7 Висновок до третього розділу**

У третьому розділі представлена практична реалізація методу оцінки ступеня тремору, що являє собою збір даних, сегментацію, вилучення ознак, моделювання та загальну оцінку ступеня тремору. Практична реалізація впроваджена з використанням даних акселерометра вбудованого до смартфона, що були сегментовані у вигляді односекундного вікна, що не перекривається. Для кожного компонента прискорення у сегменті було визначено параметри, для виконання та навчання моделі. Отриманий набір даних було розділено на тренувальний, валідаційний та тестовий набори. Використовуючи алгоритм підвищення дерева було виконано навчання моделі та її тестування. Оцінено результати тестування та визначено ефективність моделі. За показниками ваги отриманими в результаті класифікації було визначено порогові значення для виділення правильно і помилково класифікованих сегментів ознак. Визначено правила об'єднання результатів класифікації сегментів ознак. Точність класифікації моделі становить 92%.



## РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ

Однією із характерних особливостей сучасного розвитку суспільства є зростання сфер діяльності людини, в яких використовуються інформаційні технології. Широке розповсюдження отримали персональні комп'ютери. Однак їх використання загострило проблеми збереження власного та суспільного здоров'я, вимагає вдосконалення існуючих та розробки нових підходів до організації робочих місць, проведення профілактичних заходів для запобігання розвитку негативних наслідків впливу ПК на здоров'я користувачів. Оскільки виконання завдання дипломного проекту передбачено на ПК, то аналіз потенційно небезпечних і шкідливих виробничих чинників виконується для обчислювальної техніки. При роботі з обчислювальною технікою змінюються фізичні і хімічні фактори навколишнього середовища: виникає статична електрика, електромагнітне випромінювання, змінюється температура і вологість. Також недотримання вимог безпеки призводить до того, що при роботі за комп'ютером працівник може відчувати дискомфорт: виникають головні болі й різь в очах, з'являються втома й дратівливість. У деяких людей порушується сон, апетит, погіршується зір, починають хворіти руки, шия, попереk тощо. При ненормованій роботі можливе нервово виснаження. Умови праці на робочому місці, безпека технологічних процесів, машин, механізмів, устаткування та інших засобів виробництва, стан засобів колективного та індивідуального захисту, що використовуються працівником, а також санітарно-побутові умови повинні відповідати вимогам нормативних актів про охорону праці, що чітко врегульовані законодавством України.

### 4.1 Аналіз стану умов праці

Обчислювальна техніка при функціонуванні має наступні експлуатаційні характеристики:

- робоче живлення 220 В;
- частота живильної мережі 50 Гц;
- споживана потужність в межах 300 Вт.

При роботі на персональних ЕОМ користувач наражається на небезпеку ураження електричним струмом. Приміщення для обчислювальної техніки за ступенем небезпеки ураження людини електричним струмом відноситься до приміщень без підвищеної небезпеки,

згідно з ДСТУ Б А.3.2-13: 2011 «Будівництво. Електробезпека. Загальні вимоги» [1]. На користувачів під час роботи з комп'ютерною технікою можуть діяти такі види небезпек:

- ураження електричним струмом;
- енергетична небезпека (виникає через коротке замикання: опіки, електрична дуга, викид розплавленого металу);
- небезпека загоряння; термонебезпека (дія високих температур через нагрівання конструктивних елементів);
- механічна небезпека (травми через падіння, дію рухомих частин, поріз за гострі частини конструктивних елементів);
- хімічна небезпека (контакт із деякими хімікатами, які використовують для того, щоб обслуговувати обладнання, або від вдихання їх парів).

Згідно з ГОСТ 12.0.003-74 «ССБТ. Опасные и вредные производственные факторы. Классификация» [2], при обслуговуванні ПЕОМ мають місце фізичні та психофізичні небезпеки, а також шкідливі виробничі фактори:

- підвищене значення напруги в електричному ланцюзі, замикання якого може відбутися через тіло людини;
- підвищений рівень статичної електрики;
- підвищений рівень електромагнітних випромінювання;
- підвищена або знижена температура повітря робочої зони;
- підвищена або знижена рухливість повітря;
- підвищена або знижена вологість повітря;
- відсутність або нестача природного світла;
- підвищена пульсація світлового потоку;
- недостатність освітлення робочого місця;
- підвищений рівень шуму на робочому місці;
- розумове перенапруження;
- емоційне навантаження;
- монотонність праці.

#### **4.2 Вимоги до приміщення**

Робота над проектом проходитиме у приміщенні приватного будинку. Кімната має довжину – 2.7 м, ширину–3 м, висоту–2.5 м, площу– 8.1 м<sup>2</sup>, об'єм–20.25 м<sup>3</sup>. Кількість робочих місць – одне. Згідно з ДСН 3.3.6.042-99 [4] розмір площі для одного робочого місця

оператора персонального комп'ютера має бути не менше 6 кв. м, а об'єм – не менше 20 куб. м. Отже, дане приміщення цілком відповідає зазначеним нормам.

### **4.3 Вимоги до організації робочого місця**

У кімнаті знаходиться ПК з 4-ядерним процесором і 23-дюймовим IPS монітором, а також меблі.

Висота робочої поверхні складає 730 мм, має простір для ніг 600 мм, довжина столу 1100 мм, ширина – 700 мм. Крісло, що використовується в якості робочого сидіння, є підйомно-поворотним, має підлокітники і можливість регулювання за висотою і кутом нахилу спинки, також воно м'яке і виконане з екологічної шкіри, що дає можливість працювати у комфорті. Екран монітору знаходиться на відстані 0.8 м, клавіатура має можливість регулювання кута нахилу 5-15°.

Приміщення має одностороннє природне освітлення і загальне штучне освітлення.

Стіни і стеля обклеєні світлими шпалерами, підлога вкрита темним ламінатом. У приміщенні відсутні сильні вібрації та шкідливі речовини.

Температура в приміщенні протягом року коливається у межах 18–24°C, відносна вологість – близько 50%. Швидкість руху повітря не перевищує 0,2 м/с. Система вентиляції приміщення – природна.

У кімнаті є електрична мережа з напругою 220 В, яка створює небезпеку ураження електричним струмом.

Наявна аптечка для надання долікарської допомоги, а також у кімнаті робиться вологе прибирання та щоденно провітрюється приміщення. Отже, за всіма параметрами робоче місце відповідає нормативним вимогам.

### **4.4 Пожежна безпека**

Для гасіння пожеж в робочому приміщенні пропонується використовувати наявні засоби – кошму та інші.

Згідно із ДСТУ Б В.1.1-36:2016 [3] таке приміщення, площею 8,1 м<sup>2</sup>, відноситься до категорії В (пожежонебезпечної). Відповідно до норм первинних засобів пожежогасінні пропонується використовувати:

— повсть 1×1 м<sup>2</sup>, кошму 2×1,5 м<sup>2</sup>.

## 4.5 Мікроклімат

Трудова діяльність людини завжди протікає в певних метеорологічних умовах, які визначаються поєднанням температури повітря, швидкості його руху і відносної вологості, тиском і тепловим випромінюванням від нагрітих поверхонь. Оскільки експлуатація проектного програмного засобу відбувається в приміщенні, то ці показники в сукупності (за винятком тиску) називаються мікрокліматом виробничого приміщення. В даний час основним нормативним документом нормалізації мікроклімату є ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» [4] та ГОСТ 12.1.005-88 «ССБТ.Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны» [5].

Тяжкість праці характеризує сукупну дію всіх елементів, що складають умови праці, на працездатність людини, його здоров'я, життєдіяльність і відновлення робочої сили. У такому представлені поняття тяжкості праці однаково застосовне як до розумової, так і до фізичної праці. Відповідно з ГОСТ 12.1.005-88 «ССБТ.Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны» [5] тяжкість роботи персоналу, який обслуговує ЕОМ, відноситься до легкої категорії 1а (роботи, що виконуються сидячи, не вимагаючи систематичного фізичного напруження і перенесення важких предметів). Оптимальні норми мікроклімату в робочій зоні, забезпечувані для робіт легкої категорії 1а приведені в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1– Оптимальні норми мікроклімату

Період року	Температура, °С	Відносна вологість, %	Швидкість руху повітря, м/с, не більш
Холодний	22 – 24	60 – 40	0,1
Теплий	23 – 25	60 – 40	0,1

Для захисту від електромагнітного випромінювання передбачаються наступні заходи:

- застосування нових плазмових моніторів;
- віддалення робочого місця не менше, ніж на 0,4 – 0,5 м, оскільки напруженість електричного поля зменшується при віддаленні від джерела поля;
- встановлення раціональних режимів роботи персоналу (обмеження часу перебування);
- раціональне розміщення в робочому приміщенні устаткування, що випромінює електромагнітну енергію.

Оскільки рівень шуму не перевищує гранично допустимих величин, які встановлені санітарними нормами, заходи для зниження шуму не проводяться.

Для зниження стомлюваності персоналу в приміщеннях, де розташовані обчислювальні засоби, передбачається використовувати спокійні колірні поєднання і покриття, що не дають відблисків.

#### 4.6 Освітлення

Світло є природною умовою існування людини. Воно впливає на стан вищих психічних функцій і фізіологічні процеси в організмі. Хороше освітлення діє тонізуюче, створює гарний настрій, покращує протікання основних процесів вищої нервової діяльності.

Збільшення освітленості сприяє поліпшенню працездатності навіть в тих випадках, коли процес праці практично не залежить від зорового сприйняття. При поганому освітленні людина швидко втомлюється, працює менш продуктивно, виникає потенційна небезпека помилкових дій і нещасних випадків.

У проекті, що розробляється, передбачається використовувати суміщене освітлення. У світлий час доби використовуватиметься природне освітлення приміщення через віконний отвір, в решту часу використовуватиметься штучне освітлення. Штучне освітлення створюється люмінесцентними лампами.

Для виробничих та адміністративних приміщень світловий коефіцієнт приймається не менше  $1/8$ , в побутових -  $1/10$ :

$$\sqrt{a^2 + b^2} * S_b = \left( \frac{1}{8} / \frac{1}{10} \right) * S_n \quad (4.1)$$

де  $S_b$  – площа віконних прорізів,  $m^2$ ;

$S_n$  – площа підлоги,  $m^2$ .

$$S_n = a \cdot b = 2,7 \cdot 3 = 8,1 \text{ м}^2,$$

$$S_{\text{вік}} = 1/8 \cdot 8,1 = 1,0125 \text{ м}^2.$$

Приймаємо 1 вікно площею  $S = 1,0125 \text{ м}^2$ .

Розрахунок штучного освітлення виробляється по коефіцієнтах використання світлового потоку, яким визначається потік, необхідний для створення заданої освітленості

при загальному рівномірному освітленні. Розрахунок кількості світильників  $N$  виробляється по формулі (4.2):

$$N = \frac{E \cdot l \cdot m \cdot Z \cdot K}{U \cdot M \cdot F}, \quad (4.2)$$

де  $E$  – нормована освітленість робочої поверхні, визначається нормами – 300 лк;

$l$  – довжина кімнати – 2,7 м;

$m$  – ширина кімнати – 3 м;

$Z$  – поправочний коефіцієнт світильника ( $Z = 1,15$  для ламп розжарювання та ДРЛ;  $Z = 1,1$  для люмінесцентних ламп) приймаємо рівним 1,1;

$K$  – коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації – 1,5;

$U$  – коефіцієнт використання, залежний від типу світильника, показника індексу приміщення і т.п. – 0,55;

$M$  – число люмінесцентних ламп в світильнику – 2;

$F$  – світловий потік лампи – 3200 лм (для ЛБ-40).

Підставивши числові значення у формулу (4.2), отримуємо:

$$N = \frac{300 \cdot 2,7 \cdot 3 \cdot 1,1 \cdot 1,5}{3200 \cdot 0,55 \cdot 2} \approx 1$$

Приймаємо освітлювальну установку, яка складається з 1-го світильника, який складається з двох люмінесцентних ламп загальною потужністю 40 Вт, напругою – 220 В.

#### 4.7 Розрахунок захисного заземлення для забезпечення електробезпеки будівлі

Згідно з класифікацією приміщень за ступенем небезпеки ураження електричним струмом, що визначена у НПАОП 40.1-1.01-97 «Правила безпечної експлуатації електроустановок»[6], приміщення в якому проводяться всі роботи відносяться до першого класу (без підвищеної небезпеки). Під час роботи використовуються електроустановки з напругою живлення 36 В, 220 В, та 360 В. Опір контура заземлення повинен мати не більше 4 Ом.

Розрахунок проводять за допомогою методу коефіцієнта використання (екранування) електродів. Коефіцієнт використання групового заземлювача  $\eta$  – це відношення діючої провідності цього заземлювача до найбільш можливої його провідності за нескінченно великих відстаней між його електродами. Коефіцієнт використання вертикальних заземлювачів  $\eta_v$  в залежності від розміщення заземлювачів та їх кількості знаходиться в межах 0,4...0,99. Взаємну екрануючу дію горизонтального заземлювача (з'єднувальної смуги) враховують за допомогою коефіцієнта використання горизонтального заземлювача  $\eta_c$ .

Послідовність розрахунку.

1) Визначається необхідний опір штучних заземлювачів  $R_{шт.з.}$ :

$$R_{шт.з.} = \frac{R_0 * R_{пр.з.}}{R_{пр.з.} - R_0}, \quad (4.3)$$

де  $R_{пр.з.}$  – опір природних заземлювачів;  $R_0$  – допустимий опір заземлення. Якщо природні заземлювачі відсутні, то  $R_{шт.з.} = R_0$ .

Підставивши числові значення у формулу (4.3), отримуємо:

$$R_{шт.з.} = \frac{4 * 40}{40 - 4} \approx 4 \text{ Ом}$$

2) Опір заземлення в значній мірі залежить від питомого опору ґрунту  $\rho$ , Ом·м. Приблизне значення питомого опору глини приймаємо  $\rho = 40$  Ом·м (табличне значення).

3) Розрахунковий питомий опір ґрунту,  $\rho_{розр.}$ , Ом·м, визначається відповідно для вертикальних заземлювачів  $\rho_{розр.в.}$ , і горизонтальних  $\rho_{розр.г.}$ , Ом·м за формулою:

$$\rho_{розр.} = \psi * \rho, \quad (4.4)$$

де  $\psi$  – коефіцієнт сезонності для вертикальних заземлювачів I кліматичної зони з нормальною вологістю землі, приймається для вертикальних заземлювачів  $\rho_{розр.в.} = 1,7$  і горизонтальних  $\rho_{розр.г.} = 5,5$  Ом·м.

$$\rho_{розр.в.} = 1,7 * 40 = 68 \text{ Ом} \cdot \text{м}$$

$$\rho_{розр.г.} = 5,5 * 40 = 220 \text{ Ом} \cdot \text{м}$$

4) Розраховується опір розтікання струму вертикального заземлювача  $R_B$ , Ом, за (4.5).

$$R_B = \frac{\rho_{\text{розр.в}}}{2 * \pi * l_B} * \left( \ln \frac{2 * l_B}{d_{\text{ст}}} + \frac{1}{2} * \ln \frac{4 * t + l_B}{4 * t - l_B} \right), \quad (4.5)$$

де  $l_B$  – довжина вертикального заземлювача (для труб - 2–3 м;  $l_B=3$  м);

$d_{\text{ст}}$  – діаметр стержня (для труб - 0,03–0,05 м;  $d_{\text{ст}}=0,05$  м);

$t$  – відстань від поверхні землі до середини заземлювача, яка визначається за формулою(4.6):

$$t = h_B + \frac{l_B}{2}, \quad (4.6)$$

де  $h_B$  – глибина закладання вертикальних заземлювачів (0,8 м);

тоді:

$$t = 0,8 + \frac{3}{2} = 2,3 \text{ м}$$

$$R_B = \frac{68}{2 * \pi * 3} * \left( \ln \frac{2 * 3}{0,05} + \frac{1}{2} * \ln \frac{4 * 2,3 + 3}{4 * 2,3 - 3} \right) = 18,5 \text{ Ом}$$

5) Визначається теоретична кількість вертикальних заземлювачів  $n$  штук, без урахування коефіцієнта використання  $\eta_B$ :

$$n = \frac{2 * R_B}{R_d} = \frac{2 * 18,5}{4} = 9,25$$

$I$  визначається коефіцієнт використання вертикальних електродів групового заземлювача без врахування впливу з'єднувальної стрічки  $\eta_B = 0,57$  (табличне значення).

б) Визначається необхідна кількість вертикальних заземлювачів з урахуванням коефіцієнта використання  $n_B$ , шт:



$$n_B = \frac{2 * R_B}{R_d * \eta_B} = \frac{2 * 18,5}{4 * 0,57} = 16,2 \approx 16$$

7) Визначається довжина з'єднувальної стрічки горизонтального заземлювача  $l_c$ , м:

$$l_c = 1,05 * L_B * (n_B - 1), \quad (4.7)$$

де  $L_B$  – відстань між вертикальними заземлювачами, (прийняти за  $L_B = 3$ м);

$n_B$  – необхідна кількість вертикальних заземлювачів.

$$l_c = 1,05 * 3 * (16 - 1) \approx 48 \text{ м}$$

8) Визначається опір розтіканню струму горизонтального заземлювача (з'єднувальної стрічки)  $R_\Gamma$ , Ом:

$$R_\Gamma = \frac{\rho_{\text{розр.г}}}{2 * \pi * l_c} * \ln \frac{2 * l_c^2}{d_{\text{см}} * h_\Gamma}, \quad (4.8)$$

де  $d_{\text{см}}$  – еквівалентний діаметр смуги шириною  $b$ ,  $d_{\text{см}} = 0,95b$ ,  $b = 0,15$  м;

$h_\Gamma$  – глибина закладання горизонтальних заземлювачів (0,5 м);

- довжина з'єднувальної стрічки горизонтального заземлювача  $l_c$ , м

$$R_\Gamma = \frac{220}{2 * \pi * 48} * \ln \frac{2 * 48^2}{0,95 * 0,15 * 0,5} = 8,1 \text{ Ом}$$

9) Визначається коефіцієнт використання горизонтального заземлювача  $\eta_c$  відповідно до необхідної кількості вертикальних заземлювачів  $n_B$ .

Коефіцієнт використання з'єднувальної смуги  $\eta_c = 0,3$  (табличне значення).

10) Розраховується результуючий опір заземлювального електроду з урахуванням з'єднувальної смуги:

$$R_{\text{заз}} = \frac{R_B * R_\Gamma}{R_B * \eta_c + R_\Gamma * n_B * \eta_B} \leq R_d, \quad (4.9)$$

Висновок: дане захисне заземлення буде забезпечувати електробезпеку будівлі, так як виконується умова:  $R_{\text{заг}} < 4 \text{ Ом}$ , а саме:

$$R_{\text{заг}} = \frac{18,5 * 8,1}{18,5 * 0,3 + 8,1 * 16 * 0,57} = 1,9 \leq R_{\text{д}}$$

#### 4.8 Охорона навколишнього природного середовища

Діяльність за темою магістерської роботи, а саме робота за комп'ютером в процесі її виконання впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства.

Основним екологічним аспектом в процесі діяльності за даними спеціальностями є процеси впливу на атмосферне повітря та процеси поводження з відходами, які утворюються, збираються, розміщуються, передаються на видалення (знешкодження), утилізацію, тощо в ІТ галузі.

Вплив на атмосферне повітря при нормальних умовах праці не оказує, бо не має в приміщенні сканерів, принтерів та інших джерел викиду забруднюючих речовин в повітря робочої зони.

В процесі діяльності комп'ютера виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

- відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки;
- батарейки та акумулятори (малі) -III клас небезпеки;
- змінні носії інформації - IV клас небезпеки;
- відходи друкуючих пристроїв - IV клас небезпеки;
- відпрацьований ізолюючий матеріал, дроти та кабелі - IV клас небезпеки;
- макулатура - IV клас небезпеки;
- побутові відходи - IV клас небезпеки.

Відходи в міру їх накопичення збирають у тару, відповідну класу небезпеки, з дотриманням правил безпеки, після чого доставляють до місця тимчасового зберігання відходів відповідно до затвердженої схеми їх розміщення. Зазначені для зберігання відходів місця чи об'єкти повинні використовуватися лише для заявлених відходів.

Не допускається зберігання відходів у невстановлених схемою місцях, а також перевищення норм тимчасового зберігання відходів.

Способи тимчасового зберігання відходів визначаються видом, агрегатним станом і класом небезпеки відходів:

- відходи I класу небезпеки зберігаються в герметичній тарі (сталеві бочки, контейнери). У міру наповнення тару з відходами закривають герметично сталевий кришкою;

- відходи III класу небезпеки зберігаються в тарі, яка забезпечує локалізацію зберігання, дозволяє виконувати вантажно-розвантажувальні і транспортні роботи і виключає поширення в ОС шкідливих речовин;

- відходи IV класу небезпеки можуть зберігатися відкрито на промисловому майданчику у вигляді конусоподібної купи, звідки їх автонавантажувачем перевантажують у самоскид і доставляють на місце утилізації або захоронення.

З метою визначення та прогнозування впливу відходів на навколишнє середовище, своєчасного виявлення негативних наслідків, їх запобігання відповідно до Закону України «Про відходи» повинен здійснюватися моніторинг місць утворення, зберігання, і видалення відходів.

#### **4.9 Висновки до четвертого розділу**

В результаті проведеної роботи було зроблено аналіз умов праці, шкідливих та небезпечних чинників, з якими стикається робітник. Було визначено параметри і певні характеристики приміщення для роботи над запропонованим проектом написаному в дипломній роботі, описано, які заходи потрібно зробити для того, щоб дане приміщення відповідало необхідним нормам і було комфортним і безпечним для робітника. Приведені рекомендації щодо організації робочого місця, а також важливу інформацію щодо пожежної та електробезпеки. Були наведені розміри приміщення та наведено значення температури, вологості й рухливості повітря, необхідна кількість і потужність ламп та інші параметри, значення яких впливає на умови праці робітника, а також – наведені інструкції з охорони праці, техніки безпеки при роботі на комп'ютері.

Також були визначені основні екологічні аспекти впливу на навколишнє природне середовище та зазначені заходи щодо поводження з ними.

#### 4.10 Перелік використаних джерел посилань до четвертого розділу

1. ДСТУ Б А.3.2-13: 2011 «Будівництво. Електробезпека. Загальні вимоги». Режим доступу: [www. URL: http://online.budstandart.com/ru/catalog/doc-page?id\\_doc=27973](http://online.budstandart.com/ru/catalog/doc-page?id_doc=27973)
2. ГОСТ 12.0.003-74 «ССБТ. Опасные и вредные производственные факторы. Классификация». Режим доступу: [www. URL: http://online.budstandart.com/ru/catalog/doc-page?id\\_doc=48127](http://online.budstandart.com/ru/catalog/doc-page?id_doc=48127)
3. ДСТУ Б В.1.1-36:2016 «Визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою». Наказ від 15.06.2016 №158. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0158858-16](https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0158858-16)
4. ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень. Постанова N 42 від 01.12.99. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99](https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99)
5. ГОСТ 12.1.005-88 ССБТ. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны. Режим доступу: [www. URL: http://docs.cntd.ru/document/1200003608](http://docs.cntd.ru/document/1200003608)
6. НПАОП 40.1-1.01-97 «Правила безпечної експлуатації електроустановок». Наказ від 06.10.97 №257. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0011-98](https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0011-98)

## ВИСНОВКИ

Метою дипломної роботи визначено підвищення точності аналізу біомедичних даних, які використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

В ході виконання дослідницької частини були отримані наступні результати:

1. Проведено аналіз технологій довготривалого моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона.

2. Досліджено сучасні методи та підходи до отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу біомедичних даних.

3. Розроблено модель та метод аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору

4. Проведено оцінку точності розроблених моделі та методу.

В ході практичної частини були отримані наступні результати:

1. Реалізовано етап попередньої обробки даних шляхом поділу зібраних даних на сегменти та вилучено потрібні ознаки.

2. Реалізовано метод аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

3. Розроблено та протестовано модель визначення оцінки ступеня тремору.

4. Визначено важливі ознаки, що найбільш актуальні для визначення поставленої мети. Визначення важливіших ознак у подальшому використовуватиметься для зменшення розміру даних за рахунок позбавлення найменш корисних ознак.

5. Визначено точність моделі аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

Отримана оцінка точності моделі класифікації становить 92%. Результати моделі класифікації використано на наступному етапі для визначення ступеня тремору з використанням запропонованих правил. Також, на етапі моделювання визначена важливість вилучених ознак у відповідності до класу, що в подальших дослідженнях використовуватиметься для зменшення обсягу вхідних даних.

Таким чином, вирішено поставлене завдання - підвищено точність аналізу біомедичних даних за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

## ДОДАТОК А ЕЛЕКТРОННА ПРЕЗЕНТАЦІЯ

**Методи та моделі  
аналізу даних  
біомедичного  
моніторингу**

Магістр: Хамула І. В.  
Науковий керівник: Білобородова Т. О.

The slide features a decorative grid of symbols (x, o, +, -) on the right side and a navigation arrow in the bottom right corner.

Рисунок В.1 – Слайд 1

**Актуальність**


Завдяки великій кількості нових технологій, їх зростаючій потужності та універсальності, а також інтелектуальним алгоритмам, на які вони все більше покладаються, довготривалий контроль симптомів хронічних захворювань з використанням інформаційних технологій стає альтернативою медичним процедурам по відстеженню симптомів захворювань.

Одним з напрямів застосування систем моніторингу біомедичних даних є контроль та виявлення симптомів хвороби Паркінсона. Це захворювання потребує постійного контролю симптомів для коригування дози призначуваних медичних препаратів, що робить дослідження в галузі аналізу біомедичних даних для моніторингу симптомів хвороби Паркінсона необхідним та актуальним завданням.

The slide includes a decorative grid of symbols on the left, a speech bubble graphic, and a navigation arrow in the top right corner.

Рисунок В.2 – Слайд 2

# Проблеми



- **велика** частина інформаційних технологій дублює дослідження, а не збільшує прогрес, потенційно роблячи їх технології несумісними з технологіями інших розробників
- **не всі** технології керуються гострими питаннями в межах клінічної галузі
- **відсутність** чітко встановлених та підтверджених біомаркерів діагнозу або прогресування захворювання
- **труднощі надійної оцінки** мінливих подій, фіксації рідкісних випадків або оцінки поведінки, яка має місце поза кабінетом клінічного обстеження

Рисунок В.3 – Слайд 3

<h2 style="margin: 0;">Об'єкт дослідження</h2> <p style="margin: 0;">процеси збору, обробки та аналізу біомедичних даних</p>	<h2 style="margin: 0;">Предмет дослідження</h2> <p style="margin: 0;">методи і моделі інтелектуального аналізу біомедичних даних</p>	<h2 style="margin: 0;">Мета дослідження</h2> <p style="margin: 0;">підвищення точності аналізу біомедичних даних, які використовуються для визначення симптомів хвороби Паркінсона під час довготривалого біомедичного моніторингу пацієнтів за рахунок розроблення та практичного використання моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.</p>																																																												
		<table border="0" style="margin: 0 auto;"> <tr><td>x</td><td>o</td><td>+</td><td>o</td><td>o</td></tr> <tr><td>o</td><td>•</td><td>•</td><td>x</td><td>•</td></tr> <tr><td>•</td><td>o</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td></tr> <tr><td>+</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td><td>x</td></tr> <tr><td>o</td><td>•</td><td>•</td><td>x</td><td>•</td></tr> <tr><td>•</td><td>o</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td></tr> <tr><td>+</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td><td>x</td></tr> <tr><td>o</td><td>•</td><td>•</td><td>x</td><td>•</td></tr> <tr><td>•</td><td>o</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td></tr> <tr><td>+</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td><td>x</td></tr> <tr><td>o</td><td>•</td><td>•</td><td>x</td><td>•</td></tr> <tr><td>•</td><td>o</td><td>x</td><td>•</td><td>o</td></tr> </table>	x	o	+	o	o	o	•	•	x	•	•	o	x	•	o	+	x	•	o	x	o	•	•	x	•	•	o	x	•	o	+	x	•	o	x	o	•	•	x	•	•	o	x	•	o	+	x	•	o	x	o	•	•	x	•	•	o	x	•	o
x	o	+	o	o																																																										
o	•	•	x	•																																																										
•	o	x	•	o																																																										
+	x	•	o	x																																																										
o	•	•	x	•																																																										
•	o	x	•	o																																																										
+	x	•	o	x																																																										
o	•	•	x	•																																																										
•	o	x	•	o																																																										
+	x	•	o	x																																																										
o	•	•	x	•																																																										
•	o	x	•	o																																																										

Рисунок В.4 – Слайд 4



## Для досягнення мети необхідно вирішити наступні завдання:

- 01 аналіз технології довготривалого моніторингу пацієнтів з хворобою Паркінсона
- 02 дослідження сучасних методів та підходів отримання, обробки, сегментації, вилучення ознак та аналізу біомедичних даних
- 03 розробка моделі та методу аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору x   o   +
- 04 оцінка точності розроблених моделі та методу o   •   •  
•   o   x

Рисунок В.5 – Слайд 5

## Типи оцінок, що застосовуються для моніторингу хвороби Паркінсона



Рисунок В.6– Слайд 6

## Метод оцінки ступеня тремору



Рисунок В.7 – Слайд 7

### Отримання даних

- смартфон
- мобільний додаток
- тест з використанням вбудованого акселерометру смартфона
- шкала MDS-UPDRS

#### Ступені тяжкості тремору відповідно до шкали

- 0: відсутній
- 1: дуже легкий
- 2: легкий
- 3: помірний
- 4: важкий

### Сегментація

Отримані дані сегментуються в непересічні односекундні сегменти

Рисунок В.8– Слайд 8

## Вилучення ознак

Для кожного компонента прискорення (виміри X, Y та Z) було вилучено наступні статистичні параметри:

- 1) середнє значення
- 2) середньоквадратичне відхилення
- 3) енергія послідовності
- 4) кореляція Пірсона між кожною парою компонентів прискорення (X-Y, X-Z, Y-Z)
- 5) медіана
- 6) максимальне значення в сегменті
- 7) мінімальне значення в сегменті
- 8) ентропія
- 9) автокореляція

## Підготовка даних



Рисунок В.9 – Слайд 9

## Моделювання

Алгоритм підвищення градієнтного дерева використовується для співставлення ступеню тремору  $y^{(d)}$  відповідним виділеним векторам ознак  $F^{(d)}$ . По-перше, кожен  $\overline{f_{v_i}}$  тесту  $d$  був анотований у відповідності до ступеню тремору  $y^{(d)}$ . Використовуючи  $N_i$  дерев регресії  $(f_{i,1}^{(d)}, \dots, f_{i,N_i}^{(d)})$ , метод оцінює ступінь тремору  $\hat{y}$  відповідно до функції у рівнянні

$$\hat{y}_i^{(d)} = \sum_{i=1}^{N_i} f_i(\overline{f_{v_i}}^{(d)})$$

де  $f_i(\overline{f_{v_i}}) = w_i \sigma(w_i)$  - це простір дерева регресії  $i$  з  $L$  листами,

$q(\overline{f_{v_i}})$  - це структура дерева, яка відображає  $\overline{f_{v_i}}$  в індекс  $i$  представляє відповідний лист дерева,  $w \in \mathbb{R}^L$  це вага листа.

При навчанні моделі на кожній ітерації навчається одне дерево шляхом мінімізації цільової функції. Ця функція включає статистику першого та другого градієнтів функції втрат, засновану на різниці між передбачуваною оцінкою ступеня тремору  $\hat{y}_i^{(d)}$  та оцінкою ступеня тремору  $y^{(d)}$  тесту  $d$ .

## Загальна оцінка ступеню тремору



Представлені правила використовуються для об'єднання результатів класифікації в межах одного тесту

**Якщо  $(W_1 \geq V_1$  та  $W_2 \geq V_2)$ , То якщо  $(W_2 \leq W_1)$ , то**  
 Ступінь тремору =  $C_1$ , інакше Ступінь тремору =  $C_2$

**Якщо  $(W_1 \geq V_1$  та  $W_2 < V_2)$ , То Ступінь тремору =  $C_1$**

**Якщо  $(W_1 < V_1$  та  $W_2 \geq V_2)$ , То Ступінь тремору =  $C_2$**

**Якщо  $(W_1 < V_1$  та  $W_2 < V_2)$ , То  $W_1 = w_1 * W_1$  and  $W_2 = w_2 * W_2$ , якщо  $(W_2 \leq W_1)$ , то Ступінь тремору =  $C_1$ , інакше Ступінь тремору =  $C_2$**

Рисунок В.10 – Слайд 10



# Практична реалізація

Для кожного спостереження тестового набору визначена певна вага належності до кожного класу. Передбачуваним ступенем тремору є передбачуваний клас з максимальною вагою за даним спостереженням.

ID	Prob_Class 0	Prob_Class 1	Prob_Class 2	Prob_Class 3	Prob_Class 4	Prediction
83	0.12910204	0.1300901	0.12986304	0.24444842	0.36649638	4
53	0.19189763	0.21069866	0.2125891	0.19260184	0.19221279	2
70	0.21163996	0.1509316	0.1427197	0.35259235	0.14211638	3
45	0.14687613	0.14800023	0.41059113	0.14741513	0.14711735	2
44	0.14687613	0.14800023	0.41059113	0.14741513	0.14711735	2
39	0.14360823	0.39677766	0.16143996	0.15433013	0.14384407	1
22	0.19737779	0.37739247	0.15132013	0.13709328	0.13681635	1

Рисунок В.13 – Слайд 13

# Практична реалізація

## 05 Оцінка ступеня тремору

Сегмент тесту	Вага	Передбачуваний клас
1	0,3494	2: легкий тремор
2	0,3434	2: легкий тремор
3	0,3736	2: легкий тремор
4	0,4024	2: легкий тремор
5	0,3736	2: легкий тремор
6	0,4024	2: легкий тремор
7	0,3969	2: легкий тремор
8	0,4024	2: легкий тремор
9	0,3969	2: легкий тремор
10	0,3778	2: легкий тремор

Об'єднання результатів на прикладі правої руки, починаючи з першого сегмента.

$(0,3494 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3434 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,3494  
 $(0,3494 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3736 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,3736  
 $(0,3736 \geq 0,34 \text{ AND } 0,4024 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024  
 $(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3736 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024  
 $(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,4024 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024  
 $(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3969 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024  
 $(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,4024 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024  
 $(0,4024 \geq 0,34 \text{ AND } 0,3969 \geq 0,34)$  то Ступінь тремору = 2 з вагою = 0,4024

Рисунок В.14 – Слайд 14

## Результати

В результаті класифікації з **24** спостережень, **22** спостереження правильно класифіковані та точність класифікації становить **92%**.

За результатами об'єднання даних сегментів ознак вправи правої руки отримано

**Ступінь тремору 2: легкий тремор з вагою = 0,4024.**

**Загальна оцінка ступеня тремору, відповідає класу 2: легкий тремор**

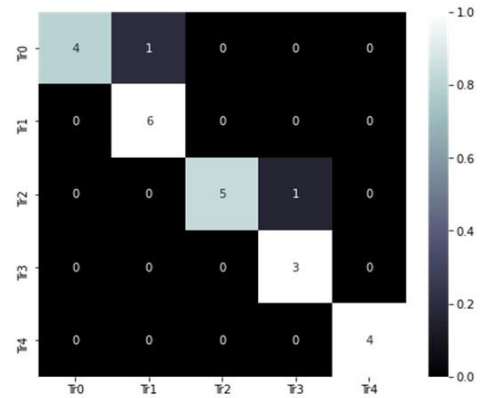


Рисунок В.15 – Слайд 15

## ВИСНОВКИ

- 01 Реалізовано метод аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.
- 02 Розроблено та протестовано модель визначення оцінки ступеня тремору.
- 03 Визначено ефективність моделі аналізу даних біомедичного моніторингу для оцінки ступеня тремору.

Рисунок В.16– Слайд 16

**ДОДАТОК Б СЦЕНАРІЙ ОТРИМАННЯ МОДЕЛІ**

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. import matplotlib.pyplot as plt
4. import seaborn as sns
5. import xgboost as xgb
6. from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
7. from sklearn.model_selection import train_test_split
8. from IPython.core.interactiveshell import InteractiveShell
9. InteractiveShell.ast_node_interactivity = "all"

10. def plot_confusion_matrix(cm, classes, normalized=True, cmap='bone'):
11. plt.figure(figsize=[7, 6])
12. norm_cm = cm
13. if normalized:
14.     norm_cm = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]
15.     sns.heatmap(norm_cm, annot=cm, fmt='g', xticklabels=classes,
16.                 yticklabels=classes, cmap=cmap)

14. # data overview
15. data = pd.read_csv('Tr_features.csv')
16. data.head()
17. # number of each value in class
18. data['Class'].value_counts()
19. len(data['Class'].value_counts())

20. # check NaNs
21. data.isna().sum().loc[data.isna().sum() > 0]
22. # check types
23. data.dtypes

24. from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
25. le = LabelEncoder()
26. data.Class = le.fit_transform(data.iloc[:, -1])
27. # нормалізація даних, видалення вибросов
28. X = data.iloc[:, :-1]

29. from sklearn.preprocessing import Normalizer
30. transformer = Normalizer().fit(X)
```



```

31.norm_data = pd.DataFrame(transformer.transform(X), index=data.index,
    columns=list(data.columns)[: -1])

32.def out_iqr(data, k=1.5, return_thresholds=False):
33.# calculate interquartile range
34.q25, q75 = np.percentile(data, 25, axis=0), np.percentile(data, 75,
    axis=0)
35.iqr = q75 - q25
36.# calculate the outlier cutoff
37.cut_off = iqr * k
38.lower, upper = q25 - cut_off, q75 + cut_off
39.if return_thresholds:
a. return lower, upper
40.else: # identify outliers
a. return data.apply(lambda x: np.any((x<lower) | (x>upper)), 1)

41.norm_data['mask'] = out_iqr(norm_data, 2.5, return_thresholds=False)
42.norm_data = norm_data.loc[norm_data['mask'] == False]
43.cleaned_data =
    data.loc[data.index.isin(list(norm_data.index))].reset_index()

44.X = cleaned_data.iloc[:, :-1]
45.y = cleaned_data.iloc[:, -1]

46.X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X.values,
    y.values, test_size=0.3, random_state=42, stratify=y)
47.import xgboost as xgb

48.dtrain = xgb.DMatrix(data=X_train, label=y_train)
49.dtest = xgb.DMatrix(data=X_test)

50.params = {
51.'max_depth': 3,
52.'objective': 'multi:softmax',
53.'num_class': 5,
54.'n_gpus': 0
55.}
56.model = xgb.XGBClassifier(params)
57.model.fit(X_train, y_train)
58.pred = model.predict(X_test)

59.from sklearn.metrics import classification_report

```



```

60.print(classification_report(y_test, pred, target_names=le.classes_))
61.Tr = confusion_matrix(y_test, pred)
62.plot_confusion_matrix(Tr, classes=le.classes_)

63.#
64.from matplotlib import pyplot as plt
65.xgb.plot_importance(model)

66.y_test = y_test.reshape(len(y_test), 1)
67.pred = pred.reshape(len(pred), 1)

68.pr_proba = model.predict_proba(X_test)
69.df = pd.DataFrame(np.concatenate((y_test, pred, pr_proba), axis=1),
    columns=['Real value', 'Prediction', 'Probability Class 0',
    'Probability. Class 1', 'Probability. Class 2', 'Probability. Class
    3', 'Probability. Class 4'])
70.df.astype({'Real value': 'int8', 'Prediction': 'int8'})
71.FP = (Tr.sum(axis=0) - np.diag(Tr)).sum()
72.FN = (Tr.sum(axis=1) - np.diag(Tr)).sum()
73.TP = np.diag(Tr).sum()
74.TN = Tr.sum() - (FP + FN + TP)

75.# Overall accuracy
76.ACC = (TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)
77.CM = [[TP, FP], [FN, TN]] / (TP + FP + FN + TN)

78.import seaborn as sns
79.sns.set(style="whitegrid")
80.df_m = pd.DataFrame(CM, index=['Positive', 'Negative'],
    columns=['Positive', 'Negative'])
81.sns.heatmap(data=df_m, annot=True)

```