

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ФАКУЛЬТЕТ БІОМЕДИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

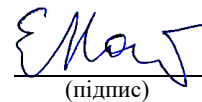
(повна назва інституту/факультету)

КАФЕДРА БІОМЕДИЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК 004.891.3 + 616.1

«До захисту допущено»:
Завідувач кафедри БМК


(підпис)

Євген НАСТЕНКО
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

«05» грудня 2022р.

Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою
«Комп'ютерні технології в біології та медицині»
зі спеціальності **122 «Комп'ютерні науки»**

на тему: Програмний додаток моніторингу рівня стресу

Виконав: студент II курсу, групи БС-11мп

ШЕВАГА ДІАНА ОЛЕКСАНДРІВНА

(прізвище, ім'я, по батькові)

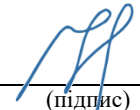


(підпис)

Науковий керівник:

доцент каф. БМК, доц., к.т.н., Городецька Олена Костянтинівна

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по-батькові)



(підпис)

Рецензент:

к.б.н., доцент каф. БМІ, Вовянюк Світлана Ігорівна

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по-батькові)

(підпис)

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

Студент



(підпис)

Київ – 2022 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Інститут (факультет) _____

БІОМЕДИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

(повна назва)

Кафедра _____

БІОМЕДИЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

спеціальність _____

122 «Комп'ютерні науки»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерні технології в біології та
медицині»

(код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМК



(підпис)

Євген НАСТЕНКО

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

«31» серпня 2022р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Шевазі Діана Олександрівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації **Програмний додаток моніторингу рівня стресу**

науковий керівник дисертації

Городецька Олена Костянтинівна, к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «__» листопада 2022 р. № _____

2. Термін подання студентом дисертації: **01-05 грудня 2022 року**

3. Об'єкт дослідження: **Дані , отримані з сигналів, виміряних за допомогою електрокардіограми**

4. Вихідні дані: **Дані про варіабельність серцевого ритму**

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: **1. Аналіз джерел та аналогів. 2. Підбір потрібних матеріалів та методів. 3. Побудова алгоритмів класифікації. 4. Реалізація програмного продукту.**

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: **48 рисунків, 21 таблиць.**

7. Орієнтовний перелік публікацій: 1 публікації у фахових виданнях та 2 тези доповіді.


8. Консультанти розділів дисертації: -

9. Дата видачі завдання: 31 серпня 2022 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Отримання завдання на МД	31 серпня 2022р.	<i>виконано</i>
2	Практика	з 01.09.2022 р. по 28.10.2022р.	<i>виконано</i>
3	Вставлення результатів практики в розділи МД	5 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
4	Аналіз предметної області	6 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
5	Розробка алгоритму сегментації зображення	7-11 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
6	Розробка архітектури та навчання нейронної мережі	12-18 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
7	Інтеграція всіх компонентів системи	19-25 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
8	Стартап аналіз проекту магістерської дисертації	26-29 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
9	Складання висновків до результатів виконання магістерської дисертації	30 листопада 2022р.	<i>виконано</i>
10	Подання в електронному вигляді МД та анотації до неї на перевірку нормоконтролера та UNICHECK .	1-3 грудня 2022р	<i>виконано</i>
11	Передзахист МД та допуск до захисту дисертації	4-6 грудня 2022р.	<i>виконано</i>
12	Подання МД рецензенту. Отримання рецензії.	7-15 грудня 2022р.	<i>виконано</i>
13	Подання пакету документів по МД до захисту в ЕК	15-18 грудня 2022р.	<i>виконано</i>
14	Захист МД в ЕК	19 грудня 2022р.	<i>виконано</i>


Студент


(підпис)

Діана ШЕВАГА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)


Науковий керівник


(підпис)

Олена ГОРОДЕЦЬКА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Нормоконтролер


(підпис)

Галина КОРНІЄНКО

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація за темою «Програмний додаток моніторингу рівня стресу» виконана студентом кафедри біомедичної кібернетики ФБМІ Шевагою Діаною Олександрівною зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині», та складається зі: вступу; 3 розділів («Аналіз літературних джерел», «Матеріали та методи дослідження», «Моніторинг рівня стресу»), розділу з розрахунком стартап-проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 65 найменування. Загальний обсяг роботи 113 сторінки.

Актуальність теми. У нинішньому сценарії після COVID, оскільки більшість із нас перебуває вдома, рівень стресу є найвищим за весь час через зростання тривоги, що призводить до вищого пульсу. Тому великий інтерес викликав дослідження основних механізмів стресу та моніторинг різних біофізіологічних і біохімічних реакцій організму на стрес. Надійний біомаркер або індикатор стресу міг би забезпечити точний моніторинг стресу, потенційно дозволяючи запобігти патологічним станам на ранніх стадіях. Тривалий стрес може мати серйозні наслідки для здоров'я. Тому здатність визначати, коли людина перебуває в стані стресу, може бути дуже корисною для запобігання проблемам зі здоров'ям, особливо у пацієнтів із суїцидальними думками.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи реалізація програмного продукту для моніторингу рівня стресу. Для цього необхідно виконати наступні завдання:

1. Аналіз джерел на аналогів.
2. Підбір потрібних матеріалів та методів дослідження.
3. Побудова алгоритмів класифікації.
4. Реалізація програмного продукту.

Об'єкт дослідження. Дані електрокардіограми.

Предмет дослідження. Застосування алгоритмів класифікації для визначення наявності стресу.

Методи дослідження. Машинне навчання, метод k-найближчих сусідів, штучна нейронна мережа, дерево рішень, випадковий ліс.

Публікації. За результатами виконаної роботи було опубліковано 1 стаття та 2 матеріала конференцій:

1. *Шевага Д. О.*, Програмний додаток моніторинг рівня стресу на основі моделей класифікації/ *Городецька О. К., Шевага Д.О.* // Нуковий журнал "Наукові праці Вінницького національного технічного університету". – Київ, 2022 (в друці). Фаховий журнал категорії Б (стаття).
2. *Шевага Д. О.*, Disease diagnostic by machine learning algorithms / *Шевага Д.О., Юрочкін В. В.* // Матеріали XXI Міжнародної студентської науково-практичної онлайн конференції «Science and technology of the XXI century». – Київ, 10 листопада 2021. – С. 107–109 (тези).
3. *Шевага Д. О.*, Побудова моделей прогнозування рівня стресу / *Городецька О. К., Шевага Д. О.* // Матеріали XII Міжнародної наукової конференції «Наукові дослідження: парадигма інноваційного розвитку» – Прага, Чехія, 28 вересня 2022 – С. 67-69 (тези).

Ключові слова. моніторинг стрес, електрокардіографія, машинне навчання, RR інтервал, варіабельність серцевого ритму, алгоритми класифікації, біосигнали, дерево рішень, випадковий ліс

Бібліографічний опис МД

Шевага, Д. О. Програмний додаток моніторингу рівня стресу: магістерська дис. : 122 Комп'ютерні науки / Шевага Діана Олександрівна. – Київ, 2022. – 113 с.

ABSTRACT

Master's thesis on the topic "Software application for stress level monitoring" is executed by the student of the department of biomedical cybernetics (Faculty of Biomedical Engineering) Shevaga Diana Oleksandrivna in the specialty 122 "Computer science" on the educational and professional program "Computer technologies in biology and medicine", and consists of: introduction ; 3 sections ("Analysis of literary sources", "Research materials and methods", "Monitoring the level of stress"), section with a startup calculation, conclusions to each of these sections; general conclusions; references, which includes 65 titles. The total volume of work is 113 pages.

Relevance of the topic. In the current post-Covid scenario, with most of us at home, stress levels are at an all-time high due to rising anxiety, leading to higher heart rates. Therefore, the study of the main mechanisms of stress and the monitoring of various biophysiological and biochemical reactions of the body to stress caused great interest. A reliable biomarker or indicator of stress could provide accurate monitoring of stress, potentially allowing the prevention of pathological conditions at an early stage. Prolonged stress can have serious health consequences. Therefore, the ability to identify when a person is under stress can be very helpful in preventing health problems, especially in patients with suicidal thoughts.

Objective and task of the study. The objective of the work is the implementation of a software product for stress level monitoring. Its achievement involves solving the following tasks:

1. Analysis of sources on analogues.
2. Selection of necessary materials and research methods.
3. Construction of classification algorithms.
4. Implementation of the software product.

Object of study. Electrocardiogram data.

Subject of study. Application of classification algorithms to determine the presence of stress.

Research methods. Machine learning, k-nearest neighbors method, artificial neural network, decision tree, random forest.

Publications. Based on the results of the work performed, 2 conference materials were published:

1. Shevaga D.O., Disease diagnosis by machine learning algorithms / Shevaga D.O., Yurochkin V.V. // Materials of the XXI International Student Scientific and Practical Online Conference "Science and technology of the XXI century". – Kyiv, November 10, 2021. – pp. 107–109 (theses).
2. Shevaga D. O., Construction of stress level forecasting models / Horodetska O. K., Shevaga D. O. // Materials of the XII International Scientific Conference "Scientific Research: Paradigm of Innovative Development" - Prague, Czech Republic, September 28, 2022 - C 67-69 (theses).
3. Shevaha D.O., Software application stress level monitoring based on classification models/ Horodetska O.K., Shevaga D.O. // Scientific journal "Scientific works of the Vinnytsia National Technical University". – Kyiv, 2022. Professional journal of category B (article).

Keywords. Stress monitoring, electrocardiography, machine learning, RR interval, heart rate variability, classification algorithms, biosignals, decision tree, random forest

Bibliographic description of MD

Shevaga, D. O. Software application for stress level monitoring: master's thesis. : 122 Computer sciences / Diana Oleksandrivna Shevaga. - Kyiv, 2022. - 113 p.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ	10
ВСТУП.....	11
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ.....	14
1.1. Медикопсихологічні аспекти виникнення стресу	14
1.2. Як стрес викликає хвороби серця	19
1.3. Вплив стресу на організм.....	22
1.3.1. Кістково-м'язова система.....	23
1.3.2. Дихальна система.....	24
1.3.3. Серцево-судинна система	24
1.3.4. Ендокринна система	26
1.3.5. Шлунково-кишкова система.....	27
1.3.6. Нервова система	29
1.3.7. Чоловіча репродуктивна система.....	30
1.3.8. Жіноча репродуктивна система	31
1.4. Аналогічні роботи	32
1.5. Машинне навчання.....	36
1.5.1. Методи машинного навчання	38
1.5.2. Недоліки машинного навчання.....	42
Висновки до розділу 1.....	43
РОЗДІЛ 2 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ	44
2.1. Індикатори, біосигналии стресу.....	45
2.2. Вивчення даних	54
2.3. Аналіз даних	59
Висновки до розділу 2.....	68
РОЗДІЛ 3 МОНІТОРИНГ РІВНЯ СТРЕСУ	69
3.1. Модель стресу.....	69
3.2. Алгоритми машинного навчання.....	70
3.3. Архітектура програмного забезпечення.....	83
3.4. Реалізація програмного забезпечення	85
3.4.1. Мова програмування.....	85
3.4.2. Інтерфейс програмного додатку	87

Висновки до розділу 3.....	90
РОЗДІЛ 4 РОЗРАХУНОК СТАРТАП-ПРОЕКТУ	90
4.1. Резюме проекту.....	91
4.2. Організація проекту.....	92
4.3. Канва бізнес-моделі проекту.....	93
4.4. Ключові види діяльності проекту	93
4.5. Ключові види діяльності проекту	95
4.6. Канали збуту	98
4.7. Ресурси та витрати.....	99
4.8. Грошовий потік.....	102
Висновки до розділу 4.....	104
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	105
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	106
ДОДАТОК А.....	113

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ

- ЕДА – електродермальна активність
ЕКГ – Електрокардіографія
ЕЕГ – Електроенцефалограф
ЕМГ – Електроміографія
ШІ – штучний інтелект
АТ – артеріальний тиск
КГР – шкірно-гальванічна реакія
BVP – пульсовий об'єм крові (blood volume pulse)
PPG – фотоплетизмографія (photoplethysmography)
ST – температура шкіри (skin temperature)
SVM – метод опорних векторів
BN – байєвська мережа
ML – машинне навчання (machine learning)
LDA – лінійний дискримінантний аналіз
 μS – мікросіменс
mV – мілівольт
 μV – мікрвольт
 $^{\circ}\text{C}$ – градуси Цельсія
mcg – мікрограми
mmHg – міліметр ртутного стовпчика
ng – нанограми
 μL —мікролітри
nmol/L – це наномоль на літр
VASS – візуальна аналогова шкала стресу

ВСТУП

В останні роки ми спостерігаємо помітне зростання тривоги, депресії, патологічного стресу та інших захворювань, пов'язаних зі стресом. Як правило, стрес шкодить фізичному та психічному здоров'ю та самопочуттю людини. І реакцією нашого організму на стрес може бути головний біль, напруга спини або біль у животі. Зокрема, хронічний стрес підвищує ймовірність серцево-судинних захворювань, діабету, інсульту та ожиріння [20].

Оптимальний рівень частоти серцевих скорочень пов'язаний зі здоров'ям і здатністю до саморегуляції, а також здатністю до адаптації або стійкістю. Вищі рівні частоти серцевих скорочень у стані спокою пов'язані з виконанням виконавчих функцій, таких як увага та емоційна обробка префронтальною корою. Високий пульс зазвичай пов'язаний з вищим рівнем стресу. Коли стрес є надмірним, він може сприяти всьому, від високого кров'яного тиску, який також називають гіпертонією, до астми, виразки та синдрому подразненого кишечника.

Деякі люди можуть вирішити вживати занадто багато алкоголю або палити сигарети, щоб «впоратися» зі своїм хронічним стресом, однак ці звички можуть підвищити артеріальний тиск і пошкодити стінки артерій.

Таким чином, частоту серцевих скорочень можна використовувати, щоб контролювати рівень стресу та тримати його під контролем, оскільки це корисний показник доброго здоров'я.

Актуальність. У нинішньому сценарії після COVID, оскільки більшість із нас перебуває вдома, рівень стресу є найвищим за весь час через зростання тривоги, що призводить до вищого пульсу. Тому великий інтерес викликав дослідження основних механізмів стресу та моніторинг різних біофізіологічних і біохімічних реакцій організму на стрес. Надійний біомаркер або індикатор стресу міг би забезпечити точний моніторинг

стресу, потенційно дозволяючи запобігти патологічним станам на ранніх стадіях. Тривалий стрес може мати серйозні наслідки для здоров'я. Тому здатність визначати, коли людина перебуває в стані стресу, може бути дуже корисною для запобігання проблемам зі здоров'ям, особливо у пацієнтів із суїцидальними думками.

Мета і завдання дослідження

Метою роботи є розробка та реалізація програмного продукту моніторингу рівня стресу, використавши в якості прогнозування моделі класифікації. Для цього необхідно виконати наступні *завдання*:

1. Аналіз джерел на аналогів.
2. Підбір потрібних матеріалів та методів дослідження.
3. Побудова алгоритмів класифікації.
4. Реалізація програмного продукту.

Об'єкт дослідження: дані електрокардіограми.

Предмет дослідження: застосування алгоритмів класифікації для визначення наявності стресу.

Методи дослідження.

Машинне навчання, метод k-найближчих сусідів, штучна нейронна мережа, дерево рішень, випадковий ліс. В якості *інструментів* обрано: мова програмування *Python*, *R* та середовища розробки програмного продукту: *Google Colab* і *RStudio*.

Наукова новизна одержаних результатів

Новизна полягає у використанні методів класифікації, які раніше не застосовувались для визначення стресу та отримання результатів прогнозування із вищою точністю, порівняно з аналогічними роботами.

Практичне значення одержаних результатів

Отриманий програмний продукт може використовуватись у медичних закладах для лікарів кардіологів або у вільному доступі для усіх бажаючих, які прагнуть контролювати свій рівень стресу.

Апробація результатів дисертації

За результатами виконаної роботи було опубліковано 1 стаття та 2 матеріала наукових конференцій:

1. *Шевага Д. О.*, Програмний додаток моніторинг рівня стресу на основі моделей класифікації/ *Городецька О. К., Шевага Д.О.* // Науковий журнал "Наукові праці Вінницького національного технічного університету". – Київ, 2022 (в друці). Фаховий журнал категорії Б (стаття).
2. *Шевага Д. О.*, Disease diagnostic by machine learning algorithms / *Шевага Д.О., Юрочкін В. В.* // Матеріали XXI Міжнародної студентської науково-практичної онлайн конференції «Science and technology of the XXI century». – Київ, 10 листопада 2021. – С. 107–109 (тези).
3. *Шевага Д. О.*, Побудова моделей прогнозування рівня стресу / *Городецька О. К., Шевага Д. О.* // Матеріали XII Міжнародної наукової конференції «Наукові дослідження: парадигма інноваційного розвитку» – Прага, Чехія, 28 вересня 2022 – С. 67-69 (тези).

Структура дисертації

Магістерська дисертація за темою «Програмний продукт моніторингу рівня стресу» виконана студентом Шевагою Діаною Олександрівною зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною «Комп'ютерні технології в біології та медицині» побудована за класичним типом та викладена на 113 сторінках машинописного тексту. Вона складається зі: вступу; 3 розділів («Аналіз літературних джерел», «Матеріали та методи дослідження», «Моніторинг рівня стресу»), розділу з розрахунком стартап-проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 65 найменування. В дисертації представлено 48 рисунків і 21 таблиць.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1.1. Медикопсихологічні аспекти виникнення стресу

Стрес можна визначити як порушення гомеостатичної рівноваги індивіда, з яким організм намагається впоратися, і це відоме як реакція на стрес. Стрес може бути гострим, тобто миттєвою реакцією на стресор, або хронічним, тобто станом, викликаним постійним стресовим подразником. На рис. 1.1 продемонстрована класифікація стресу.



Рисунок 1.1 – Класифікація стресу

Хронічний стрес може призвести до стадії, коли організм більше не може досягти гомеостатичної рівноваги, і людина більше не може справлятися зі стресовими факторами. Активація стресової реакції викликає різноманітні зміни в організмі, викликані стимуляцією симпатичної нервової системи та гальмуванням парасимпатичної системи.

Реакція на стрес може бути різною, але зазвичай вона включає вивільнення гормонів стресу, які підвищують пильність організму. Схема виникнення реакції на стрес зображена на рис. 1.2.

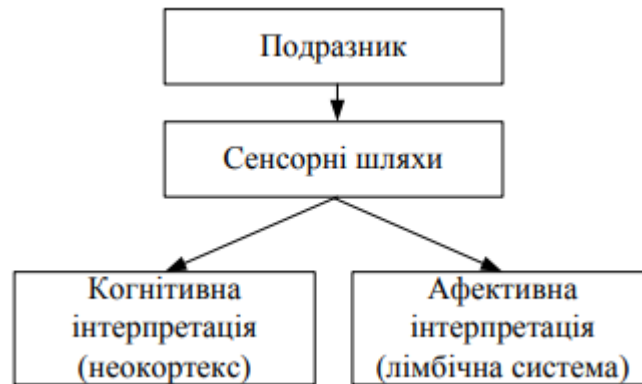


Рисунок 1.2 – Схема виникнення реакції на стрес

Як наслідок, серед кількох інших реакцій спостерігається збільшення частоти серцевих скорочень, кровопостачання м'язів, частоти дихання, температури шкіри (через більшу циркуляцію крові) та когнітивної активності. Специфічні для стресу гормональні реакції та інші біомаркери, на які впливає відповідь на стрес, зазвичай використовуються для кількісної оцінки або моніторингу стресу [16]. Загальна модель стресових синдромів продемонстрована на рис. 1.3.

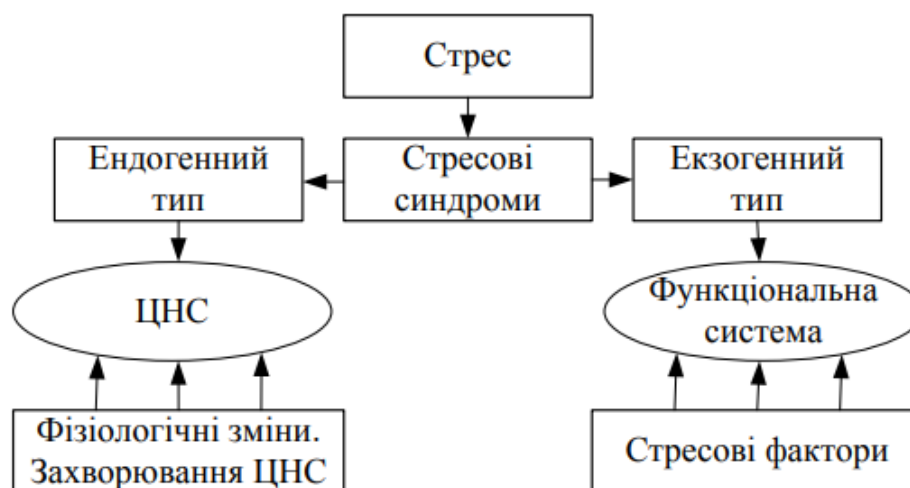
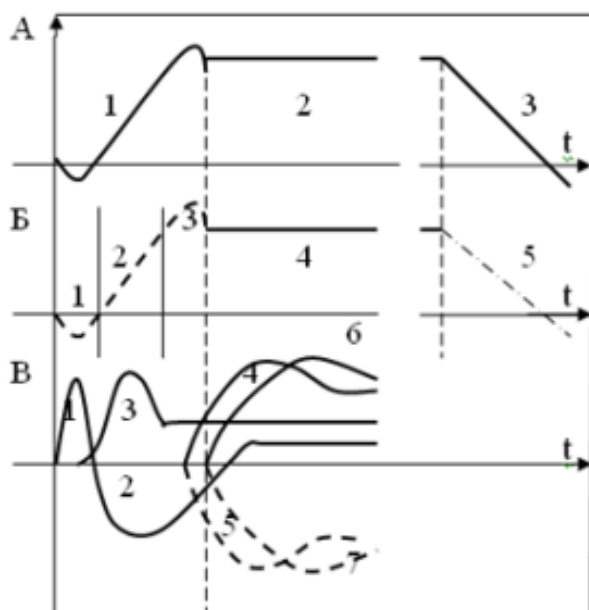


Рисунок 1.3 – Загальна модель стресових синдромів

Стрес можна оцінити або суб'єктивно за допомогою структурованих опитувальників (і форм самозвіту), що також є стандартною клінічною практикою, або об'єктивно шляхом вимірювання різних реакцій організму на стрес [19]. Інструменти, які найчастіше використовуються в клінічній оцінці стресу, базуються на опитувальниках, які задають самі (наприклад, шкала сприйняття стресу Коена, PSS) або візуальні шкали, які задають самі (наприклад VASS).

Дослідники хронічного стресу виділяють три періоди адаптації з безперервним стресогенним впливом у першій фазі (рис. 1.4). У першому періоді активізуються типи відповідної рівноваги в основному за рахунок мобілізації «поверхневих» відкладень, тривалість яких вимірюється хвилинами і годинами і характеризується стеничними відчуттями і підвищенням працездатності. Другий період першої фази розвитку стресу характеризується хворобливим станом людини зі зниженням працездатності.



«тривога» – реакція (A1); фаза резистентності (A2); виснаження адаптаційних резервів (A3); Б – фази адаптації при стресі: руйнування функціональної системності (1); становлення нової «функціональної системи» (2); фаза нестійкої адаптації (3); фаза стійкої адаптації (4); фаза руйнування «функціональної системності» (виснаження) (5); В – динаміка зміни форм адаптаційної активності при стресі: емоційноповедінкова активність (1); емоційно-поведінкова пасивність (2); превентивно-захисна вегетативна активність (3); посилення розумової активності «позитивне» (4) і «негативне» (5); активація спілкування – «позитивна» (6) і «негативна» (7).

Рисунок 1.4 – Схема розвитку стресу [65]

Розглянемо стрес у вигляді кривої, кінці якої закріплені в точках $x = a$, $x = b$ осі x . Будемо вважати, що величина напруги в ній дорівнює числу T . На момент часу $t = 0$, внаслідок впливу стрес-факторів, крива вийде зі стану рівноваги.

Відхилення кривої в будь-якій її точці на абсцисі x і в момент часу t позначимо через $u = u(x,t)$, ($a \leq x \leq b$, $t \geq 0$). Графічне виникнення стресу зображено на рис. 1.5.

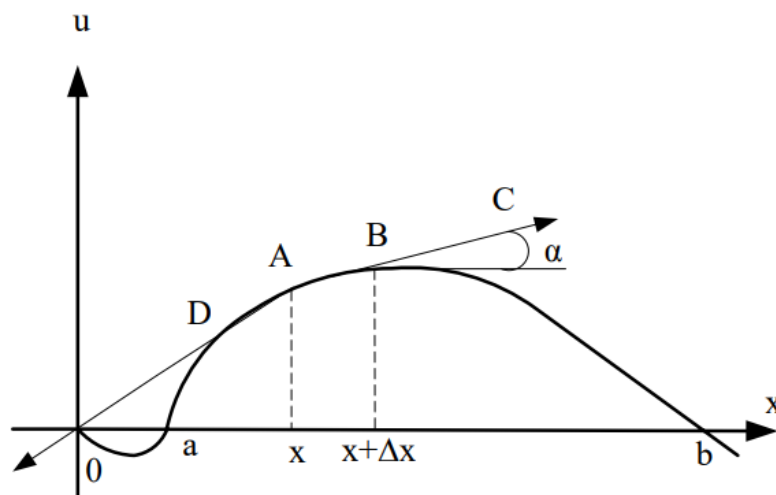


Рисунок 1.5 – Графічне виникнення стресу

Біомедичні дослідники більше зацікавлені у використанні біохімічних маркерів для виявлення стресу, таких як кортизол і α -амілаза [1], і вони викликають стресовий стан у суб'єктів, що тестуються за допомогою Трієрського соціального стрес-тесту (TSST) [58]. З іншого боку, існують різноманітні дослідження, які оцінюють стрес шляхом вимірювання фізіологічних сигналів організму у відповідь на стрес.

Існує величезна кількість доступної літератури, яка демонструє зв'язок високого пульсу зі стресом. Ця зміна частоти серцевих скорочень змінює кровотік в організмі. Частоту серцевих скорочень і варіабельність серцевого ритму можна контролювати за допомогою сигналу електроенцефалографа (ЕКГ), тоді як зміну кровотоку можна виміряти за

допомогою пульсу об'єму крові (BVP), отриманого за сигналом фотоплетизмографії (PPG) [7]. Деякі дослідження обговорювали виділення поту під час стресу, що змінює провідність шкіри, виміряну приладом для вимірювання електрошкірної активності (EDA) [16]. М'язова напруга також пов'язана зі стресом і контролюється за допомогою електроміографії (ЕМГ). Іноді хронічний стрес також може викликати легку лихоманку (від 99 до 100 °F), а також тривогу та неспокій.

Таким чином, датчики температури шкіри (ST) і акселерометра (ACC) також можуть допомогти у виявленні стресу .

Під час періоду стресу організм готується до реакції «бийся або біжи», і, таким чином, катехоламіни виділяються в організмі, щоб впоратися зі стресом. Таким чином, вимірювання катехоламінів у плазмі також може допомогти в оцінці стресу. Роль аргініну вазопресину (AVP) під час реакції на гострий стрес також широко обговорюється в літературі. Копептин вважається стабільним біомаркером вивільнення AVP. Копептин істотно підвищується при збільшенні кортизолу, пролактину і адренкортикотропних гормонів, які безпосередньо пов'язані зі стресовою реакцією організму людини. Таким чином, моніторинг рівня гормонів копептину та пролактину в крові може допомогти у виявленні стресу [51].

Альфа-амілаза вважається одним із основних ферментів слини та виділяється в слині у відповідь на психологічні стресори [7]. Кортизол є основним гормоном стресу, який виділяється в кров під час стресу та викликає підвищення рівня глюкози.

Таким чином, моніторинг рівня кортизолу в крові також допомагає контролювати рівень стресу. Усі вищезазначені гормони вимірюються за допомогою різних доступних наборів для імуноферментного аналізу (ELISA).

Стрес на роботі — це перешкода, з якою щодня стикаються офісні працівники. Офісні працівники періодично відчувають робочий стрес, тому що робота довга та психологічно складна.

В Європі підраховано, що стрес впливає на половину працівників, є причиною половини всіх втрачених робочих днів і є другою причиною більшості пов'язаних із роботою проблем зі здоров'ям і завдає значних збитків підприємствам через прогули та високу плинність кадрів (ЄС - OSHA, 2017).

1.2. Як стрес викликає хвороби серця

Стрес може бути таким самим фактором ризику, як куріння або підвищений тиск. Вплив постійного стресу на певну область у глибині головного мозку призводить до підвищення ризику серцевого нападу, свідчать результати дослідження, про яке повідомляє впливовий медичний журнал "Ланцет" (Lancet) [61].

У нещодавно проведеному дослідженні взяли участь 300 осіб, у яких була підвищена активність мигдалеподібного тіла мозку і які в результаті цього з більшою ймовірністю могли отримати серцево-судинну недостатність, причому раніше, ніж інші.

Як з'ясували при цьому американські вчені, стрес може бути таким же фактором ризику, як куріння або підвищений тиск, тому вони рекомендують таким людям навчитися справлятися зі стресом.

Вчені давно виявили взаємозв'язок між емоційним стресом та підвищеним ризиком розвитку серцево-судинних захворювань, які вражають серце та судини, проте як саме це відбувається, досі зрозуміло не було.

Нове дослідження, проведене на медичному факультеті Гарвардського університету, вказує на те, що певний вплив у цьому сенсі

може надавати підвищена активність мигдалики або мигдалеподібного тіла – області мозку, яка обробляє такі емоції, як страх і лють (рис. 1.6).

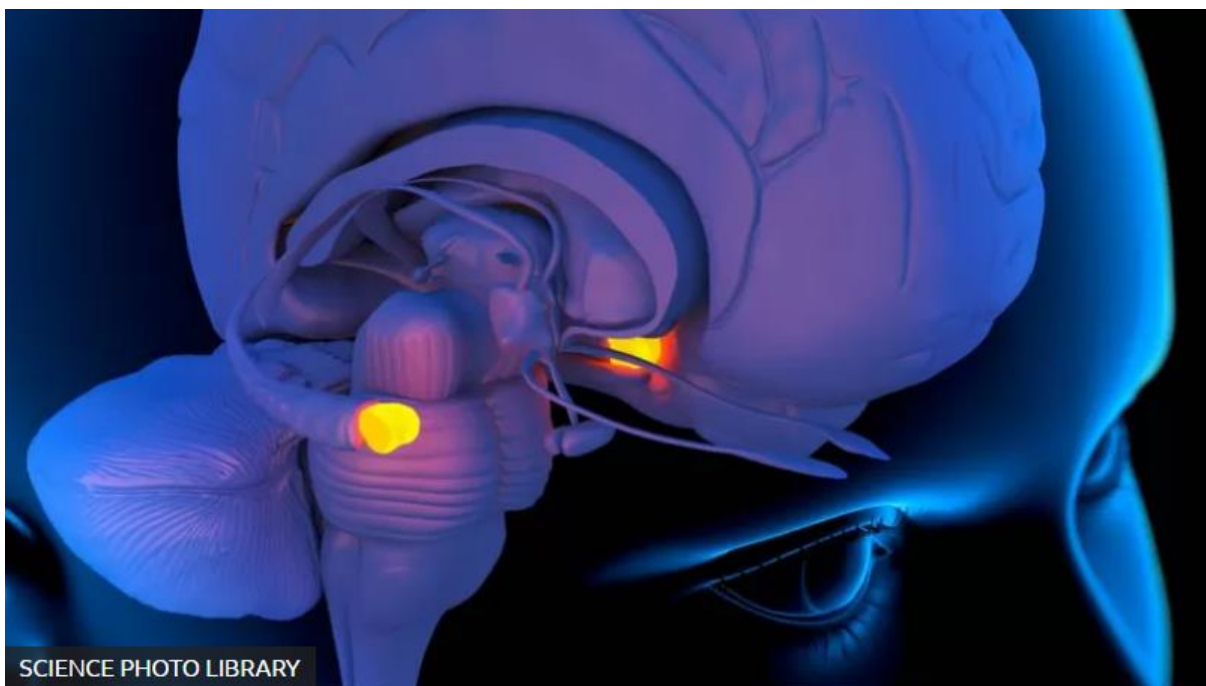


Рисунок 1.6 – Мигдалевидне тіло мозку

Вчені вважають, що мигдалина посилає сигнали в кістковий мозок, щоб той виробляв більше білих кров'яних клітин (як відповідь на реальну або уявну загрозу), які у свою чергу викликають запалення в артеріях, а це вже може призвести до серцевого нападу, стенокардії або інсульту.

Виходить, що ця область мозку може передбачити ймовірність виникнення серцево-судинного захворювання.

Проте вчені попереджають, що необхідно провести подальші дослідження, щоб підтвердити, що взаємозв'язок саме такий. Мигдалеподібне тіло мозку відкликається на базові людські емоції - страх, гнів, лють.

Робота, опублікована в "Ланцеті", вивчає та узагальнює дані двох досліджень.

У ході першого проводилися ультразвукові дослідження головного та кісткового мозку, селезінки та артерій 293 пацієнтів, за якими спостерігали протягом чотирьох років щодо розвитку у них серцево-судинних захворювань.

У цей період 22 пацієнти дійсно стали страждати від подібної недуги, і це були саме ті, у кого мигдалики мали підвищену активність.

Друге, набагато менш масштабне дослідження, що включало всього 13 пацієнтів, простежило взаємозв'язок між рівнем стресу та розвитком запальних процесів в організмі.

З нього випливало, що ті, у кого фіксувався найвищий рівень стресу, мали й найвищий рівень активності мигдаликів, а також виявляли більше ознак розвитку запалення в артеріях.

"Отримані нами результати дають унікальну можливість простежити, як саме стрес веде до розвитку серцево-судинного захворювання, - каже професор Ахмед Тавакол з Гарвардського університету. - Тобто дуже схоже, що скорочення рівня стресу може спричинити користь не тільки у справі покращення психологічного стану" [61].

Зрештою, до хронічного стресу потрібно буде ставитися як до важливого фактора ризику розвитку серцево-судинних захворювань, який необхідно так само відстежувати і вміти так само впоратися з ними, як і з іншими основними факторами ризику.

Навіщо потрібні мигдалики

- Це область мозку, яка готує нас до реакції на небезпеку - "бий або біжи" - і активізується при сильних емоційних переживаннях.
- Два мигдалеподібні тіла - по одному в кожній півкулі мозку - являють собою витягнуту у вигляді мигдалики групу клітин, розташовану всередині скроневої частки.
- У людини і тварин мигдалики відповідають за реакцію як на страх, так і на задоволення.

- Термін "мигдалина" (латинська назва - corpus amygdaloideum) прийшов з грецької мови через латину (amygdala - "мигдаль" по-грецьки) і вперше був використаний у 1819 році.

Коментуючи ці дані, професор Лейденського університету в Нідерландах Ілзе Бот зазначила, що в наші дні все більше людей щодня відчують стрес.

Ілзе Бот вважає, що велике навантаження на роботі, невпевненість у завтрашньому дні або бідність - все це обставини, які призводять до хронічно підвищеного рівня стресу, що, у свою чергу, може призвести до хронічних захворювань психіки, таких як депресія.

Як зазначила Емілі Рівз, старша сестра кардіологічного відділення у Британському фонді боротьби з серцевими захворюваннями (British Heart Foundation), зазвичай, щоб знизити ризик розвитку хвороби серця або інсульту, рекомендується позбутися шкідливих звичок: не курити, не пити багато алкоголю, не переїдати. Проте річ не лише в цьому.

"Вивчаючи, як мозок справляється зі стресом, і з'ясувавши, як саме емоційна напруга підвищує ризик серцевого захворювання, ми зможемо знайти нові способи боротьби з хронічним психологічним стресом, - вважає Рівз. - Це може призвести до того, що ми будемо проводити регулярний скринінг пацієнтів з підвищеним ризиком та допомагати їм ефективно боротися зі стресом"[61].

1.3. Вплив стресу на організм

Стрес має вплив на будь-яку систему організму, включаючи кістково-м'язову, дихальну, серцево-судинну, ендокринну, шлунково-кишкову, нервову та репродуктивну системи.

Наші тіла добре обладнані для того, щоб справлятися зі стресом у невеликій кількості, але коли стрес стає надмірним, він в основному має негативні наслідки для організму.

1.3.1. Кістково-м'язова система

Коли організм знаходиться в стані стресу, м'язи напружуються. М'язова напруга - це майже реактивна реакція на стрес – захист себе від травмування і болю.

При раптовому стресі м'язи на мить напружуються, а потім розслабляються, коли стрес минає. Хронічний стрес змушує м'язи тіла перебувати в певною мірою однаковому стані. Коли м'язи напружені протягом тривалого часу, це може викликати інші реакції в організмі і навіть розлади, пов'язані зі стресом.

Наприклад, головний біль, мігрень пов'язані з постійними спазмами м'язів плечей, шиї та голови. Болі в опорно-руховому апараті в нижній і верхній частині спини також пов'язані зі стресом, особливо робочим навантаженням, а саме стресом на роботі.

Мільйони людей страждають від хронічного болю, викликаного захворюваннями опорно-рухового апарату. Часто, але не завжди, травма може призвести до хронічного болю. Від того, як постраждала людина відреагує на травму, залежить, чи буде він відчувати постійний біль. Особи, які бояться болю та повторної травми та шукають лише лікування фізичної причини травми, відновлюються гірше, ніж особи, які підтримують певний рівень установленої активності під наглядом досвідчених фахівців. М'язова напруга і, зрештою, атрофія м'язів від слабкого навантаження сприяють розвитку хронічних м'язових станів, пов'язаних зі стресом.

Техніки релаксації та інші види діяльності та терапії, спрямовані на зниження стресу, використовуються для зменшення ригідності м'язів, деяких розладів, пов'язаних зі стресом, таких як головний біль, і підвищення самопочуття. Було показано, що для тих, хто страждає хронічним болем,

діяльність зі зменшенням стресу покращує настрій і повсюдне функціонування.

1.3.2. Дихальна система

Процес дихання приносить кисень до клітин і виводить з організму відпрацьований вуглекислий газ. Повітря надходить через ніс, проходить через гортань, трахею, бронхи і надходить в легені. Потім бронхіоли доставляють кисень до еритроцитів для циркуляції.

Стрес і тривога супроводжуються респіраторними симптомами, такими як задишка та пришвидшене дихання, через те, що дихальні шляхи між носом і легенями звужені. Для людей без проблем з диханням це зазвичай не є проблемою, оскільки організм може виконувати більше роботи, щоб дихати комфортно, але психологічний стрес може спричинити проблеми з диханням у людей із проблемами дихання, такими як легеневі та хронічні обструктивні захворювання легень (включаючи емфізему та хронічний бронхіт).

Деякі дослідники стверджують, що сильний стрес, наприклад смерть близької людини, може викликати напади астми. Крім того, прискорене або викликане занепокоєнням дихання може викликати паніку у людини, схильної до панічних атак.

У таких випадках робота з психологом для розвитку релаксації, дихання та інших когнітивних поведінкових стратегій може допомогти.

1.3.3. Серцево-судинна система

Серце та кровоносні судини є двома компонентами серцево-судинної системи, які працюють разом, щоб доставити поживні речовини та кисень до органів тіла. Дія цих двох елементів також узгоджена з реакцією організму на стрес. Гострий стрес – короткочасний стрес (миттєвий), як-от застрягнення у пробці, дотримання дедлайнів або раптове натискання на гальма для уникнення аварії – викликає прискорене серцебиття та

вироблення гормону стресу адреналіну, норадреналіну та та кортизолу, діючи як посередники цих ефектів.

На рис. 1.7 показано загальна схема співвідношення стресу та серцево-судинних захворювань.

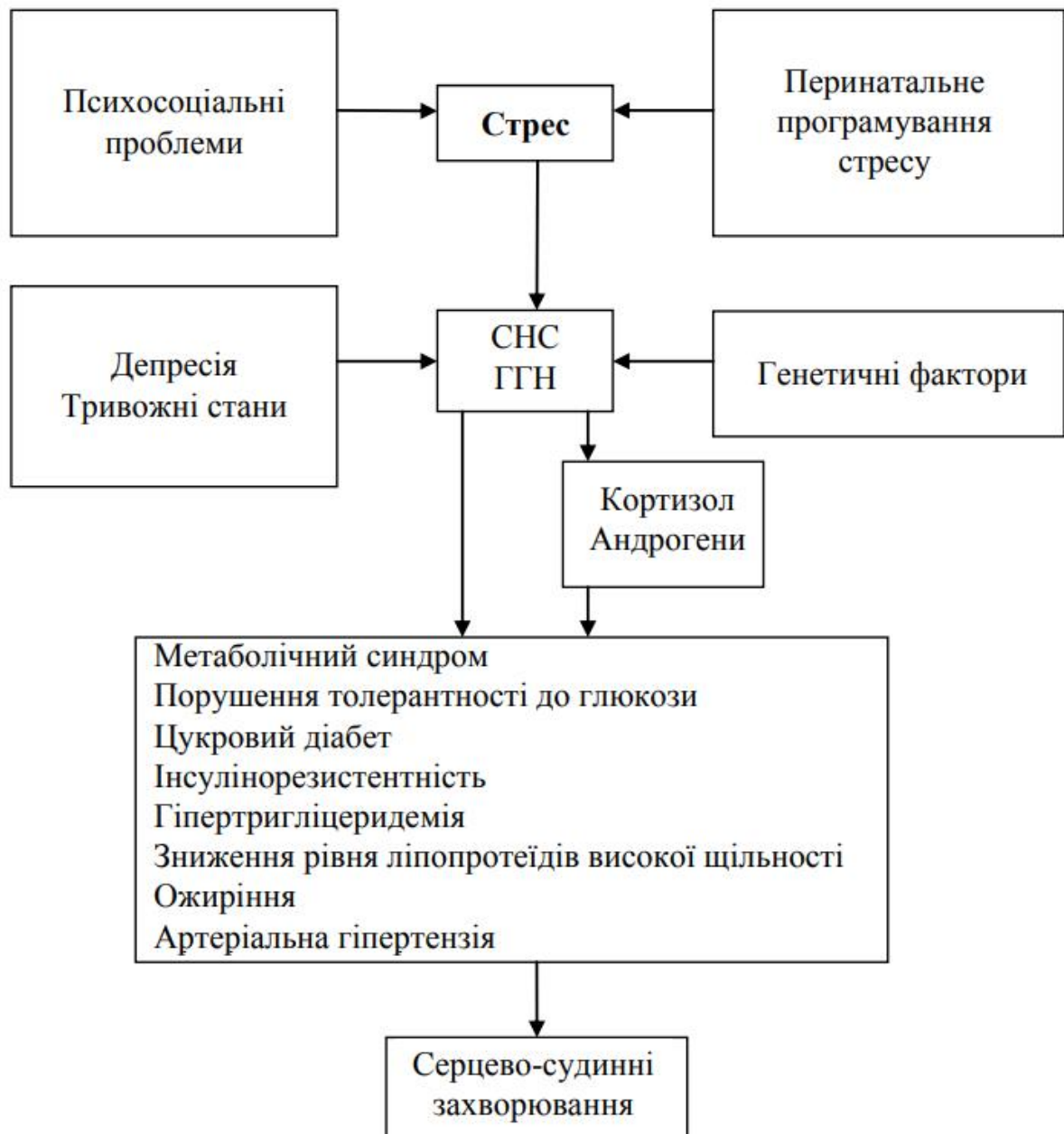


Рисунок 1.7 – Співвідношення стресу та серцево-судинних захворювань

Крім того, кровоносні судини, які несуть кров до великих м'язів і серця, збільшують кількість крові, що перекачується до цих частин тіла, і

підвищують артеріальний тиск. Це також відоме як реакція на боротьбу або втечу. Після сильного стресу організм повертається до свого звичного нормального стану.

Хронічний стрес, який відчувається протягом тривалого періоду часу, може сприяти хронічним серцево-судинним проблемам. Постійне та безперервне збільшення частоти серцевих скорочень, а та високий кров'яний тиск та рівень гормонів стресу можуть спричинити шкоди організму. Цей хронічний стрес може збільшити ризик високого кров'яного тиску (гіпертонії), інфаркту або інсульту.

Повторюваний стрес і хронічний стрес також можуть сприяти запаленню судинної системи, особливо артерій, і це один із способів, з яких ми можемо вважати, що стрес пов'язаний із захворюваннями серця. Також було виявлено, що те, тип реакції людини на стрес, може впливати на рівень холестерину.

Ризик серцево-судинних захворювань, пов'язаних зі стресом, різний для жінок залежно від того, чи перебуває жінка в менопаузі чи постменопаузі. Рівень естрогену у жінок до вагітності, здається, допомагає їхнім кровоносним судинам краще реагувати на стрес, що допомагає організму легше справлятися зі стресом і захищати від серцевих захворювань. Жінки в постменопаузі втрачають рівень захисту через втрату естрогену, що піддає їх більшому ризику серцевих захворювань через наслідки стресу.

1.3.4. Ендокринна система

Коли людина сприймає ситуацію як складну, небезпечну або яка вийшла з-під контролю, мозок ініціює серію подій, що включають вісь гіпоталамус-гіпофізарно-надниркової осі (вісь НРА), яка є основним чинником ендокринної реакції на стрес. Це в кінцевому підсумку призводить до збільшення виробництва стероїдних гормонів –

глюкокортикоїдів, включаючи кортизол, який часто називають «гормоном стресу».

Коли людина стресує гіпоталамус, група ядер, що з'єднує мозок і ендокринну систему, подає сигнал гіпофізу виробляти гормони, які сигналізують наднирковим залозам, прибавити вироблення кортизолу.

Кортизол підвищує рівень доступної енергії, через накопичення глюкози та жирних кислот в печінці. Зазвичай кортизол виробляється на різних рівнях впродовж дня, зазвичай досягаючи максимуму після пробудження та повільно знижує концентрацію протягом дня, тим самим забезпечуючи щоденний енергетичний цикл.

Під час стресової ситуації підвищення рівня кортизолу може дати вам енергію, необхідну для вирішення тривалого чи важкого випробування.

Глюкокортикоїди, в тому числі кортизол, важливі для регуляції імунної системи та зменшення запалення. Хоча це важливо в стресових або небезпечних ситуаціях, коли травма може спричинити надмірну реакцію імунної системи, хронічний стрес може порушити зв'язок між імунною системою та гіпоталамус-гіпофізарно-надниркової осі.

Цей розлад взаємозв'язку пов'язаний із пізнішим розвитком багатьох фізичних і психічних захворювань, включаючи хронічну втому, метаболічні розлади (діабет, ожиріння), депресію та імунні розлади.

1.3.5. Шлунково-кишкова система

У кишечнику є мільйони нейронів, які можуть працювати незалежно і постійно спілкуватися з мозком, що пояснює можливість відчуття «метеликів» у животі. Стрес може вплинути на слизову оболонку кишечника та викликати біль, набряк та інші неприємні відчуття, які легко відчуті. Кишечник також є домівкою для мільйонів бактерій, які можуть завдати шкоди вашому здоров'ю та психічному здоров'ю, що може вплинути на вашу здатність мислити та впливати на ваші емоції.

Стрес людини пов'язують зі змінами бактерій у кишечнику, які можуть мати вплив на настрій. Таким чином, нерви і кишкові бактерії інтенсивно впливають на мозок і навпаки.

Стрес у людей, які не досягли зрілого віку, може змінювати розвиток нервової системи та реакцію організму на стрес. Дані зміни можуть збільшити ризик пізнього захворювання кишечника або дисфункції.

- *Стравохід*

Під час стресу організм людини може потребувати їсти більше або менше, ніж зазвичай. Велика кількість різноманітної їжі, алкоголю або тютюну можуть викликати печію або кислотний рефлюкс. Стрес або втома також можуть посилити печію. Рідкісний випадок спазму стравоходу може бути спричинений сильним стресом і його легко сприйняти за серцевий напад. Крім цього, стрес може утруднити ковтання їжі або розширити дихальні шляхи, що посилює здуття живота, гази та метеоризм.

- *Шлунок*

Стрес може зменшити біль, здуття живота, нудоту та інші проблеми зі шлунком. При сильному стресі може виникнути блювота. Крім того, стрес може викликати небажане підвищення або зниження апетиту. Через нездорове харчування ви можете впасти в депресію.

Насправді, стрес не збільшує вироблення шлункової кислоти і не викликає виразки шлунка. Останнє насправді є результатом бактеріальної інфекції. Під час стресу виразки можуть бути дуже болючими.

- *Кишечник*

Стрес має змогу полегшити відчуття болю, набряку або дискомфорту в животі. Проте це може вплинути на те, як швидко їжа рухається в організмі, що може викликати діарею або запор. Крім того, стрес може викликати кишкові спазми, які можуть бути болючими.

Стрес також може впливати на травлення та на те, як і які кишечник вбирає поживні речовини. Може збільшуватися газоутворення, яке пов'язане з вбиранням поживних речовин.

Кишечник має міцний бар'єр для захисту організму від (в основному) бактерій, що передаються з їжею. Стрес може послабити кишковий бар'єр і таким чином кишкові бактерії потраплять в організм. Імунна система організму легко справляється з більшістю цих бактерій, тому не виникають захворювань, проте постійний низький попит на запальні реакції може спричинити легкі та хронічні симптоми.

Стрес передусім впливає на людей, у яких наявні хронічні розладами кишечника: запальні захворювання кишечника або синдром подразненого кишечника. Причина може полягати у чутливості кишкових нервів, зміні мікробіоти кишечника, зміні швидкості руху їжі в кишечнику та/або зміні імунної відповіді кишечника.

1.3.6. Нервова система

Нервова система складається з різних частин: центрального відділу, який містить в собі головний і спинний мозок, і периферичного відділу, яка містить вегетативну та соматичну нервову систему.

Вегетативна нервова система відіграє безпосередню роль у реакції організму на стрес і її розділяють на симпатичну нервову систему (СНС) та парасимпатичну нервову систему (ПСН). Коли організм стресує, СНС активує реакцію «борись або втечи». Тіло спрямовує свої джерела енергії на боротьбу з загрозами життю або втечу від ворогів.

СНС сигналізує наднирковим залозам про вивільнення гормонів: адреналіну та кортизолу. Ці гормони, діючи безпосередньо на нервову систему, викликають прискорене серцебиття, збільшення частоти дихання, розширення кровоносних судин на руках і ногах, зміну травної системи та зміну рівня глюкози (цукру).

Реакція СНС досить раптова, щоб підготувати організм до реакції на гострий стрес. Після закінчення стресу організм зазвичай повертається до свого нормального, вільного від стресу стану. Даному відновленню сприяє ПНС, яка зазвичай має антагоністичний вплив на СНС. Але надмірна активність ПНС також може сприяти стресовим реакціям, наприклад сприяючи звуженню бронхів (наприклад, при астмі) або надмірній вазодилатації та зниженню кровотоку.

І симпатична нервова система, і парасимпатична нервова система тісно взаємодіють з імунною системою, яка також має можливість модулювати реакції на стрес. ЦНС особливо важлива для запуску реакції на стрес, оскільки вона регулює вегетативну нервову систему та відіграє основну роль в інтерпретації таких ситуацій, як уявна небезпека.

Хронічний стрес, переживання стресу протягом тривалого часу можуть призвести до хронічної втоми в організмі. Через те, що вегетативна нервова система продовжує стимулювати реакції організму, це призводить до руйнування організму. Справа не стільки в тому, який вплив має стрес на нервову систему, скільки в постійній активації нервової системи.

1.3.7. Чоловіча репродуктивна система

Репродуктивна система чоловіків перебуває під впливом нервової системи. Парасимпатична частина нервової системи проковує розслаблення, а симпатична частина навпаки проковує звуження. Чоловіча вегетативна нервова система виробляє тестостерон і стимулює нервову систему, що призводить до збудження.

Стрес вимушує організм виділяти гормон кортизол, що виробляється корою наднирників. Кортизол потрібний для регуляції артеріального тиску та нормальної роботи багатьох систем організму: серцево-судинну систему, систему кровообігу та чоловічу репродукцію. Надлишок кортизолу може мати наслідок на біохімічну функцію чоловічої репродуктивної системи.

Хронічний стрес, який триває протягом тривалого часу, може вплинути на вироблення тестостерону, спричинивши зниження статевого бажання чи лібідо, і навіть спричинити еректильну дисфункцію чи імпотенцію.

- *Розмноження*

Хронічний стрес також погано впливає на вироблення та дозрівання сперми, викликаючи ускладнення у пар, які бажають завести дитину. Були проведені дослідження і виявлено, що чоловіки, які пережили дві або більше стресових подій у житті за останній рік, мали нижчу рухливість сперматозоїдів і менший відсоток сперматозоїдів із нормальною структурою (розмір, форма), ніж чоловіки, які не переживали стрес.

- *Захворювання репродуктивної системи*

Якщо стрес має вплив на імунну систему, організм стає більш сприйнятливим до інфекцій. Інфекції яєчок, передміхурової залози та сечовивідних шляхів можуть впливати на нормальну чоловічу репродуктивну функцію.

1.3.8. Жіноча репродуктивна система

- *Менструація*

Стрес може впливати на менструацію у жінок і дівчат різними способами. Наприклад, високий рівень стресу може бути пов'язаний з нерегулярними або відсутніми менструальними циклами, болісними менструаціями та зміною тривалості циклу.

- *Вагітність*

Стрес може сильно вплинути на плани жінки щодо фертильності. Стрес може негативно вплинути на здатність жінки до зачаття, здоров'я під час вагітності та відновлення після пологів. Депресія є великою проблемою під час вагітності та післяпологового періоду відновлення.

Надмірний стрес підвищує ймовірність депресії і тривоги в період вагітності. Стрес мами негативно впливає на розвиток плода, а також порушує прихильність дитини протягом тижнів і місяців після народження.

- *Передменструальний синдром*

Стрес може ускладнити контроль передменструальних симптомів. Передменструальні симптоми можуть бути приголомшливими для багатьох жінок. Ці симптоми включають біль, затримку рідини та здуття, перепади настрою.

- *Менопауза*

З приближенням менопаузи рівень гормонів різко змінюється. Ці зміни пов'язані з тривогою, перепадами настрою та почуттям тривоги. Тому менопауза сама по собі може бути стресом. З деякими фізичними змінами, пов'язаними з менопаузою, особливо з припливами, важко впоратися.

Крім того, емоційний стрес може погіршити фізичні симптоми. Наприклад, жінки, які переживають сильний стрес, можуть відчувати інтенсивні припливи.

- *Захворювання репродуктивної системи*

Коли стрес є сильним, більш імовірна наявність симптомів захворювань статевих органів, таких як вірус простого герпесу або синдром полікістозних яєчників. Діагностика та лікування раку репродуктивної системи може бути дуже напруженою, стресовою, вимагаючи додаткового догляду та підтримки.

1.4. Аналогічні роботи

Було кілька спроб створити автоматичні системи прогнозування стресу, кожна з яких використовує різні функції для прогнозування або виявлення стресу. Щоб зменшити проблеми з конфіденційністю та енергоспоживанням, деякі підходи використовують лише дані

акселерометрів. Наприклад, Garcia-Seja та інші [16] витягнув 34 ознаки з часових і частотних областей даних акселерометра та ввів їх у кілька класифікаційних моделей, включаючи алгоритм наївного байєса, дерево рішень і випадковий ліс. Їм вдалося досягти точності 71%, використовуючи дерева рішень.

На додаток до даних акселерометра, Giakoumis та інші [17] включили дані шкірно-гальванічної реакції (ШГР), електрокардіограми (ЕКГ) і особливості поведінки, щоб передбачити стрес, і виявили, що прогноз на основі фізіологічних даних і поведінкових особливостей був більш точним, ніж прогноз, заснований лише на фізіологічних даних.

Sun та ін. [51] змогли отримати загальну точність 92,4% для 10-кратної перехресної перевірки з використанням GSR, ЕКГ і даних акселерометра.

Карнейро та ін. [7] додали до акселерометрів відеокамеру та чутливі до натиску сенсорні екрани та отримали точність 78% у класифікації дотиків як напружених чи ненапружених за допомогою дерева J48.

Бомоголов та ін. [6] передбачили стрес із точністю 72,39%, використовуючи класифікатор випадкового лісу, повністю заснований на журналах викликів, даних Bluetooth і даних служби коротких повідомлень (SMS) із мобільних телефонів користувачів. Коли ці дані поєднали з глобальною системою позиціонування (GPS) і інформацією Wi-Fi, ці використовувані функції дозволили виявити зміну поведінки приблизно у 86% учасників під час стресових періодів [5].

Лі та ін. [29] реалізували модель глибокої нейронної мережі для виконання двох завдань класифікації. Двійкове виявлення стресу та класифікація емоцій за 3 класами з використанням фізіологічних сигналів, зібраних від датчиків, які носять на зап'ясті та на грудях. Вони змогли досягти високої точності прогнозування близько 99% для обох завдань. У табл. 1.1 наведено підсумок огляду літератури.

Таблиця 1.1

Підсумок огляду літератури щодо систем прогнозування стресу

Вимірювання	Модель прогнозування	Точність прогнозування стресу
Акселерометр, 34 функції з часових і частотних областей даних акселерометра	Наївний класифікатор Байеса, дерево рішень і випадковий ліс	Найвища точність 71% за допомогою дерев рішень [16]
Акселерометр, КГР, ЕКГ	Класифікатор на основі LDA	Прогноз, заснований на фізіологічних даних і особливостях поведінки, був більш точним, ніж прогноз, заснований лише на фізіологічних даних [17]
Акселерометр, ШГР, ЕКГ	Класифікатор дерева рішень	92,4% для 10-кратної перехресної валідаційної вибірки [51]
Акселерометр, відеокамера, чутливі до тиску сенсорні екрани	Дерево J48	Точність прогону складала 78% [7]

Продовж. табл.1.1

Вимірювання	Модель прогнозування	Точність прогнозування стресу
Журнали викликів, дані Bluetooth і дані SMS з мобільних телефонів користувачів	Класифікатор випадкового лісу	72.39% для бінарної класифікації (присутній стрес, відсутній стрес) [6]
Фізіологічні дані, зібрані з датчиків, які носять на грудях і на зап'ясті	Глибока згорткова нейронна мережа	99.80% показники точності бінарної класифікації для виявлення стресу [29]

Незважаючи на те, що виявлення стресу було широко вивчено, все ще важко пояснити результати систем виявлення у спосіб, який буде легко зрозумілим для людей. Медичним працівникам і пацієнтам важливо розуміти причини рішень, прийнятих моделями штучного інтелекту, оскільки наслідки цих рішень можуть бути серйозними. Багато описаних у літературі моделей прогнозування психічного стресу використовують складні алгоритми для отримання точних прогнозів; однак інтерпретованість моделей має тенденцію до зменшення зі збільшенням точності. Отже, існує потреба в моделях, які надають пояснення та інтерпретації для комплексного прогнозування стресу.

Дослідники багатьох країн світу досліджували ідентифікацію стресу на різних даних.

Із табл. 1.2 видно, що вже досліджували датасет SWELL-KW для класифікації стресу. Проте було використано лише класифікатор SVM (метод опорних векторів) точність якого склала 92,75%.

Таблиця 1.2

Дослідження класифікації стресу на різних базах даних

Authors	Dataset Used	Classifier	Classification	Accuracy
Adnan Ghaderi et.al.[6]	PHYSIONET	KNN, SVM	Low, Medium, High	100 sec & 200 sec- 98.41% 300 sec- 90%
Nermine Munla et.al. [8]	DRIVEDB	SVM- RBF, KNN, RBF	Normal, Stressed	Highest accuracy SVM- RBF-83%
Sriramprakash. S et.al.[14]	SWELL-KW	SVM	Stressed, Normal	92.75%
Ravinder Ahuja et.al. [17]	206 students of JIIT Noida	Random forest, Naïve Bayes, SVM, KNN	Highly stressed, Stressed, Normal	Highest accuracy SVM- 85.71%
Md Fahim Rizwan et.al. [18]	PHYSIONET	SVM	Stressed, Non- Stressed	98.6%
Cheng-Ping Hsieh	WESAD	XGBoost	Stressed, Non-Stressed	92.38%
S. M. Chaware et.al. [20]	Information extraction from Facebook attributes	TVSM	Positive, Negative	84.2%

Недоліком роботи Sriramprakash є не 100% точність передбачення наявності стресу і дослідження лише одного типу класифікатора, а саме SVM.

У даній роботі розглянуто і побудовано на даних SWELL-KW класифікатор випадкового лісу, дерево рішень, перцептрон та штучну нейронну мережу. Точність побудованої моделі класифікації вища, порівняно з попередніми роботами науковців.

1.5. Машинне навчання

Машинне навчання – це використання штучного інтелекту, яке дозволяє системам вчитися та модернізуватися на основі досвіду, не використовуючи явне програмування. Машинне навчання акцентує увагу на

розробці комп'ютерних додатків, які мають змогу отримувати доступ до даних і застосовувати їх для самостійного навчання.

Подібно до того, як людський мозок отримує знання та розуміння, машинне навчання покладається на вхідні дані, такі як навчальні дані або графіки знань, щоб зрозуміти сутності, домени та зв'язки між ними. З визначенням сутностей можна починати глибоке навчання.

Процес машинного навчання починається зі спостережень або даних, таких як приклади, прямий досвід або інструкції. Він шукає шаблони в даних, щоб пізніше зробити висновки на основі наданих прикладів. Основна мета ML – дозволити комп'ютерам навчатися автономно без втручання чи допомоги людини та відповідно коригувати дії [60].

- ***Дані є ключовими:*** алгоритми, які керують машинним навчанням, мають вирішальне значення для успіху. Алгоритми ML будують математичну модель на основі вибіркового даних, відомих як «навчальні дані», щоб робити прогнози чи приймати рішення без явного програмування для цього. Це може виявити тенденції в даних, які інформаційні підприємства можуть використовувати для покращення прийняття рішень, оптимізації ефективності та збору корисних даних у масштабі.
- ***Штучний інтелект є ціллю:*** ML забезпечує основу для систем AI, які автоматизують процеси та автономно вирішують бізнес-проблеми на основі даних. Це дозволяє компаніям замінити або розширити певні людські здібності. Поширені програми машинного навчання, які ви можете знайти в реальному світі, включають чат-боти, безпілотні автомобілі та розпізнавання мови.

Машинне навчання широко поширене. Машинне навчання – це не наукова фантастика. Воно уже широко використовується підприємствами в усіх секторах для просування інновацій і підвищення ефективності процесів. У 2021 році 41% компаній прискорили розгортання штучного

інтелекту через пандемію [53]. Ці новачки приєдналися до 31% компаній, які вже використовують ШІ або активно пілотують технології ШІ [15].

1.5.1. Методи машинного навчання

Машинне навчання (ML) пропонує очевидні переваги для технологій ШІ. Є багато методів навчання на вибір, зокрема:

- навчання з вчителем
- навчання без вчителя
- напівконтрольоване навчання

Навчання з вчителем: більше контролю, менше упереджень. Контрольовані алгоритми машинного навчання застосовують минулі знання, до нових даних, використовуючи розмічені приклади для прогнозування майбутніх подій. Аналізуючи відомий навчальний набір даних, алгоритм навчання виробляє вихідну функцію для прогнозування вихідних значень. Система може порівнювати свій вихід із правильним, розміченим виходом, щоб знайти помилки та відповідно змінити модель.

Навчання без вчителя: швидкість і масштаб. Алгоритми машинного навчання без контролю використовуються, коли інформація, яка використовується для навчання, не засекречена та не розмічена. Неконтрольоване навчання досліджує, як системи виводять функцію для опису прихованої структури з нерозмічених даних. Жодного моменту система не знає з упевненістю правильний результат. Натомість вона робить висновки з наборів даних щодо того, яким має бути результат.

Навчання з підкріпленням: результати винагороди. Алгоритми машинного навчання підкріплення – це метод навчання, який взаємодіє з навколишнім середовищем, створюючи дії та виявляючи помилки або винагороди. Найважливішими характеристиками навчання з підкріпленням є пошук методом проб і помилок і відкладена винагорода. Цей метод дозволяє машинам і програмним агентам автоматично визначати ідеальну поведінку в конкретному контексті, щоб максимізувати його

продуктивність. Простий зворотний зв'язок винагороди – відомий як сигнал підкріплення – потрібен агенту, щоб дізнатися, яка дія найкраща.

Кластеризація – це завдання поділу генеральної сукупності або точок даних на кілька груп, щоб точки даних у тих же групах були більш схожими на інші точки даних у тій самій групі та відрізнялися від точок даних в інших групах. Це в основному сукупність об'єктів на основі подібності та несхожості між ними.

Наприклад, точки даних на графіку нижче, згруповані разом, можна класифікувати в одну групу. Ми можемо розрізнити кластери та визначити, що на зображенні нижче є 3 кластери (рис. 1.8).

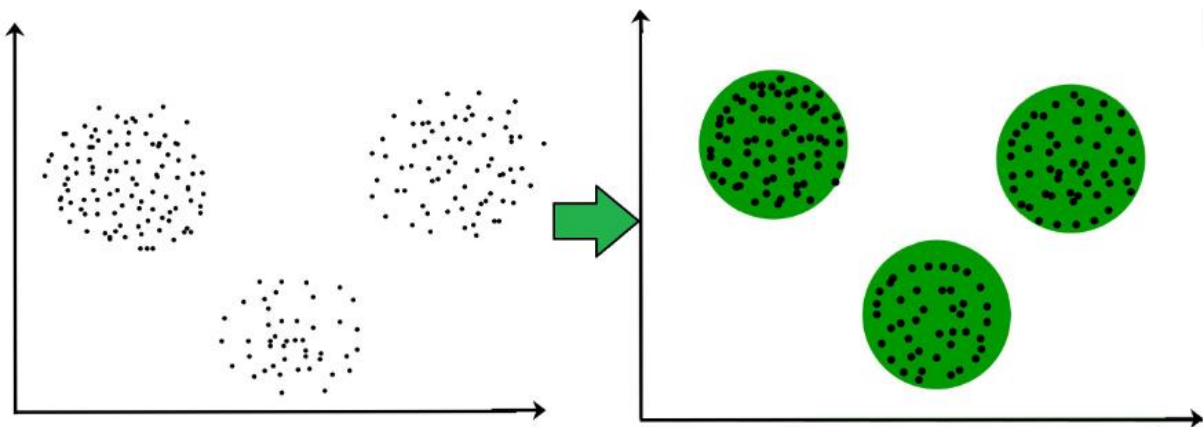


Рисунок 1.8 – Принцип роботи кластеризації

Методи кластеризації:

- Методи на основі щільності: ці методи розглядають кластери як щільну область, що має деякі подібності та відмінності від нижчої щільної області простору. Ці методи мають хорошу точність і здатність об'єднувати два кластери. Приклад DBSCAN (просторова кластеризація програм на основі щільності з шумом), OPTICS (упорядкування точок для ідентифікації структури кластеризації) тощо.

- Ієрархічні методи: кластери, сформовані в цьому методі, утворюють деревовидну структуру на основі ієрархії. Нові кластери формуються з використанням раніше сформованого. Він розділений на дві категорії:
 - Агломерація (підхід знизу вгору)
 - Розбійний (підхід зверху вниз)
- Методи поділу: ці методи поділяють об'єкти на k кластерів, і кожен поділ утворює один кластер. Цей метод використовується для оптимізації функції подібності об'єктивного критерію, наприклад, коли відстань є основним параметром, наприклад K -середні, CLARANS (кластеризація великих програм на основі рандомізованого пошуку) тощо.
- Методи на основі сітки: у цьому методі простір даних формулюється у вигляді кінцевої кількості клітинок, які утворюють сіткову структуру. Усі операції кластеризації, що виконуються на цих сітках, є швидкими та не залежать від кількості об'єктів даних, наприклад STING (Statistical Information Grid), хвильовий кластер, CLIQUE (CLustering In Quest) тощо.

Класифікація – це процес пошуку або виявлення моделі чи функції, яка допомагає розділити дані на кілька категорійних класів, тобто дискретних значень. У класифікації дані класифікуються за різними мітками відповідно до деяких параметрів, наданих у вхідних даних, а потім для даних прогноуються мітки.

Похідну функцію відображення можна продемонструвати у формі правил «ЯКЩО-ТО». Процес класифікації стосується проблем, коли дані можна розділити на бінарні або кілька дискретних міток.

Візьмемо приклад, припустімо, що ми хочемо передбачити ймовірність перемоги в матчі команди А на основі деяких параметрів, записаних раніше, тоді буде два написи «Так» і «Ні».

Класифікація буває двох видів:

- Бінарна класифікація: коли нам потрібно класифікувати надані дані за 2 різними класами. Приклад: на підставі даних станів здоров'я людини ми повинні визначити, чи є у людини певне захворювання чи ні.
- Багатокласова класифікація: кількість класів більше 2. Наприклад – на основі даних про різні види квітів ми повинні визначити, до якого виду належить наше спостереження.

На рис. 1.9 продемонстрована бінарна та багатокласова класифікація, тут x_1 і x_2 – змінні, на основі яких прогнозується клас.

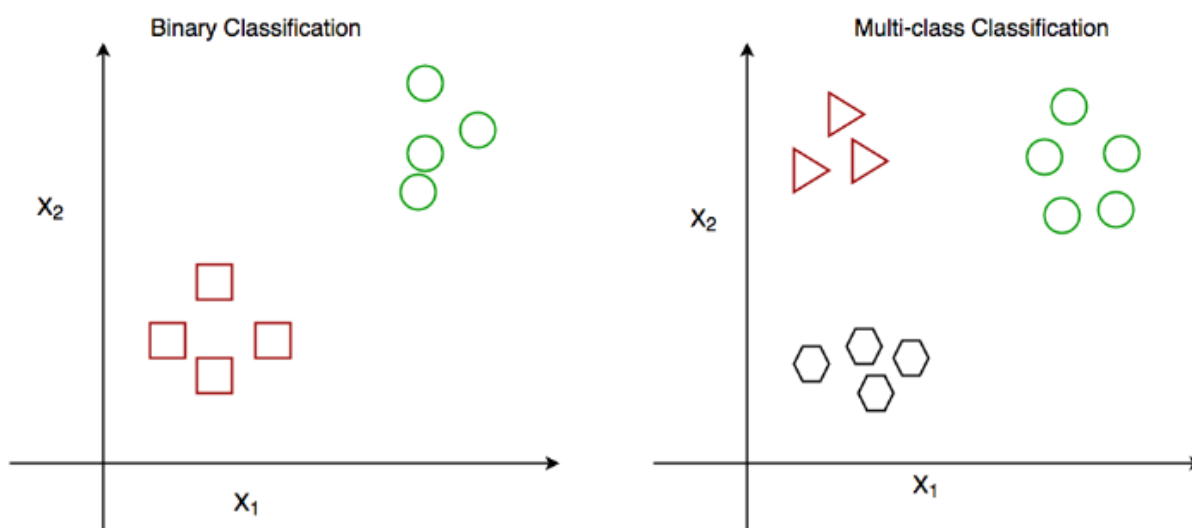


Рисунок 1.9 – Бінарна та багатокласова класифікація

Регресія – це процес пошуку моделі або функції для розрізнення даних на безперервні дійсні значення замість використання класів або дискретних значень. Вона також може визначити рух розподілу залежно від історичних даних. Оскільки регресійна прогностична модель передбачає певну величину, навички моделі повинні бути зазначені як помилка в цих прогнозах.

Типи регресії:

- Лінійна регресія
- Поліноміальна регресія
- Поетапна регресія
- Ридж-регресія (ridge regression)
- Регресія ласо
- Регресія ElasticNet

Принцип роботи регресії продемонстрований на рис. 1.10.



Рисунок 1.10 – Принцип роботи регресії

Тема магістерської роботи пов'язана з передбаченням наявності стресу у людини, тому для виконання завдання необхідно використати саме метод класифікації.

1.5.2. Недоліки машинного навчання

Важливо розуміти, що машинне навчання може, а що ні. Незважаючи на те, що воно корисне для автоматизації передачі людського інтелекту машинам, воно далеко не ідеальне рішення проблем, пов'язаних з даними.

Недоліки, машинного навчання:

- 1) Машинне навчання не базується на знаннях. Всупереч поширеній думці, машинне навчання не може досягти інтелекту на рівні людини. Машина керується даними, а не знаннями людини. Як

наслідок, «інтелект» визначається обсягом даних, з якими його потрібно тренувати.

2) Моделі машинного навчання важко навчити. Вісімдесят один відсоток дослідників даних визнають, що навчити ШІ працювати з даними складніше, ніж очікувалося. Для навчання машин потрібен час і ресурси. Для створення моделей даних потрібні масивні набори даних, і цей процес включає ручне попереднє тегування та категоризацію наборів даних.

3) Машинне навчання схильне до проблем із даними. Дев'яносто шість відсотків компаній стикалися з проблемами, пов'язаними з навчанням, з якістю даних, маркуванням даних і створенням довіри до моделі. Ці проблеми, пов'язані з навчанням, є основною причиною того, чому сімдесят вісім відсотків проектів ML зупиняються ще до розгортання. Це створило надзвичайно високий поріг успіху ML.

4) Машинне навчання часто є упередженим. Системи машинного навчання відомі тим, що працюють у чорному ящику, тобто ви не бачите того, як машина навчається та приймає рішення. Таким чином, якщо ви виявите випадок упередженості, неможливо визначити, що його спричинило. Ваш єдиний вихід – перенавчити алгоритм за допомогою додаткових даних, але це не гарантія вирішення проблеми.

Висновки до розділу 1

В даному розділі було в короткому форматі розглянуто аспекти виникнення стресу, вплив стресу на організм, машинне навчання та його недоліки. Охарактеризовано основні техніки машинного навчання. Тема магістерської роботи пов'язана з передбаченням наявності стресу у людини, тому для виконання завдання необхідно використати метод класифікації.

РОЗДІЛ 2

МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Більшість досліджень, про які йдеться в літературі щодо моніторингу стресу, дотримуються подібного експериментального підходу, коли датчики збирають біофізіологічні дані в стресовому та нестресовому станах. По-перше, стрес викликається в контрольованому середовищі (лабораторія) або в реальному житті за допомогою ментальної арифметики, TSST або тесту Стропа. Потім різні характеристики витягуються з даних датчиків, і використовується машинне навчання (ML) або розпізнавання шаблонів, щоб відрізнити стресовий стан від нестресового (або базового). Алгоритми машинного навчання можна розділити на два основних типи. Перший – це контрольоване навчання, у якому вхідні дані разом із класифікаційними мітками передаються в модель для прогнозування та класифікації. Другий – неконтрольоване навчання, при якому на вході не даються мітки, а модель розроблена для групування вхідних даних на основі деяких властивих шаблонів або подібностей.

Зазвичай дані з датчиків записуються на пристрій, а потім передаються на комп'ютер або хмару для обробки та аналізу. У деяких випадках, особливо в симульованому сценарії водіння, переносні датчики учасників безпосередньо підключаються до комп'ютера, і під час експерименту виконується аналіз у реальному часі. Для класифікації використовувалися різні методи ML, наприклад, метод опорних векторів (SVM), байєсовські мережі (BN), штучна нейронна мережа (ANN), нечітка логіка, дерево рішень (DT), та інші засоби автоматизованої діагностики.

Вищезазначені методи ML порівнюються з довідковими матеріалами, отриманими за допомогою форми самооцінки суб'єкта або психометричного опитувальника. Зазвичай використовуються опитувальники: шкала сприйняття стресу (PSS), інвентаризація реакції на

стрес (SRI) [51], інвентаризація стресу Холмса та Рае (події в житті) та інвентар COPE. Ці методи отримують емоційні, поведінкові та когнітивні реакції на стрес, і вони використовуються як основна правда. Основна істина – це еталонне або базове значення, яке допомагає відрізнити стресовий стан суб'єкта від нестресового стану. Це є цінним при розробці моделей класифікації, оскільки значно полегшує об'єктивне порівняння двох різних станів. Недоліком використання анкет як основної правди є те, що вони розроблені для спеціальних подій і є дуже суб'єктивними. Крім того, ці звичайні анкети спираються на події, що відбулися за попередні тижні; таким чином, їм бракує узагальнення.

2.1. Індикатори, біосигналии стресу

Існують хімічні, електроміографічні, електроенцефалографічні, гемодинамічні, електрошкірні та непрямі методи визначення стресової реакції (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Визначення стресової реакції

Існує значна кількість літератури про моніторинг стресу з використанням фізіологічних або біохімічних реакцій людського організму. Однак немає консенсусу щодо чутливості та специфічності цих біофізіологічних і біохімічних реакцій для ідентифікації стресу. Ця чутливість і специфічність може бути пов'язана з чутливістю відповіді на стрес, чутливістю сенсорів, типом стимуляторів, розміром вибірки в дослідженні, дизайн експерименту та інші змінні [18]. Тим не менш, чутливість і специфічність вимірних відповідей на стрес є критичними для довгострокового моніторингу стресу у контексті профілактичної та індивідуальної допомоги. У табл. 2.1. показано біосигнали, які в основному використовуються для моніторингу стресу.

Таблиця 2.1.

Найбільш часто використовувані біосигнали для моніторингу стресу.

№	Біосигнал	Одиниці вимірювання
1	Провідність шкіри (також відома як електродермальна активність, ЕДА)	μS
2	Електрокардіографія (ЕКГ)	mV
3	Електроенцефалограф (ЕЕГ)	μV
4	Частота дихання, артеріальний тиск (АТ) і пульсовий об'єм крові (BVP) за допомогою фотоплетизмографії (PPG)	Дихання/хв, mmHg і mV
5	Температура шкіри (ST)	$^{\circ}C$
6	Електроміографія (ЕМГ)	μV
7	Катехоламіни плазми, копептин і пролактин, проби стероїдів	mcg/24-h, ng/mol, ng
8	проби α -амілази	μL
9	Зразки кортизолу	nmol/L

Представлені біосигнали класифіковані щодо їхнього положення в організмі людини:

- Мозок: електроенцефалограма (ЕЕГ)

З початку 20-го століття діяльність мозку можна реєструвати за допомогою електродів. Система називається електроенцефалограмою або скорочено ЕЕГ; через «electro = електричний», «encephalo = мозок» і «gram = запис» і використовується для дослідження функції мозку [63]. ЕЕГ – це електричний запис мозкової активності, представлений у вигляді коливань напруги в результаті іонного струму, що протікає в нейронах мозку. ЕЕГ реєструє активність мозку на рівні мілісекунд, і тому вважається потужним інструментом для забезпечення прямого вимірювання динамічної взаємодії між мозком та іншими стимулами в реальному часі. Вважається неінвазивним методом, оскільки його можна реєструвати за допомогою електродів різної кількості, розміщених на шкірі голови. Проте про рівень нав'язливості можна дискутувати.

Амплітуда сигналів ЕЕГ коливається в межах 10-200 В, частота - в діапазоні 0,5-40 Гц. Є п'ять діапазонів частот:

1. Дельта (γ): 0,5 – 4 Гц за частотою. Дельта-хвилі є найповільнішими хвилями ЕЕГ, які зазвичай виявляються під час глибокого та несвідомого сну.
2. Тета (θ): частота 4 – 8 Гц. Тета-хвилі спостерігаються під час деяких станів сну і спокійної зосередженості.
3. Альфа (α): частота 8 – 12 Гц. Альфа-хвилі виникають під час періодів розслаблення із закритими очима, але все ще в стані неспанья.
4. Бета (β): частота 12 – 25 Гц. Бета-хвилі виникають під час нормальної свідомості та активної концентрації та пов'язані зі збільшенням пильності та збудження.

5. Гамма (γ): частота вище 25 Гц. Відомо, що гамма-хвилі мають сильніші електричні сигнали у відповідь на візуальну стимуляцію [1, 9].

Важливість цих частот полягає в тому, що вони пов'язані з певними когнітивними процесами. Наприклад, Nyhus і Curran [39] стверджують, що тета- і гамма-діапазони корелюють з такими процесами пам'яті, як пошук і кодування, Jensen [26] згадує зв'язок між альфа- і гамма-хвилями та візуальною обробкою, а Doesburg [14] розглядає всю синхронізацію гамма-частоти шкіри голови у зв'язку зі свідомістю. За даними Namid та інших. [21], наявність стресу вважається відповідальною за збільшення потужності бета-смути ЕЕГ.

ЕЕГ – це просторово-часовий біосигнал, тобто дані змінюються не лише з часом, але й у місці. Звідки походить сигнал або порівняння діяльності в різних півкулях може нести цінну інформацію. Прикладом, що стосується стресових досліджень, є фронтальна альфа-асиметрія, яка визначається як «різниця між правою та лівою альфа-активністю у фронтальних областях мозку». Існує припущення, що більша активність лівої лобової частини пов'язана з реакцією на позитивні подразники, тоді як більша активність правої лобової частини пов'язана з тенденцією відмови від відповіді на негативні стимули. Вважається, що ступінь асиметрії змінюється в умовах хронічного стресу, а альфа-асиметрія вважається потенційним біомаркером для класифікації стресу [44].

Інше використання даних просторової ЕЕГ – коли розумове навантаження або продуктивність представлені як параметри оцінки. В експериментах, заснованих на завданнях, дослідники розглядають лобову частку, оскільки зі збільшенням розумових потреб зростає і активність тета-діапазону [105]. Реєструючи та порівнюючи підйом активності, можна кількісно оцінити фізіологічний вплив стресора на організм людини.

Повідомляється про методи кількісної оцінки гострого стресу людини у відповідь на викликані стресори (такі як імпровізована мова, обстеження, розумові завдання, публічні виступи та тест холодного тиску), використовуючи записи сигналів ЕЕГ, але в літературі відсутня класифікація тривалого стресу за допомогою ЕЕГ [44].

Вивчають сигнали ЕЕГ про відчуття холоду та тепла на шкірі з використанням 15 здорових суб'єктів. Під час експериментів піддослідні частково піддавалися температурному діапазону від 14 до 48 °С з різними інтервалами та інтенсивністю. Хоча температури, особливо в більш високому діапазоні, не є звичайними з точки зору ІЕQ, дослідження дає цінну інформацію про те, як діяльність мозку реагує на термічні подразники.

Варто зазначити, що ЕЕГ, як і багато інших методів біосенсору, схильні до шумів і артефактів, які можуть затьмарювати дані та їх інтерпретацію. Ці артефакти можуть бути викликані рухом суб'єктів тестування (рухи очей, тремтіння, кашель, гикавка, дихання) або через несправності обладнання (вискакування електродів, переміщення кабелю, електричні чи електромагнітні перешкоди) [25].

- Серце: електрокардіограма (ЕКГ) і варіабельність серцевого ритму (ВСР)

Електрокардіограма (ЕКГ) вимірює електричний прояв іонного потенціалу серця за допомогою численних електродів, розміщених на поверхні тіла поблизу певного органу (наприклад, грудей, рук і ніг). Кожен серцевий цикл на ЕКГ характеризується послідовними формами хвилі, відомими як зубець Р, комплекс QRS (включаючи зубці Q, R і S, що виникають у швидкій послідовності) і зубець Т (рис. 2.2). Ці хвилі представляють активності деполяризації та реполяризації в серцевих клітинах передсердя та шлуночка [33].

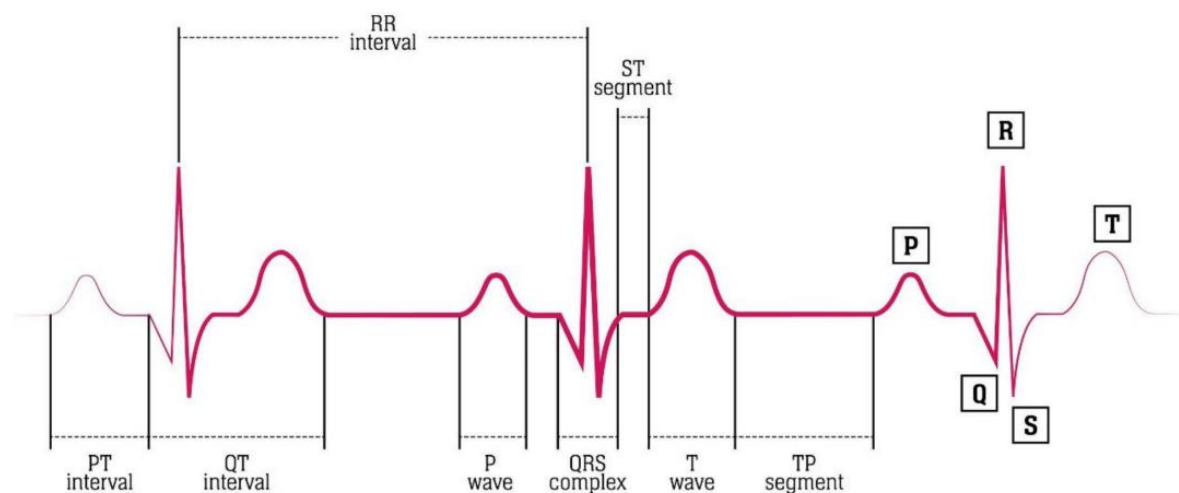


Рисунок 2.2 – Типовий сигнал електрокардіограми (ЕКГ), який включає три удари серця та інформацію, що лежить у P, Q, R, S, і зубці T

У дослідженнях із використанням серця як джерела даних біосигналу використовується частота серцевих скорочень або варіабельність частоти серцевих скорочень. Частота серцевих скорочень – це вимірювання кількості ударів серця за хвилину (ударів на хвилину), тоді як варіабельність серцевого ритму – це коливання тривалості послідовних інтервалів серцебиття [32], також відомих як інтервали R-R або інтервали N-N.

Ці інтервали не є періодичними; однак варіація також не є випадковою. Коливання здорового серця вважаються складними та динамічно змінними, залежно від «зовнішніх протоколів, нав'язаних серцю» [2], оскільки серцево-судинна система відіграє життєво важливу роль у реагуванні на стресори та підтримці стану гомеостазу.

З цієї причини ВСР є не лише серцевим фактором, а й багатим джерелом даних про дії нервової системи у відповідь на стресові фактори [46].

Відповідно, використання сигналів ВСР відіграє життєво важливу роль у дослідженнях оцінки стресу, причому кілька досліджень опубліковано не лише в загальній літературі про стрес, але й у галузі

будівельної техніки, оскільки дії нервової системи в контролі Серцевої діяльності чутлива до зміни температури.

Як Yao та ін. [63] пояснює, що температура навколишнього середовища може впливати на активність блукаючого та симпатичного нервів; оскільки в термічно дискомфортних ситуаціях переважає симпатична активність, а в комфортних ситуаціях долає вагусна активність. У людини блукаючий нерв служить для захисту тіла, тоді як симпатичний нерв спрацьовує для реакції на стрес, включаючи термічний стрес. Терморегуляція організму людини як системи контролюється симпатичним нервом.

Те, як діяльність блукаючого або симпатичного нервів відображається у ВСР через високо- або низькочастотні компоненти. Вважається, що блукаючий нерв збуджує високочастотний (HF) компонент ВСР, а низькочастотний (LF) – обидва. В результаті будь-якої фізіологічної реакції, що стосується терморегуляції, запускає використання симпатичного нерва, що призводить до більш високої потужності НЧ і зниження потужності ВЧ, і співвідношення LF/HF збільшується. З цієї причини вивчення даних співвідношення LF/HF стає надійним параметром для розуміння теплового відчуття та фізіологічного комфорту в людей.

- Шкіра: температура шкіри (SKT), інфрачервоне теплове зображення (TII), електродермальна активність (EDA)/шкірно-гальванічна реакція (GSR)

Людська шкіра є важливим джерелом даних, коли мова заходить про розуміння фізіологічних реакцій організму на навколишнє середовище. Це основний сенсорний орган і анатомічний інтерфейс людини з навколишнім середовищем. Відчуття на шкірі відображають як внутрішні біологічні процеси, так і те, як на тіло впливають зовнішні подразники [3]. Щоб проілюструвати адаптивність шкіри, можна порівняти діапазони робочих температур. Як зазначалося раніше, ядро людського тіла потребує досить

вузького діапазону температур, від ~ 36 до ~ 40 °C, при цьому нормальна температура всередині становить ~ 37 °C, і було встановлено, що температура шкіри може коливатися від ~ 15 до ~ 42 °C без відчуття болю [4].

Подібно до ВСР, шкіра є частиною системи терморегуляції, яка є частиною вегетативної нервової системи (ВНС). Таким чином, біосигнали, що надходять від шкіри (температура шкіри, електродермальна активність або шкірно-гальванічна реакція, фотоплетизмограми), можуть надати різну інформацію про діяльність ВНС [4].

Серед цих біосигналів температуру шкіри досліджували найбільше, оскільки вона забезпечує пряме розуміння теплових відчуттів людини та оцінку комфорту, тоді як датчики досить недорогі. Використання контактних термометрів для визначення температури шкіри виявилось успішним, як показано в [8] постійні термопари в різних формах як у реальних, так і в лабораторних умовах, здається, функціонують, і результати, здається, є хорошими показниками для прогнозування теплового відчуття.

Однак датчики з термопарами вимагають електродів на шкірі, що робить процес збору даних трохи нав'язливим [47].

Як альтернатива, кілька дослідників використовують дистанційне вимірювання температури шкіри. Технології інфрачервоної візуалізації сьогодні широко доступні, а медичне інфрачервоне випромінювання використовує тепловий сигнатур шкіри для визначення температури шкіри з 1960-х років [42].

Сучасна технологія представляє недорогі безконтактні та неінтрузивні датчики; однак повідомлялося про проблеми із застосуванням: Лі [29] стверджує, що недоліком інфрачервоних термометрів є таке вузьке поле зору, що означає, що термометри потрібно розміщувати дуже близько (кілька сантиметрів) до досліджуваних.

Крім того, використання термографічних (теплових) камер можна розмістити подалі від суб'єктів тестування, тоді як у цьому випадку точність даних значно падає в порівнянні з терморпарними датчиками або навіть інфрачервоними термометрами. Тим не менш, з правильними методами аналізу даних, покращені дані все ще, здається, є надійною альтернативою для виявлення теплового комфорту в реальному часі та навіть прогнозування.

Один останній цікавий біосигнал використовує реакцію терморегуляції шкіри як джерело даних. Електродермальна активність (EDA), також відома як шкірно-гальванічна відповідь (GSR), вимірює зміни електричних властивостей шкіри, спричинені активністю ендокринних потових залоз, що є ключовим фактором у процесі терморегуляції [41]. Ідея сягає самого початку 20-го століття від Карла Юнга, який вперше згадав електрошкірну активність у зв'язку з емоціями в книзі з психоаналізу.

Кілька досліджень успішно пов'язують дані EDA з виявленням і кількісним визначенням стресу [20]. Останнім часом використання переносних пристроїв стає більш надійним у цій галузі, що також веде шлях до довгострокового моніторингу EDA [17].

- Хімічна речовина: кортизол

В організмі людини існує два основних шляхи передачі стресу від мозку до тіла. Перший шлях – через симпатичну нервову систему, через яку серцево-судинні та шкірні біосигнали використовувалися як сигніфікатори стресу. Другий шлях – через гіпоталамо-гіпофізарно-наднирникову (НРА) вісь, гормональний шлях. Стрес запускає вісь НРА, нейроендокринну систему, яка регулює центральні та периферичні гомеостатичні адаптивні реакції на стрес.

Біохімічні зразки, насамперед зразки сечі, слини та крові, і зокрема аналіз таких гормонів, як кортизол і альфа-амілаза, є одними з основних

заходів, які використовуються для визначення впливу стресу на організм у звичайних методах психології та довгострокових дослідженнях стресу.

Хоча вважається, що ці аналізи забезпечують високу точність виявлення напруги, збір даних може викликати труднощі з огляду на нав'язливість отримання зразків або часовий інтервал збору даних.

Крім того, Лі та ін. [29] підкреслюють важливість часу відбору зразків, оскільки рівень кортизолу в крові також змінюється щодня, збільшуючись рано вранці та знижуючись до ночі. Інший важливий аспект полягає в тому, що в той час як біохімічні сигнали від аналізу рідини можуть корелювати з гострим стресом, щоб зрозуміти довгостроковий вплив хронічного стресу, деякі дослідники запропонували розглянути вилучення кортизолу з волокон волосся [12]. Щоб подолати обмеження, пов'язані з нав'язливим характером збору даних, стає все більш доступним використання носіїв у формі потових пластирків, браслетів або епідермальних датчиків. Як Seshadri та ін. [44] зауваження, хоча це дозволяє дослідникам безперервно збирати біологічні дані та є справді ненав'язливим, більшість цих пристроїв доступні лише як ринкові продукти та ще не були клінічно випробувані та підтвержені.

2.2. Вивчення даних

Цей набір даних містить індекси варіабельності серцевого ритму (BCR), обчислені на основі мультимодального набору даних SWELL (SWELL-KW) для дослідження стресу [52]. SWELL був зібраний дослідниками з Інституту обчислювальної техніки та інформаційних наук Університету Радбуда. Це результат експериментів, проведених на 25 суб'єктах, які виконують типову офісну роботу (наприклад, написання звітів, проведення презентацій, читання електронної пошти та пошук інформації). Суб'єкт проходив через типові робочі стреси, такі як отримання несподіваних переривань електронної пошти та тиск, щоб завершити роботу

вчасно. Під час експерименту записувалися різні дані, включаючи комп'ютерний журнал, вираз обличчя, пози тіла, сигнал ЕКГ і провідність шкіри. Дослідники також фіксували суб'єктивний досвід суб'єктів щодо навантаження, розумових зусиль, емоцій і відчутного стресу. Кожен учасник пройшов три різні умови роботи:

1. без стресу: учасникам дозволяється працювати над завданнями стільки, скільки їм потрібно, максимум 45 хвилин, але вони не знають про максимальну тривалість своїх завдань.
2. тиск часу: протягом цього часу час виконання завдання скоротився до 2/3 часу, який учасник витратив у нейтральному стані.
3. переривання: учасники отримали вісім електронних листів під час виконання призначених завдань. Деякі електронні листи мали відношення до їхніх завдань – і від учасника просили вжити певних дій – тоді як інші просто не стосувалися їх завдання.

Дані збираються в контексті працюючих людей шляхом створення факторів стресу, що складаються з деталей комп'ютерного журналу, виразу обличчя тощо, і оцінюються за допомогою датчика Kinect 3D для пози тіла, частоти серцевих скорочень та його варіабельності від датчика ЕКГ та рівня провідності шкіри від тіла датчики. Дані збиралися через три інтервали приблизно по 45 хвилин за трьох різних умов, а саме:

- Щоб створити нормальний сигнал
 - Тривалість: 45 хв.
 - Час релаксації: 6 хвилин (Релаксація – це час, необхідний для початку генерації фактичних даних)
- Сигнали напруги генеруються під впливом двох різних стресорів, які згадані нижче:
 - Переривання електронної пошти: тривалість: 45 хв, час релаксації: 6 хв
- Тиск часу: тривалість: 30 хв, час релаксації: 6 хв

Цей набір даних зосереджений на стресі, пов'язаному з високим навантаженням, з точки зору розумової потреби, розчарування та тимчасової потреби у працюючих професіоналів. Необроблені та попередньо оброблені сигнали доступні в наборі даних SWELL-KW.

Дані містять різні атрибути, отримані з сигналів, вимірюваних за допомогою ЕКГ, записаних для різних осіб, які мають різний пульс на момент проведення вимірювання. Ці різні особливості впливають на частоту серцевих скорочень у певний момент часу для людини.

Всього є 6 файлів CSV із такими назвами:

- *timedomainfeaturestrain.csv* - Цей файл містить усі функції часової області частоти серцевих скорочень для тренувальних даних.
- *frequencydomainfeaturestrain.csv* - Цей файл містить усі функції частотної області частоти серцевих скорочень для тренувальних даних
- *heartratenonlinearfeatures_train.csv* – цей файл містить усі нелінійні характеристики частоти серцевих скорочень для тренувальних даних
- *timedomainfeaturestest.csv* – цей файл містить усі функції частоти серцевих скорочень у часовій області для тестування даних.
- *frequencydomainfeaturestest.csv* – цей файл містить усі функції частотної області частоти серцевих скорочень для тестування даних
- *heartratenonlinearfeatures_test.csv* – цей файл містить усі нелінійні характеристики пульсу для даних тестування.

Оригінальний набір даних містить необроблений сигнал ЕКГ і набір характеристик, який анотовано з умовами, за яких дані були зібрані. Він також містив функцію варіабельності серцевого ритму (лише RMSSD), яка обчислювалася кожну хвилину. Це обмежує і призводить до висновку, що ВСР не є хорошим прогностичним фактором офісного стресу.

Досліджуваний набір даних є більш повним і дозволяє передбачити стресор з високою точністю.

Загалом визначено **36** різних ознак для подальшої класифікації рівнів стресу:

- MEANRR – середнє значення інтервалів RR
- MEDIANRR – медіана інтервалів RR
- SDRR – стандартне відхилення інтервалів RR
- RMSSD – середньоквадратичний корінь послідовних різниць інтервалів RR
- SDSD – стандартне відхилення різниць інтервалів RR
- SDRRMSSD – співвідношення SDRR / RMSSD
- pNN25 – відсоток послідовних інтервалів RR, які відрізняються більш ніж на 25 мс
- pNN50 – відсоток послідовних інтервалів RR, які відрізняються більш ніж на 50 мс
- KURT – ексцес розподілу послідовних інтервалів RR
- SKEW – перекіс розподілу послідовних інтервалів RR
- MEANRELRR – середнє значення відносних інтервалів RR
- MEDIANRELRR – медіана відносних інтервалів RR
- SDRRELRR – стандартне відхилення відносних інтервалів RR
- RMSSDRELRR – середнє квадратичне значення послідовних відносних різниць інтервалів RR
- SDSRELRR – стандартне відхилення послідовних відносних різниць інтервалів RR
- SDRRMSSDRELRR – співвідношення SDRR/RMSSD для відносних різниць інтервалів RR
- KURTRELRR - Ексцес розподілу відносних інтервалів RR
- SKEWRELRR – асиметрія розподілу відносних інтервалів RR

- `uuid` – унікальний ідентифікатор для кожного пацієнта
- `VLF` – абсолютна потужність діапазону дуже низьких частот (0,0033 - 0,04 Гц)
- `VLPCT` – перетворення головного компонента VLF
- `LF` – абсолютна потужність діапазону низьких частот (0,04 - 0,15 Гц)
- `LFPCT` – перетворення головної компоненти LF
- `LFNU` – абсолютна потужність діапазону низьких частот у нормальних одиницях
- `HF` – абсолютна потужність діапазону високих частот (0,15 - 0,4 Гц)
- `HFPCT` – перетворення головної компоненти HF
- `HFNU` – абсолютна потужність найвищого діапазону частот у нормальних одиницях
- `TP` – сумарна потужність інтервалів RR
- `LFHF` – відношення LF до HF
- `HF_LF` – відношення HF до LF
- `SD1` – стандартне відхилення графіка Пуанкаре перпендикулярно до лінії тотожності
- `SD2` – графік Пуанкаре стандартного відхилення вздовж лінії тотожності
- `Sampep` – вибіркова ентропія, яка вимірює регулярність і складність часового ряду
- `higuci` – фрактальна розмірність частоти серцевих скорочень
- `datasetId` – ID всього набору даних
- `condition` – стан пацієнта на момент запису даних
- `HR` – частота серцевих скорочень пацієнта на момент запису даних

На рис. 2.3 представлена частина оригінальної вхідної бази даних SWELL (SWELL-KW) для дослідження стресу.

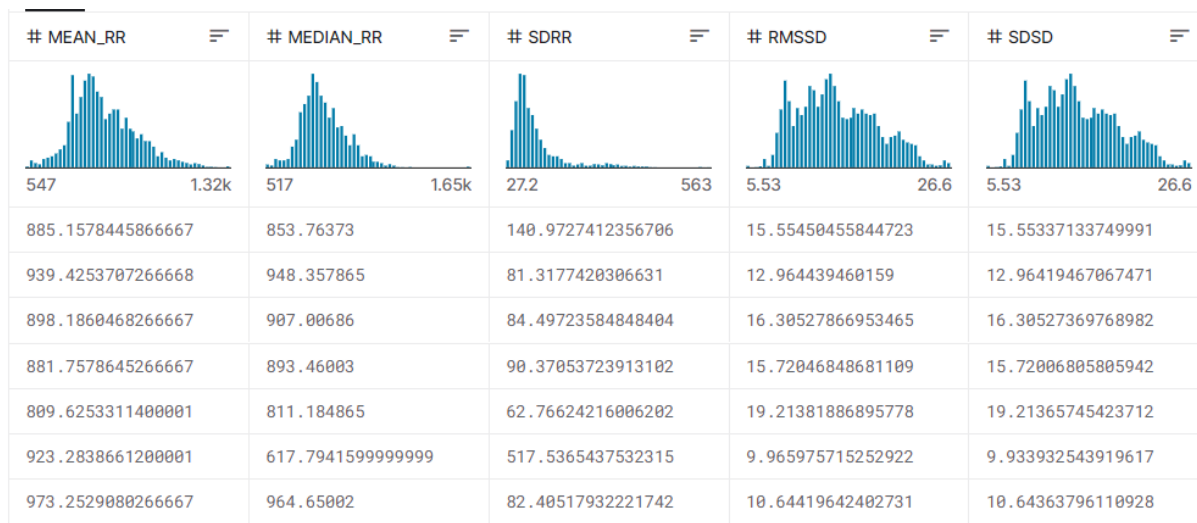


Рисунок 2.3 – Частина оригінальних вхідних даних

2.3. Аналіз даних

Як правило, фізіологічні сигнали, які використовуються для аналізу, часто виділяються нестационарними характеристиками в часі. Алгоритм виділення ознак надає важливу інформацію про вихідний сигнал у більш конденсований вектор ознак нижчої розмірності. Виділені ознаки чітко дають індекс напруги фізіологічних сигналів. Сигнал ЕКГ безпосередньо оцінюється за допомогою загальноновживаного алгоритму пошуку піків для отримання інтервалу R-R. Пікові значення підраховуються протягом однієї хвилини, і це відображає частоту серцевих скорочень людини. Спектральна щільність потужності характеристик ВСР із сигналу ЕКГ, отриманого за допомогою алгоритму Велча, домінує у виявленні стресу. Необроблена ЕКГ додатково обробляється за допомогою методу середнього вікна [2].

Статистичні характеристики розглядаються на основі сигналу ЕКГ. HR – це швидкість існування серцевих ударів за хвилину. Частота серцевих

скорочень за сигналом ЕКГ обчислюється шляхом ділення тривалості між інтервалами RR на хвилину. Середнє значення, медіана, стандартне відхилення вважаються статистичними ознаками першого порядку фізіологічних сигналів. Варіація або розподіл сигналу обчислюється за допомогою стандартного відхилення.

Статистичні характеристики ВСР: ВСР визначається як часова варіація між послідовністю послідовних інтервалів серцебиття. Інтервал RR описується як період між двома сусідніми зубцями R. Інтервал R-R наведено на рис. 2.4.

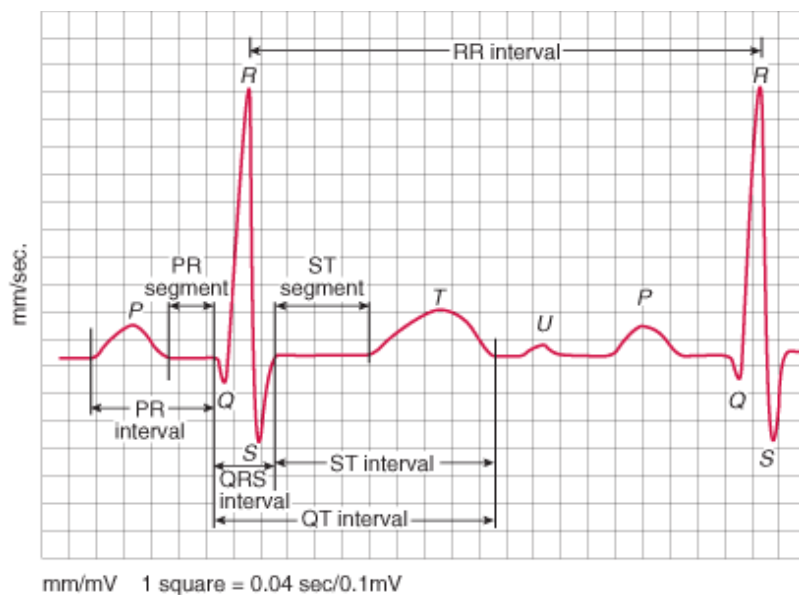


Рисунок 2.4 – RR інтервал

Інтервали ЧСС і RR вважаються зворотними один одному, одиницею вимірювання ЧСС є удари за хвилину (BPM), тоді як інтервали RR – мілісекунди (мс). Індеси ВСР є показниками варіабельності лише в піках RR. Відвертий і цінний показник частоти серцевих скорочень (варіабельності), середньоквадратичний корінь послідовної різниці в відстані (RMSSD), шляхом обчислення квадратного кореня із середнього квадрата різниць між послідовними інтервалами NN протягом 24-годинних інтервалів часу. Іншими примітними статистичними характеристиками є

SDNN та його варіанти PNN50 і NN50. SDNN вказується як нормальне відхилення інтервалів NN (Normal RR). Під час обчислення SDNN будь-який нормальний інтервал RR, який ініціює або закінчується шлуночковими передчасними комплексами і передсердними передчасними комплексами (APC), які є додатковими помилковими сприйняттями при оцінці вегетативної регуляції ЧСС, просто стирається з послідовності. BCP вважається нестационарним процесом. Варіанти SDNN виділяються шляхом ділення тимчасової варіації на 5-хвилинні поділки, індекс AVNN є середнім значенням усіх 5-хвилинних поділок, а індекс SDANN є стандартним відхиленням середнього значення 5-хвилинних поділок усіх нормальних до нормальних інтервалів RR (NN). Короткочасні варіації уособлюються характеристиками, які повністю залежать від порівняння послідовних ударів серця за хвилину. NN50 показує кількість пар послідовних NN-інтервалів, які відрізняються на 50 мс. PNN50 розраховує частку відмінностей між кількістю пар послідовних NN-інтервалів, що відрізняються та перевищують 50 мс протягом 24 годин.

Характеристики частотної області BCP: величина автономного серцевого скорочення в часових варіаціях допомагає обчислювати характеристики часової області, тоді як характеристики частотної області пропонують спектральне розташування фізіологічного сигналу. Спектри флуктуацій RR-інтервалів зображено на рис. 2.5.

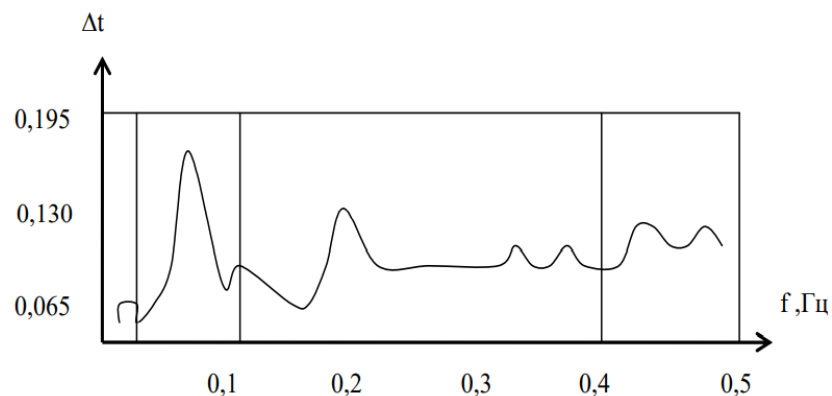


Рисунок 2.5 – Спектри флуктуацій R-R інтервалів серцевого ритму

Характеристики частотної області зазвичай визначаються спектральною щільністю потужності (PSD) інтервалів NN. Непараметричний PSD-аналіз розглядається за допомогою методу Велча. Спектральна щільність потужності показує, як потужність розподіляється як функція частоти.

Спектральний аналіз виконується за наступною процедурою:

- Сигнал ЕКГ розбивається на сегменти даних із перекриваючими сегментами довжини $(L/2)$
- Вікно Хеммінга застосовується до сегментів, що перекриваються
- Періограма обчислюється за допомогою швидкого перетворення Фур'є та усереднюється, що призводить до масиву частот і потужностей

Спектральні компоненти далі об'єднуються у дві смуги: низькочастотну (LF) і високу частоту (HF). Сукупність спектральної потужності в низькому (діапазон частот 0,040,15 Гц) і високому (діапазон 0,150,40 Гц) діапазонах відображає симпатичні варіації та вагусні варіації серцевої діяльності. Співвідношення (LF/HF) використовується як значущий спостережуваний індекс при виявленні стресу.

Розрахунок VCP:

Індекси VCP були обчислені наступним чином: спочатку ми витягли сигнал між ударами (inter-beat interval - IBI) з піків електрокардіографії (ЕКГ) кожного суб'єкта. Потім кожен індекс VCP обчислюється на 5-хвилинному масиві IBI. Новий зразок IBI додається до масиву IBI, тоді як найстаріший зразок IBI видаляється з його початку. Новий отриманий масив IBI використовується для обчислення наступного індексу VCP. Цей процес повторюється до закінчення всього сигналу IBI. На відміну від інших методів обчислення VCP, запропонованих іншими дослідниками, які здебільшого складаються з обчислення VCP за всім сигналом ми помітили,

що цей підхід дозволяє більш детально та точно досліджувати, як кожне серцебиття впливає на ВСР людини.

Всього налічується 369288 випадків, які можна досліджувати та прогнозувати стресовий стан (рис. 2.6).

	MEAN_RR	MEDIAN_RR	SDRR_RMSSD	MEDIAN_REL_RR	SDRR_RMSSD_REL_RR	VLf	VLf_PCT	condition
0	885.157845	853.763730	9.063146	-0.000179	2.143342	2661.894136	72.203287	1.0
1	939.425371	948.357865	6.272369	0.000611	2.930855	2314.265450	76.975728	0.0
2	898.186047	907.006860	5.182201	-0.000263	2.127053	1373.887112	51.152225	0.0
3	881.757865	893.460030	5.748591	0.000494	2.050988	2410.357408	70.180308	1.0
4	809.625331	811.184865	3.266724	-0.002736	1.816544	1151.177330	43.918366	1.0
...
369284	721.396910	721.533965	3.785409	0.000083	1.529068	298.009244	45.893349	1.0
369285	984.266492	978.622945	5.443754	0.000046	2.218313	1558.597883	68.405858	1.0
369286	1025.499743	1024.968400	4.134664	-0.002236	2.391601	1950.393956	45.030641	1.0
369287	798.123167	803.559610	4.687302	-0.001354	1.894304	1606.291482	54.821185	1.0
369288	814.428911	815.178790	3.278395	-0.002479	1.876939	1415.092653	44.537686	1.0

Рисунок 2.6 – Вхідні дані

На рис. 2.7 продемонстрований розподіл набору даних SWELL-KW за змінною condition. Згідно з рис. 2.7 у базі даних переважає кількість випадків, коли людина знаходилась не в стані стресу.

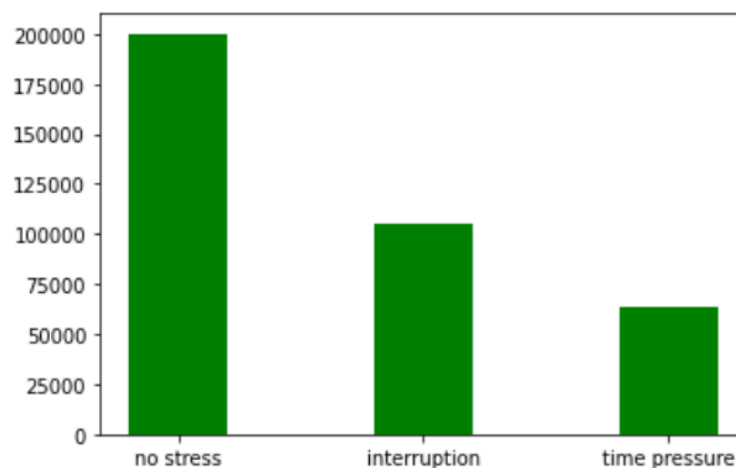


Рисунок 2.7 – Розподіл за ознакою condition

Кругова діаграма розподілу за змінною стресу зображена для навчальної вибірки (рис. 2.8) та для тестової вибірки (рис.2.9).

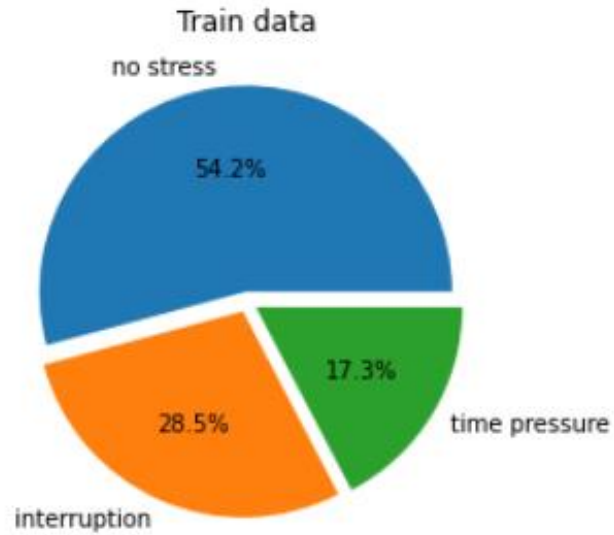


Рисунок 2.8 – Розподіл за ознакою *condition* на навчальній вибірці

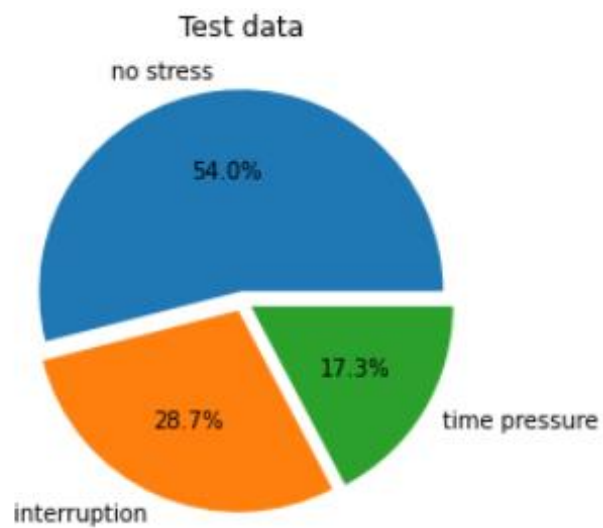


Рисунок 2.9 – Розподіл за ознакою *condition* на тестовій вибірці

Категоріальна змінна *condition* було бінарно закодовано наступним чином (рис. 2.10):

```
# 1 = no stress  
# 2 = time pressure  
# 0 = interruption
```

Рисунок 2.10 – Кодування змінної *condition*

Для подальшого дослідження було проведено кореляцію всіх змінних з condition, для того, щоб у навчанні моделей брали участь лише ті, змінні, які мають високу кореляцію зі стресом (рис. 2.11).

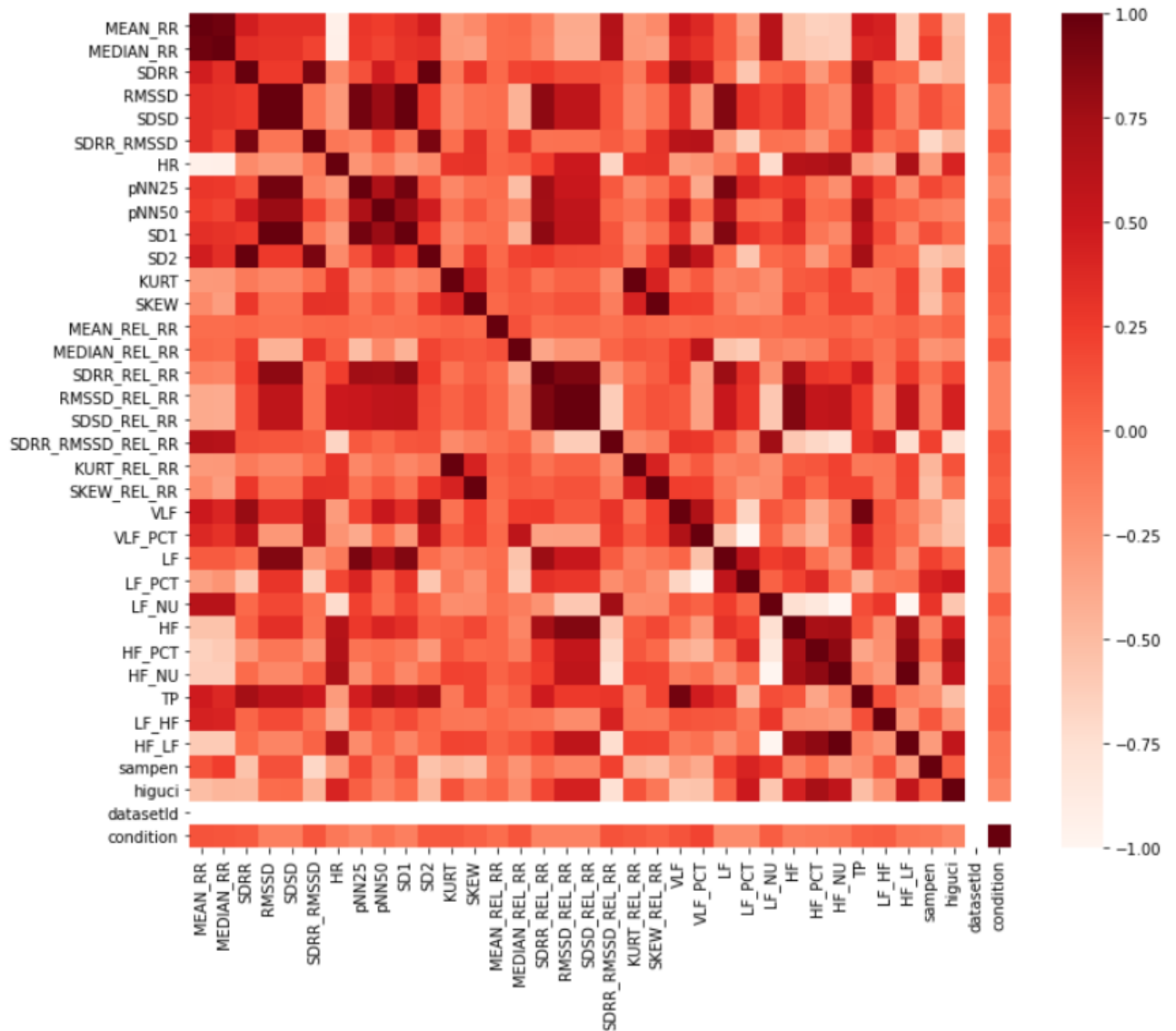


Рисунок 2.11 – Матриця кореляції

Ми можемо використовувати кореляційну матрицю, щоб узагальнити великий набір даних, визначити закономірності та прийняти рішення відповідно до них. Кореляційна матриця – це таблиця рядків і стовпців, яка показує змінні. Кожна комірка в матриці містить коефіцієнт кореляції.

Ми також можемо побачити, яка змінна більше корелює з якою змінною, і ми можемо візуалізувати результати. Оцінивши матрицю кореляції, було обрано наступні змінні для подальшого дослідження та побудови моделей класифікації (рис.2.12).

	MEAN_RR	MEDIAN_RR	SDRR_RMSSD	MEDIAN_REL_RR	SDRR_RMSSD_REL_RR	VLF	VLF_PCT
0	885.157845	853.763730	9.063146	-0.000179	2.143342	2661.894136	72.203287
1	939.425371	948.357865	6.272369	0.000611	2.930855	2314.265450	76.975728
2	898.186047	907.006860	5.182201	-0.000263	2.127053	1373.887112	51.152225
3	881.757865	893.460030	5.748591	0.000494	2.050988	2410.357408	70.180308
4	809.625331	811.184865	3.266724	-0.002736	1.816544	1151.177330	43.918366

Рисунок 2.12 – Змінні для задачі класифікації

Min-Max нормалізація є одним із найпоширеніших способів нормалізації даних. Для кожної функції мінімальне значення цієї функції перетворюється на 0, максимальне значення перетворюється на 1, а кожне інше значення перетворюється на десяткове значення між 0 і 1. Дані до нормалізації представлені на рис. 2.13, а після нормалізації – на рис. 2.14.

	MEAN_RR	MEDIAN_RR	SDRR	RMSSD	SDSD	SDRR_RMSSD	HR	pNN25	pNN50	SD1	...
0	885.157845	853.763730	140.972741	15.554505	15.553371	9.063146	69.499952	11.133333	0.533333	11.001565	...
1	939.425371	948.357865	81.317742	12.964439	12.964195	6.272369	64.363150	5.600000	0.000000	9.170129	...
2	898.186047	907.006860	84.497236	16.305279	16.305274	5.182201	67.450066	13.066667	0.200000	11.533417	...
3	881.757865	893.460030	90.370537	15.720468	15.720068	5.748591	68.809562	11.800000	0.133333	11.119476	...
4	809.625331	811.184865	62.766242	19.213819	19.213657	3.266724	74.565728	20.200000	0.200000	13.590641	...

Рисунок 2.13 – Вхідні дані до нормалізації

	MEAN_RR	MEDIAN_RR	SDRR	RMSSD	SDSD	SDRR_RMSSD	HR	pNN25	pNN50	SD1	...
0	0.435965	0.296233	0.212099	0.475113	0.475064	0.123454	0.319352	0.282572	0.097561	0.475064	...
1	0.506031	0.379515	0.100855	0.352360	0.352353	0.069644	0.240343	0.142132	0.000000	0.352353	...
2	0.452786	0.343109	0.106784	0.510695	0.510700	0.048624	0.287823	0.331641	0.036585	0.510700	...
3	0.431575	0.331183	0.117737	0.482979	0.482965	0.059545	0.308733	0.299492	0.024390	0.482965	...
4	0.338444	0.258746	0.066260	0.648543	0.648539	0.011691	0.397269	0.512690	0.036585	0.648539	...

Рисунок 2.14 – Вхідні дані після нормалізації

Для розуміння характеру змінних було вирішено побудувати графіки залежних змінних від стресу. Графічне представлення даних зображено на рис. 2.15.

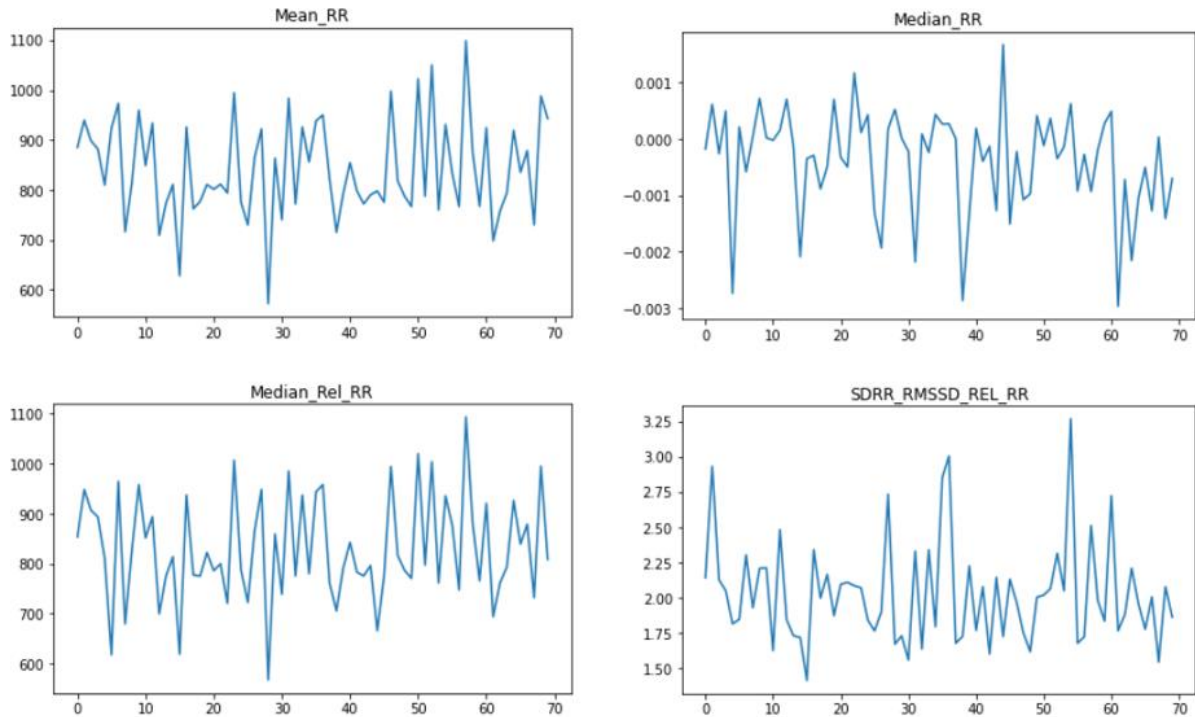


Рисунок 2.15 –Графіки деяких залежних змінних від прогнозованої змінної

На рис. 2.16. зображено накладання двох графіків, а саме MEAN_RR та MEDIAN_RR. Можна побачити, що змінні схожі між собою, оскільки графіки накладаються один на один.

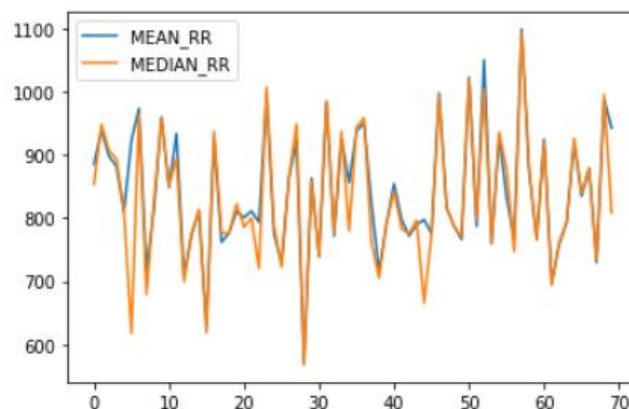


Рисунок 2.16 – Накладання двох графіків: MEAN_RR та MEDIAN_RR

Висновки до розділу 2

Було проведено аналіз даних SWELL-KW, визначено залежні змінні від прогнозованої змінної стресу. Побудовано кореляційну матрицю та обрано змінні для подальшого дослідження – побудови моделей класифікації. Крім цього, проведена min-max нормалізація вхідних даних та здійснена побудова графіків та кругових діаграм.

РОЗДІЛ 3 МОНІТОРИНГ РІВНЯ СТРЕСУ

3.1. Модель стресу

Згідно з теорією Леймана модель стресу виглядає наступним чином (рис. 3.1)

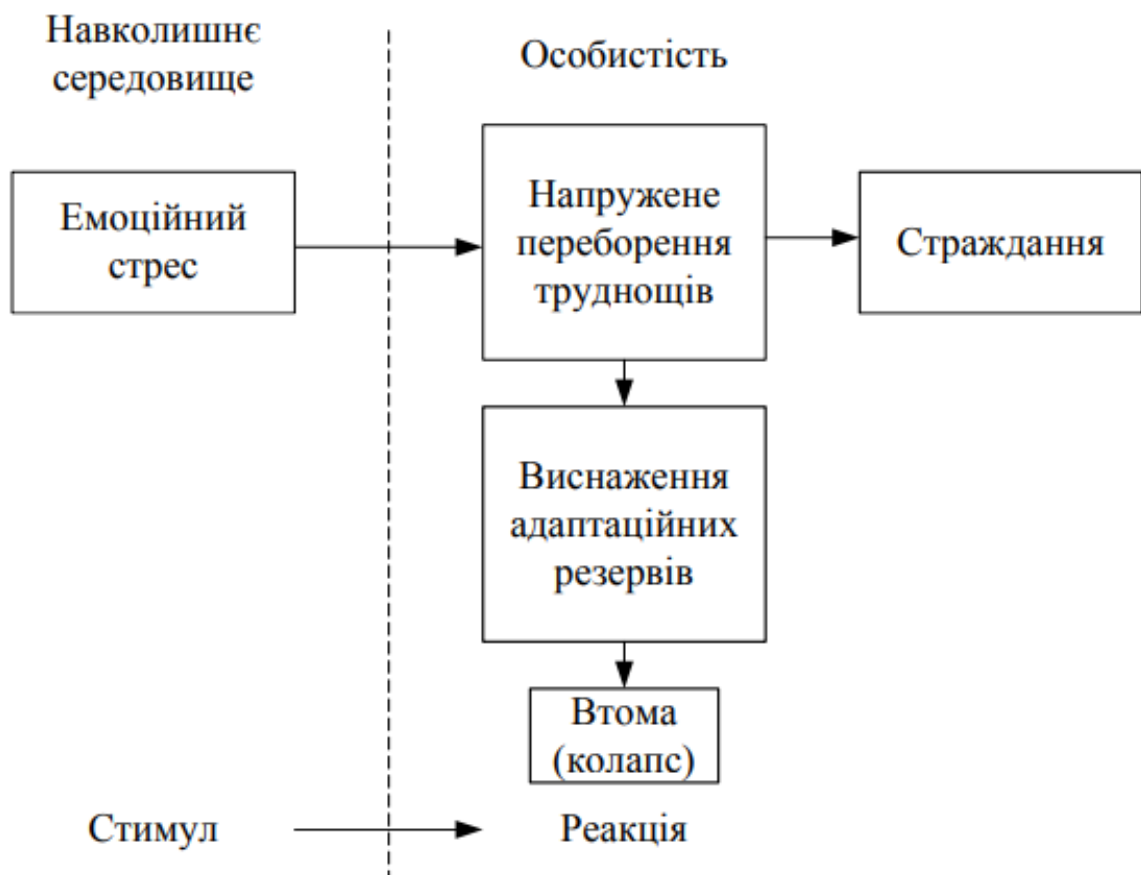


Рисунок 3.1 – Модель стресу за Лейманом

Стрес можна досліджувати з точки зору взаємодії наслідків від нього з попередніми факторами, тобто стрес розглядається як реакція на те, що немає зв'язку, відповідності між особою і навколишнім середовищем (рис.3.2).

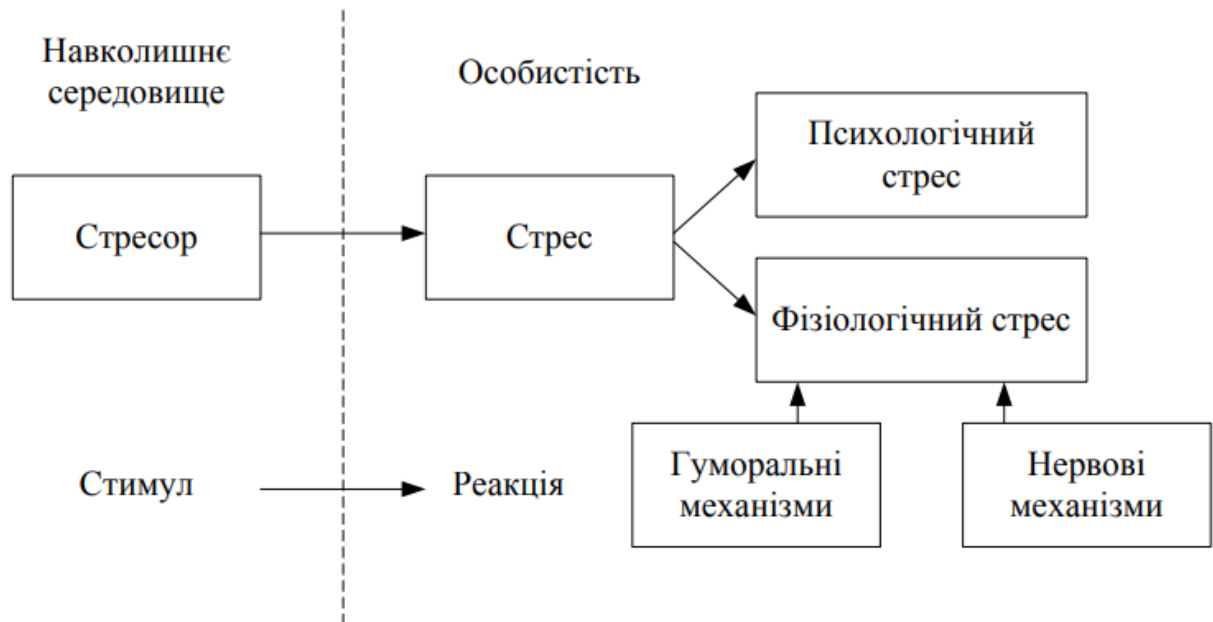


Рисунок 3.2 – Модель стресу (реакція-відповідь)

3.2. Алгоритми машинного навчання

Було запропоновано декілька систем штучного інтелекту (ШІ) для раннього автоматичного виявлення стресу за допомогою фізіологічних вимірювань, таких як електрокардіограма ЕКГ.

Практичне використання систем ШІ обмежене, оскільки люди не завжди довіряють автоматизованим рішенням. Основною причиною відсутності довіри є відсутність прозорих пояснень результатів, отриманих моделями ШІ. Оскільки вплив неправильного діагнозу великий, медичні працівники та пацієнти неохоче застосовують технології, які недостатньо зрозумілі. Тому існує зацікавленість в розробці моделі прогнозування стресу на основі машинного навчання, яка автоматично створює звіт із поясненням результатів оцінки штучного інтелекту зрозумілим і корисним для користувачів способом. Розуміння причин, які стоять за прогнозами моделей штучного інтелекту, стало настільки важливим, що в 2018 році Європейський Союз розробив нові правила конфіденційності даних, згідно з якими компанії, які використовують штучний інтелект, зобов'язані

надавати детальні пояснення окремих алгоритмів штучного інтелекту або загальну інформацію про те, як алгоритми приймають рішення, коли робота з персональними даними [62].

Останнім часом було докладено більше зусиль для розробки пояснюваних або інтерпретованих систем штучного інтелекту, які роблять прогнози та ведуть себе зрозумілим людям [20]. Прості моделі машинного навчання (ML), такі як дерева рішень, алгоритми на основі правил і моделі лінійної регресії, можна вважати інтерпретованими, оскільки вони демонструють прямі зв'язки між функціями та прогнозами.

У медицині методи глибокого навчання використовувалися для створення теплових карт для пояснення прогнозів систем штучного інтелекту, які використовують медичні зображення, такі як зображення магнітного резонансу або рентгенівські зображення [58,42]. Інші моделі використовували для пояснення медичних діагнозів шляхом аналізу впливу специфічних ознак на діагнози [31]. Однак для прогнозування стресу ще не розроблено штучного інтелекту, який можна інтерпретувати. Одним із основних обмежень попередніх інтерпретованих підходів штучного інтелекту є те, що вони не надають орієнтованого на користувача пояснення, а натомість зосереджуються на математичних зв'язках між функціями та прогнозами. Крім того, досі немає стандартних критеріїв, за якими можна було б оцінити інтерпретабельність системи ШІ, а також немає навіть чіткого визначення інтерпретованості.

- *Метод опорних векторів*

Метод опорних векторів – це тип алгоритму класифікатора, який описується окремою гіперплощиною. Метою Support Vector Machine є виявлення гіперплощини в N-вимірному просторі, що допомагає чітко класифікувати точки даних. Ці точки даних відомі як опорний вектор, який знаходиться ближче до гіперплощини та впливає на орієнтацію та положення гіперплощини. Це допомагає збільшити маржу класифікатора.

Точки даних, які потрапляють на кожну сторону гіперплощини, можна віднести до різних класів, а розмірність гіперплощини залежить від кількості функцій. Наприклад, якщо кількість вхідних об'єктів дорівнює 2, то гіперплощина є лінією, а якщо кількість вхідних об'єктів дорівнює 3, то гіперплощина є двовимірною площиною.

На рис. 3.3 продемонстрований алгоритм класифікації на класи методом SVM.

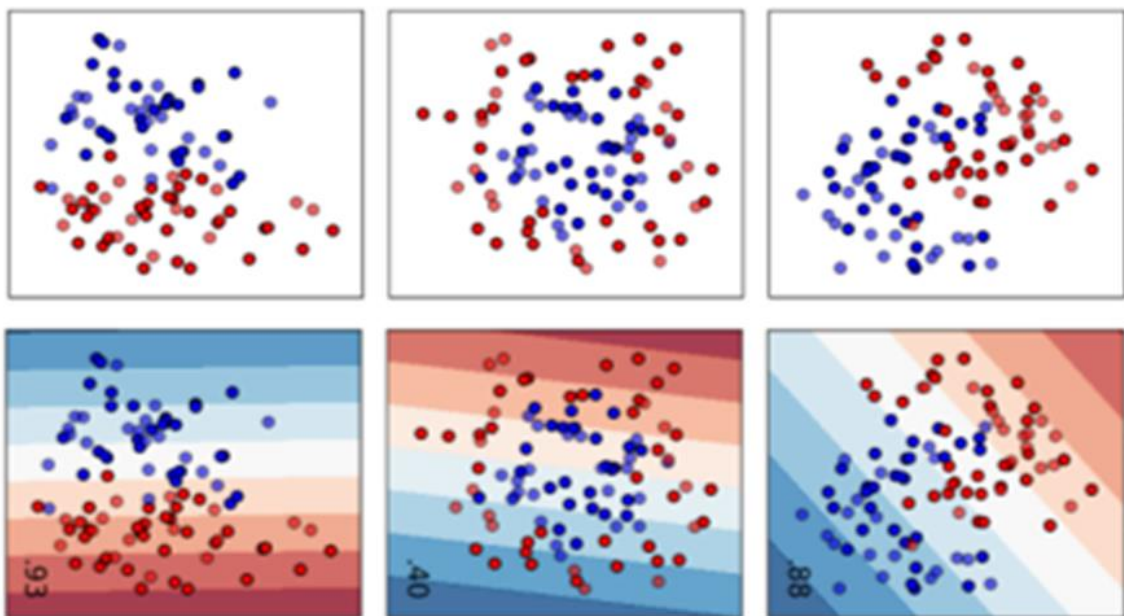


Рисунок 3.3 – Алгоритм класифікації методом опорних векторів

- *Штучна нейронна мережа*

Класифікатор нейронної мережі (NN), також званий класифікатором штучної нейронної мережі (ANN), є структурними моделями, стимульованими біологічно інспірованою нейронною мережею, подібною до центральної нервової системи людини. Основною метою NN є оцінка функції на основі багатьох невідомих вхідних даних. Ця мережа схожа на людський мозок. Оскільки мозок людини виконує різні обчислювальні функції, такі як розпізнавання образів, логічний висновок, розпізнавання мови тощо, використовуючи свої основні складові, які називаються

нейронами, ця система схожа на мозок, а саме на штучні нейронні системи (ANS). ANN має великий теоретичний і практичний вплив на систему розпізнавання образів. Відтоді він став дорогоцінним ресурсом класифікації. Невелика варіація в навчених даних приносить значні зміни в структурі, а також параметрах класифікатора NN. Тому цей тип класифікатора не завжди стабільний. Він має здатність до навчання, отримуючи знання та зберігаючи їх готовими для подальшого використання. Існує багато типів НМ, заснованих на механізмі навчання та інших атрибутах. На рис. 3.4 продемонстрований алгоритм класифікації на класи методом штучної нейронної мережі.

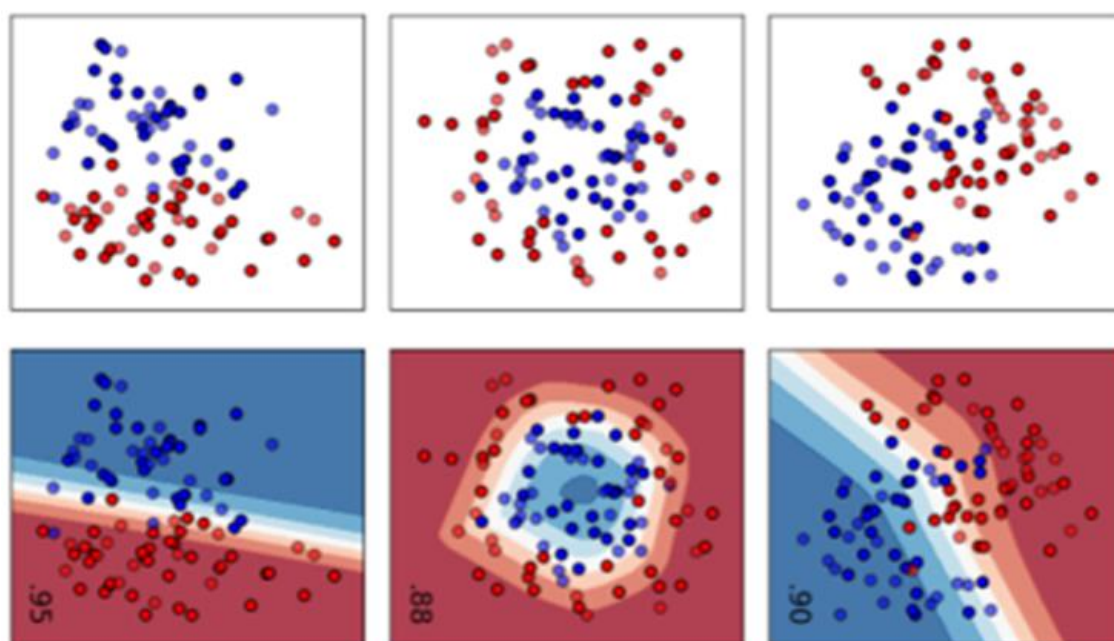


Рисунок 3.4 – Алгоритм класифікації штучної нейронної мережі

- *Дерево рішень*

Дерево рішень – це контрольований метод навчання, який може використовувати як для питань класифікації, так і для регресії, однак здебільшого його люблять для вирішення питань класифікації. Це організований у вигляді дерева класифікатор, де внутрішні вузли звертаються до особливостей набору даних, гілки звертаються до вказівок

щодо прийняття рішень, а кожен кінцевий вузол звертається до результату. У дереві рішень є два вузли: вузол прийняття рішень і листовий вузол. Вузли рішень використовуються для ухвалення будь-якого рішення та мають різні гілки, тоді як листові вузли є результатом цих рішень і не містять подальших гілок. На рис. 3.5 продемонстрований алгоритм класифікації на класи методом дерева рішень.

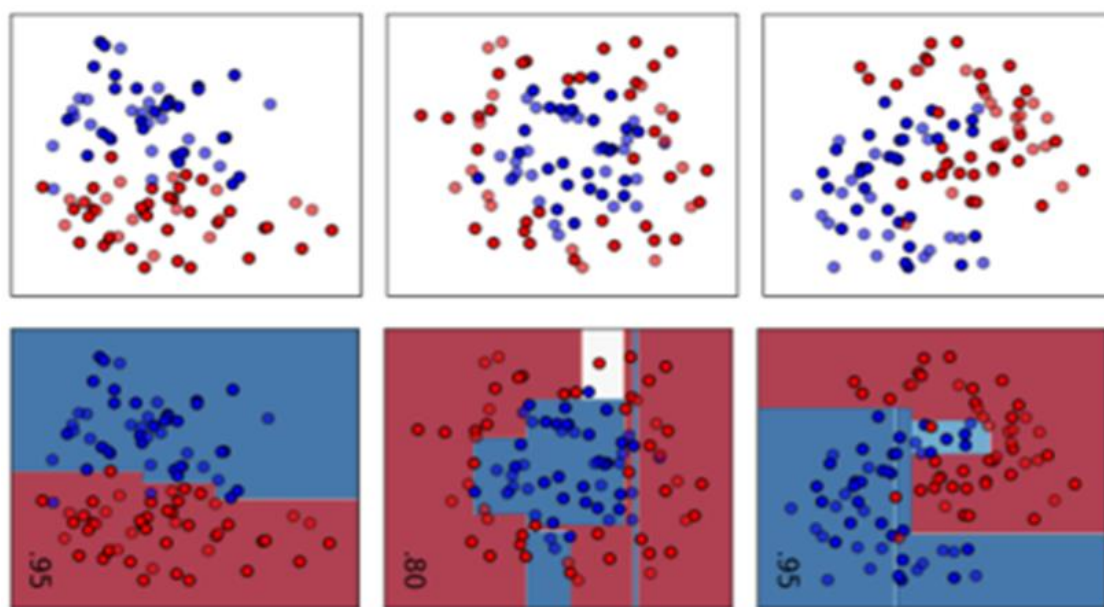


Рисунок 3.5 – Алгоритм класифікації методом дерева рішень

- *k-найближчих сусідів*

KNN(*k-найближчих сусідів*) — це техніка машинного навчання, яка підпадає під контрольоване навчання, яка може вирішувати проблеми класифікації та регресії. Алгоритм припускає, що подібні речі існують дуже близько один до одного. Вибір правильного значення K є найважливішим завданням. Для заданих даних, які невідомі машині, ми можемо перевірити з різними значеннями K , щоб отримати зменшену помилку для кращого прогнозування. Спочатку вибирається кількість K сусідів, потім обчислюється евклідова відстань, і відповідно до розрахунку виконується вибір K -найближчих сусідів. Підраховується кількість точок даних у кожній

категорії. Для категорії з максимальним сусідом призначаються нові точки даних, потім модель готова. На рис. 3.6 продемонстрований алгоритм класифікації на класи методом kNN.

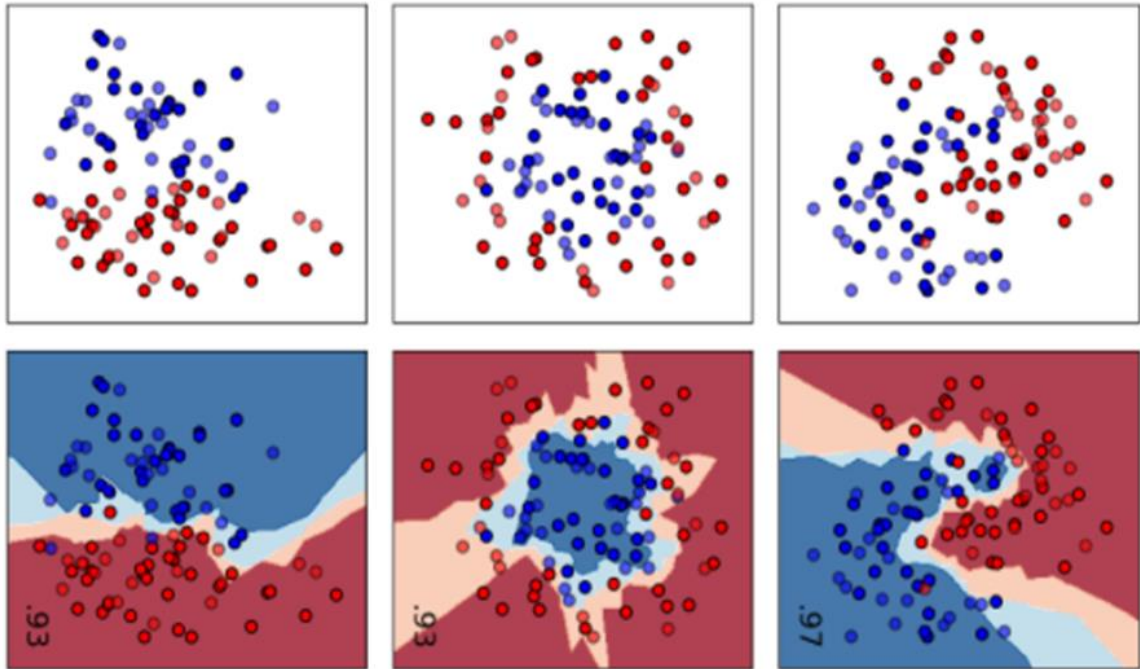


Рисунок 3.6 – Алгоритм класифікації методом kNN

- *Логістична регресія*

Логістична регресія є – це техніка машинного навчання, яка підпадає під контрольоване навчання, яка може працювати з позначеними даними, спеціально використовуваними для прогнозування ймовірності появи цільової змінної. Цільова або залежна змінна має двійкові значення 0 (Ні) або 1 (Так). На виході завжди є сигмоподібна крива. Р-значення лежить між 0 і 1.

Логістична регресія (LR) – це статистичний метод для оцінки ймовірності двійкового результату, який визначається низкою розумних факторів. Це пояснює вплив розглянутих змінних на досліджувану залежну змінну. Якщо пояснювальні фактори включають мінімум три невідсортовані підгрупи, тоді розгортається мультиноміальна логістична

регресія (MLR). Згідно з поняттям біноміальної логістичної регресії, підхід MLR був задуманий на тому ж фундаментальному принципі. Тому можна стверджувати, що логістична регресія розширюється.

- Випадковий ліс

Випадковий ліс (RF) – популярний ансамблевий інструмент машинного навчання на основі дерев рішень, який має високу адаптивність до даних. RF зменшує ступінь перенавчання шляхом поєднання кількох оцінювачів перенавчання (тобто дерев рішень) для формування ансамблевого алгоритму навчання. Кожне дерево рішень може отримати відповідний результат класифікаційного рішення. Використовуючи результати голосування кожного дерева рішень у лісі, категорія зразка, що підлягає перевірці, визначається відповідно до принципу меншості, яка підкоряється більшості, і категорія з більш високими голосами в усіх деревах рішень визначається як остаточний результат. На рис. 3.7 продемонстрований алгоритм класифікації на класи методом випадкового лісу.

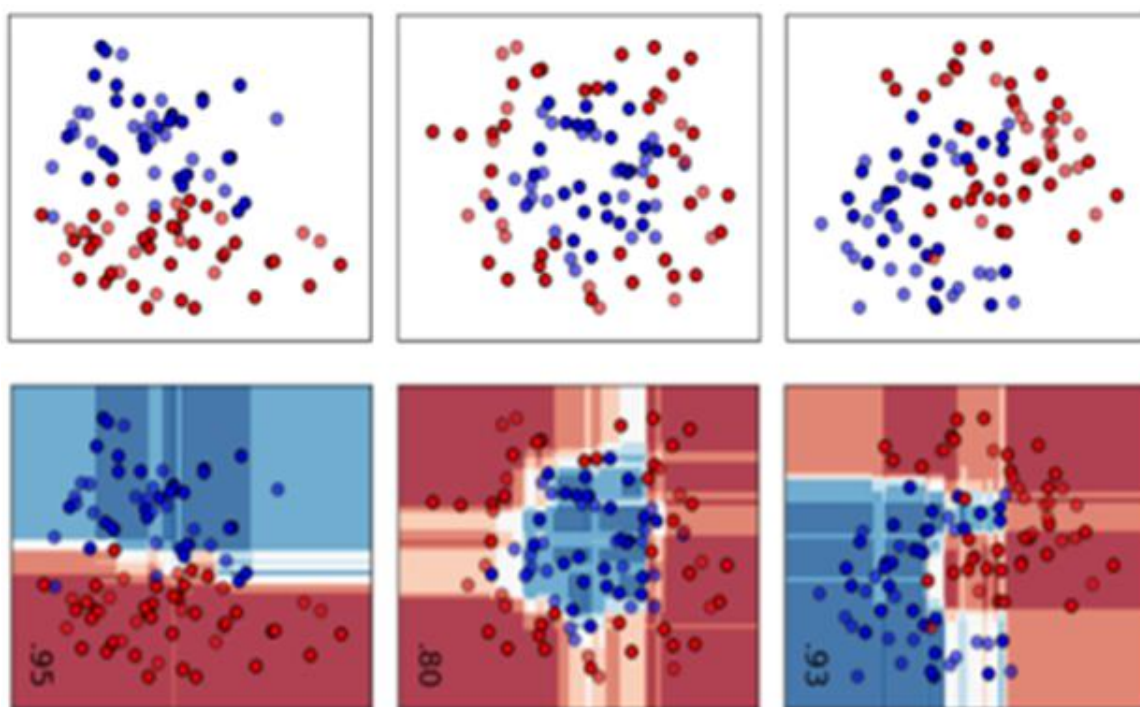


Рисунок 3.7 – Алгоритм класифікації методом випадкового лісу

Для отримання об'єктивної моделі по даним алгоритмам кожен вибірку поділяли на навчальну (70%) та тестову (30%).

Метрики оцінки класифікованих моделей:

1. Точність
2. Precision
3. Recall
4. F1-score

У даній роботі було досліджено та побудовано наступні класифікатори для прогнозування наявності стресу:

- штучну нейронну мережу (табл. 3.1)
- метод k-найближчих сусідів (табл. 3.2)
- випадковий ліс (табл. 3.3)
- дерево рішень (табл. 3.4)

Всі розрахунки показані для тестової вибірки.

Таблиця 3.1

Результат моделі ANN

Стан	Precision	Recall	F1-score
Interruption	0.85	0.83	0.84
No stress	0.91	0.89	0.9
Time pressure	0.8	0.84	0.82
Точність моделі			0.85

Таблиця 3.2

Результат моделі KNN

Стан	Precision	Recall	F1-score
Interruption	0.7	0.7	0.7
No stress	0.81	0.75	0.78
Time pressure	0.69	0.78	0.74
Точність моделі			0.74

Таблиця 3.3

Результат моделі випадкового лісу

Стан	Precision	Recall	F1-score
Interruption	1.00	0.97	0.98
No stress	0.98	0.99	0.98
Time pressure	0.97	0.98	0.97
Точність моделі	0.98		

Таблиця 3.4

Результат моделі дерева рішень

Стан	Precision	Recall	F1-score
Interruption	0.98	0.95	0.96
No stress	0.96	0.99	0.97
Time pressure	0.97	0.94	0.95
Точність моделі	0.96		

Найвищі результати точності мають наступні моделі класифікації: дерево рішень та випадковий ліс.

Показник точності моделі дерева рішень в усіх станах (interruption, no stress, time pressure) склав – 96%, що є високим значенням.

Показник *precision* моделі дерева рішень в стані interruption склав – 98%, в стані no stress – 96%, в стані time pressure – 97%.

Показник *recall* моделі дерева рішень в стані interruption склав – 95%, в стані no stress – 99%, в стані time pressure – 94%.

Показник *F1-score* моделі дерева рішень в стані interruption склав – 96%, в стані no stress – 97%, в стані time pressure – 95%.

Показник точності моделі випадкового лісу в усіх станах (interruption, no stress, time pressure) склав – 98%, що є дуже високим показником.

Показник *precision* моделі випадкового лісу в стані interruption склав – 100%, в стані no stress – 98%, в стані time pressure – 97%.

Показник *recall* моделі випадкового лісу в стані interruption склав – 97%, в стані no stress – 99%, в стані time pressure – 98%.

Показник *F1-score* моделі випадкового лісу в стані interruption склав – 98%, в стані no stress – 98%, в стані time pressure – 97%.

Результати точності моделей для порівняння наведені у табл. 3.5.

Таблиця 3.5

Результати побудованих моделей класифікаторів

	Precision			
	Artificial Neural Network	KNN	Random Forest	Decision Tree
Interruption	0.85	0.7	1.00	0.98
No stress	0.91	0.81	0.98	0.96
Time pressure	0.8	0.69	0.97	0.97
Accuracy	0.85	0.74	0.98	0.96

Для наглядності продемонструємо результати precision на тестовій виборці у вигляді стовпчикової діаграми (рис. 3.8).

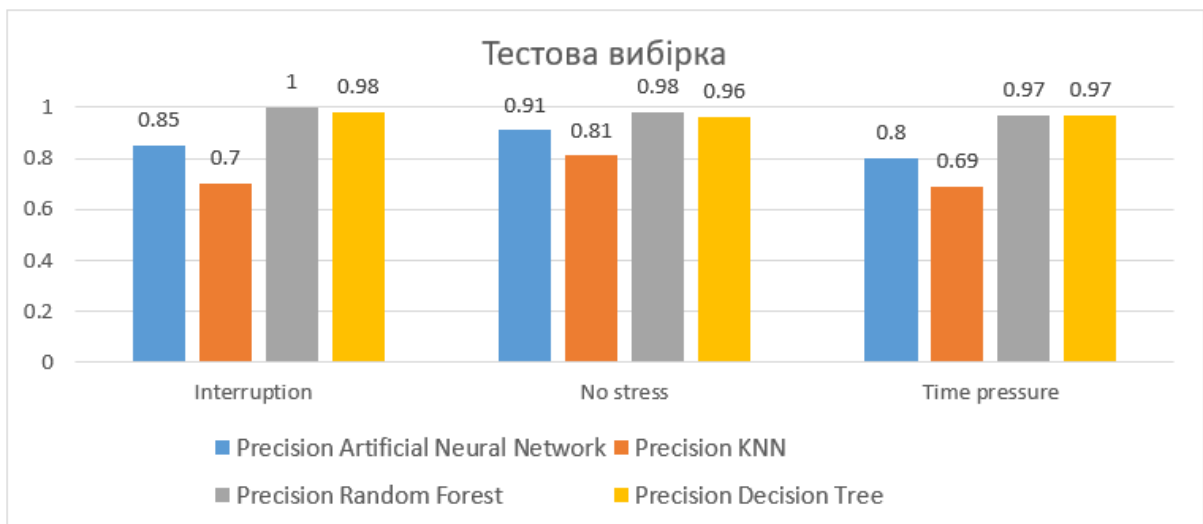


Рисунок 3.8 – Стовпчикова діаграма результатів precision моделей

Показники точності побудованих моделей продемонстровано на навчальній вибірці (рис. 3.9) та тестовій вибірці (рис. 3.10).

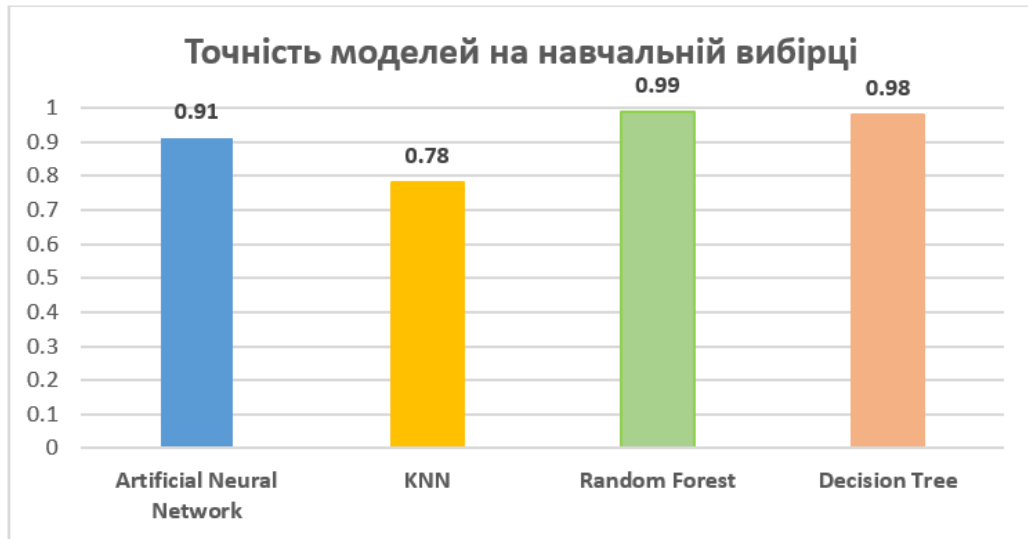


Рисунок 3.9 – Діаграма точності моделей на навчальній вибірці

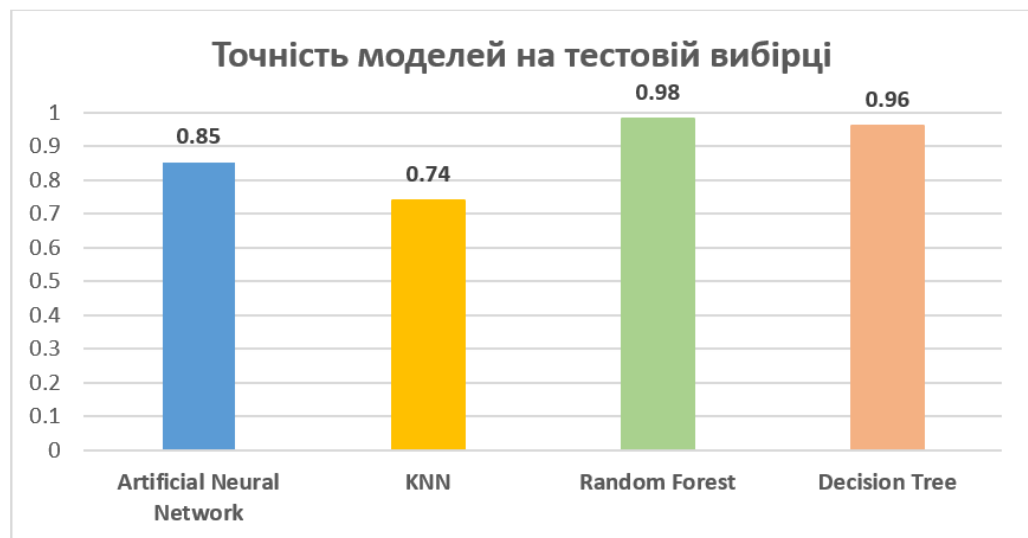


Рисунок 3.10 – Діаграма точності моделей на тестовій вибірці

Отже, для подальшого аналізу будуть використовуватися тільки дві моделі класифікації: дерево рішень і випадковий ліс, оскільки їхня точність найвища.

Для кращого розуміння зпрогнозованих моделей побудуємо матрицю невідповідності –матриця $N \times N$, яка використовується для оцінки ефективності

моделі класифікації, де N – кількість цільових класів. Матриця невідповідності – вимірювання продуктивності для класифікації машинного навчання, де результатом можуть бути два або більше класів. Матриця порівнює фактичні цільові значення з прогнозованими моделлю машинного навчання, тобто це таблиця з 4 різними комбінаціями прогнозованих і фактичних значень (рис. 3.11).

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

Рисунок 3.11 – Стандартний варіант матриці невідповідності

Пояснення з рис.3.11:

- TP (True Positive) – Ви передбачили позитивне, і це правда. Ви передбачили, що жінка вагітна, і вона насправді є вагітною.
- TN (True Negative) – Ви передбачили негатив, і це правда. Ви передбачили, що чоловік не вагітний, і насправді це не так.
- FP (False Positive, помилка першого роду) – Ви передбачили позитивне, а воно невірне. Ви передбачили, що чоловік вагітний, але насправді це не так.

- FN (False Negative, помилка другого роду) – Ви передбачили негатив, і це не так. Ви передбачили, що жінка не вагітна, але вона насправді є вагітною.

Прийнято описувати прогнозовані значення як позитивні та негативні, а фактичні значення – як істинні та хибні.

Матриця невідповідності для моделі класифікатора випадковий ліс на навчальній вибірці зображена на рис. 3.12.

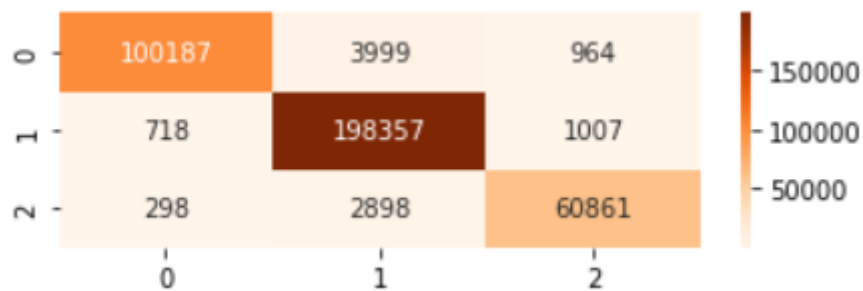


Рисунок 3.12 – Матриця невідповідності випадкового лісу на навчальній вибірці

Згідно з рис.3.13 100187 випадків вірно класифіковано в стані 0 (time pressure), 198357 вірно класифіковано в стані 1 (no stress), 60861 вірно класифіковано в стані 2 (time pressure).

Матриця невідповідності для моделі класифікатора дерево рішень зображена на рис. 3.13.

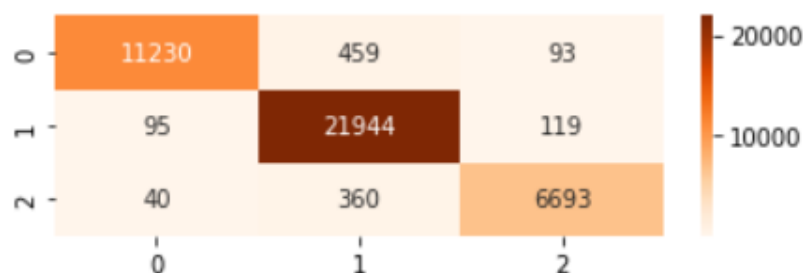


Рисунок 3.13 – Матриця невідповідності випадкового лісу на тестовій вибірці

Згідно з наведеними вище рисунком 11230 випадків вірно класифіковано в стані 0 (time pressure), 21945 вірно класифіковано в стані 1 (no stress), 6693 вірно класифіковано в стані 2 (time pressure). Загалом модель зробила 1165 хибних тверджень та вірно класифікувала 39868 випадків.

Моделі класифікації рівня стресу, засновані на алгоритмах випадкового лісу та дерева рішень показали високоточні результати і, таким чином можуть бути використані для розробки програмного продукту, яке допоможе бажаючим керувати рівнем особистого стресу та вести здоровий спосіб життя.

3.3. Архітектура програмного забезпечення

Архітектура програмного забезпечення виглядає наступним чином (рис. 3.14):

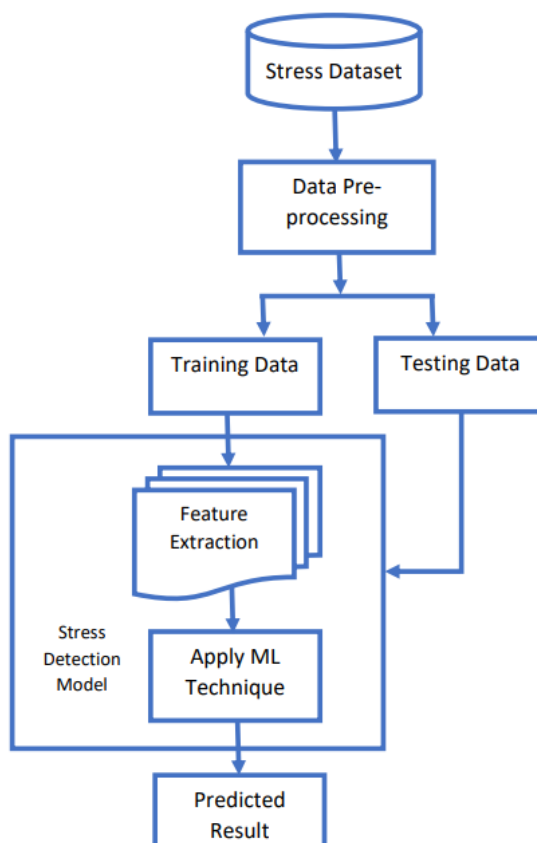


Рисунок 3.14 – Архітектура програмного забезпечення

Загальну архітектуру моніторингу рівня стресу людини зображено на рис. 3.15.

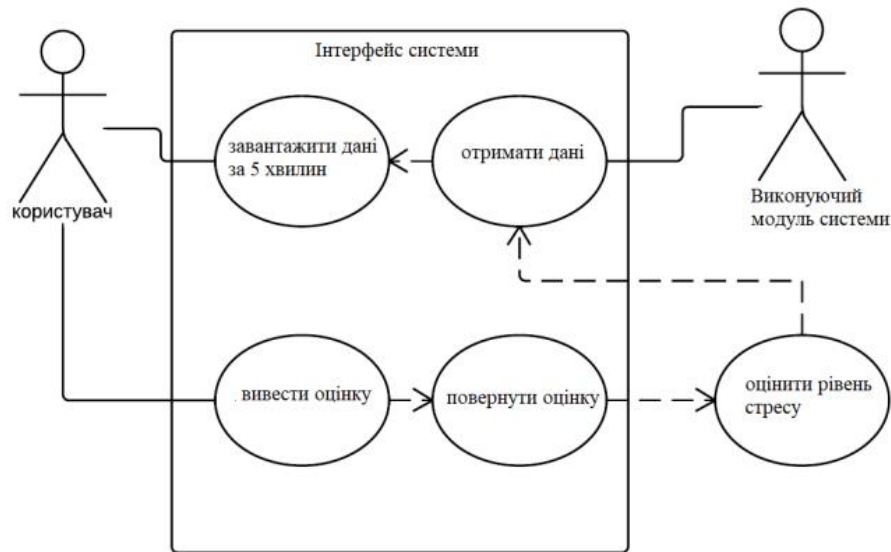


Рисунок 3.15 – Загальна архітектура визначення стресу

За допомогою кардіологічної системи можна аналіз діяльності серцево-судинної системи. Структурна схема цієї системи продемонстрована на рис. 3.16.



Рисунок 3.16 – Структурна схема біомедичної системи

На рис. 3.17 продемонстровано медична інформаційна система для визначення наявності або відсутності стресу. Ця система – сукупність взаємодійних і взаємозв'язаних компонентів.

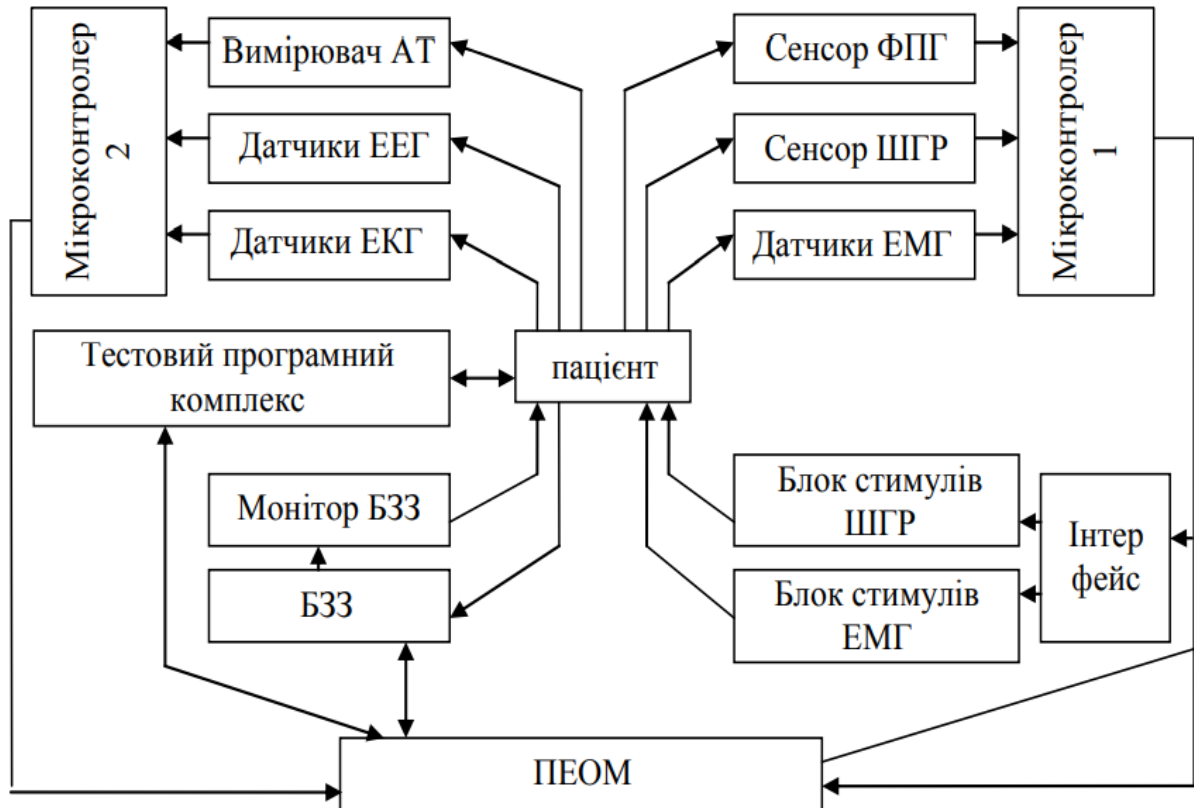


Рисунок 3.17 – Схема біомедицинської системи для визначення стресу

3.4. Реалізація програмного забезпечення

Система визначення наявності стресу у людини розроблена на мові програмування R в середовищі розробки програмного забезпечення RStudio.

3.4.1. Мова програмування

Хоча R є популярною мовою, яку використовують багато програмістів, вона особливо ефективна, коли використовується для: аналізу даних, статистичних робіт, алгоритмів машинного навчання.

R пропонує широкий вибір бібліотек, пов'язаних із статистикою, і забезпечує сприятливе середовище для статистичних обчислень і

проектування. Крім того, мова програмування R використовується багатьма кількісними аналітиками як інструмент програмування, оскільки вона корисна для імпорту та очищення даних.

Переваги R:

- Відкритий код. Не потрібні жодні комісії чи ліцензії, тому продукт написаний даною мовою з низьким ризиком, якщо ви розробляєте нову програму.
- Не залежить від платформи. R працює на всіх операційних системах, тому розробникам потрібно створити лише одну програму, яка зможе працювати на конкуруючих системах. Ця незалежність є ще однією причиною, чому R є економічно ефективним!
- У ній багато пакетів. Наприклад, мова R містить понад 10 000 пакетів, які зберігаються в репозиторії CRAN, і їх кількість постійно зростає.
- Чудова для статистики. Статистика сьогодні є великою річчю, і R сяє в цьому плані. Як наслідок, програмісти віддають перевагу їй над іншими мовами для розробки статистичних інструментів.
- Підходить для машинного навчання. R ідеально підходить для операцій машинного навчання, таких як регресія та класифікація, пропонує багато функцій і пакетів для розробки штучних нейронних мереж.
- R дозволяє маніпулювати даними. R пропонує безліч пакетів, які допомагають аналітикам даних перетворювати неструктуровані дані в структурований формат.
- R все ще зростає. R продовжує розвиватися та рости, постійно оновлюючись та покращуючись, завдяки надійній спільноті підтримки.

Недоліки R:

- Заплутана (складна) мова програмування. R має круту криву навчання. Ця мова найкраще підходить для людей, які мають попередній досвід програмування.
- Вона не є безпечною. R не має базових заходів безпеки.
- Повільна мова програмування. R повільніша, ніж інші мови програмування, такі як Python або MATLAB.
- Займає багато пам'яті. Керування пам'яттю не є однією з сильних сторін R. Дані R повинні зберігатися у фізичній пам'яті. Однак все більш широке використання хмарної пам'яті може врешті-решт зробити цей недолік спірним.
- Не має узгодженої якості документації/пакета. Документи та пакети можуть бути неоднозначними, непослідовними або неповними.

Для даної мови програмування було обране програмне середовище RStudio. RStudio – це інтегроване середовище розробки (IDE) для мови програмування R. Деякі з його функцій включають: настроюване робоче місце з усіма інструментами, необхідними для роботи з R в одному місці (консоль, джерело, сюжети, робоче середовище, довідка, історія тощо), редактор підсвічування синтаксису з доповненням коду, виконанням коду безпосередньо з вихідного редактора. Інша перевага полягають у повній підтримці для створення документів Sweave і TeX. RStudio працює на Windows, Mac і Linux і має порт FreeBSD. Дане середовище можна також запускати як сервер, що дозволяє кільком користувачам отримувати доступ до IDE RStudio за допомогою веб-браузера.

3.4.2. Інтерфейс програмного додатку

Для роботи з програмним застосунком необхідно загрузити у додаток дані ЕКГ пацієнта. Дані повинні бути записані у форматі .scv. Для моніторингу рівня стресу достатньо загрузити спостереження за одну – дві хвилини, після чого програмне забезпечення, використовуючи модель

класифікації випадкового лісу, видає результат та точність зробленого передбачення.

У програмі є 4 сторінки, перша з яких – «Insert data» відповідає за загрузку даних пацієнта для виявлення наявності або відсутності стресу. Приклад роботи з даною сторінкою наведено на рис. 3.18.

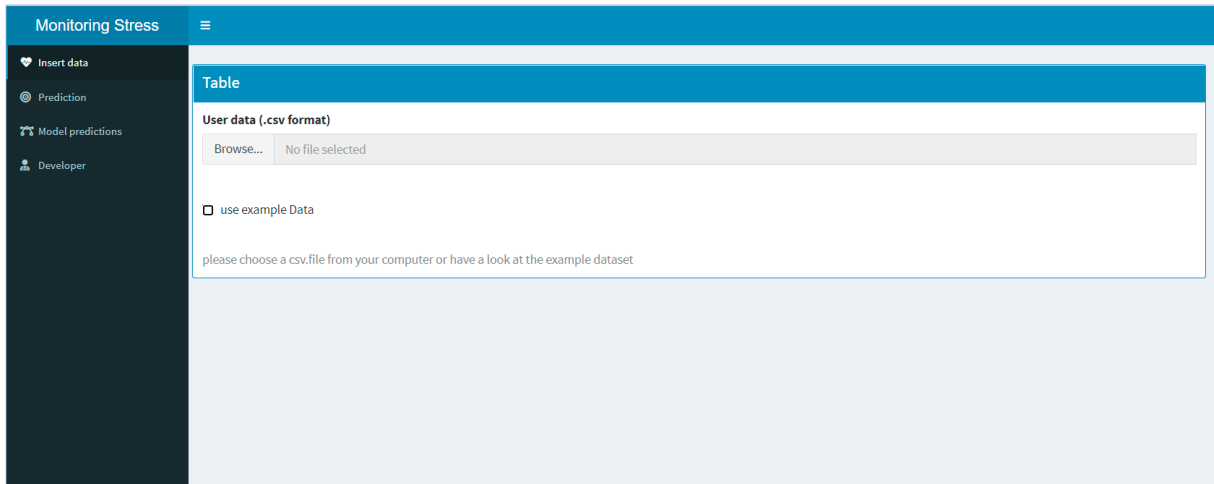


Рисунок 3.18 –Приклад роботи загрузки даних пацієнта

У програмі є функція «use example data», наживши на неї, на екрані буде відображено змінні вбудованого пацієнта, які модель використовує для прогнозування (рис. 3.19).

	MEAN_RR	MEDIAN_RR	SDRR_RMSSD	MEDIAN_REL_RR	SDRR_RMSSD_REL_RR	VLF	VLF_PCT
0	885.157845	853.763730	9.063146	-0.000179	2.143342	2661.894136	72.203287
1	939.425371	948.357865	6.272369	0.000611	2.930855	2314.265450	76.975728
2	898.186047	907.006860	5.182201	-0.000263	2.127053	1373.887112	51.152225
3	881.757865	893.460030	5.748591	0.000494	2.050988	2410.357408	70.180308

Рисунок 3.19 – Додаткова функція програми: змінні для класифікації

Після загрузки датасету, користувач отримує результат роботи програми, а саме висновок щодо приналежності до одного з класів

- no stress
- interruption
- time pressure

та кругову діаграму його станів в період часу, який був завантажений у датасеті (рис. 3.20).

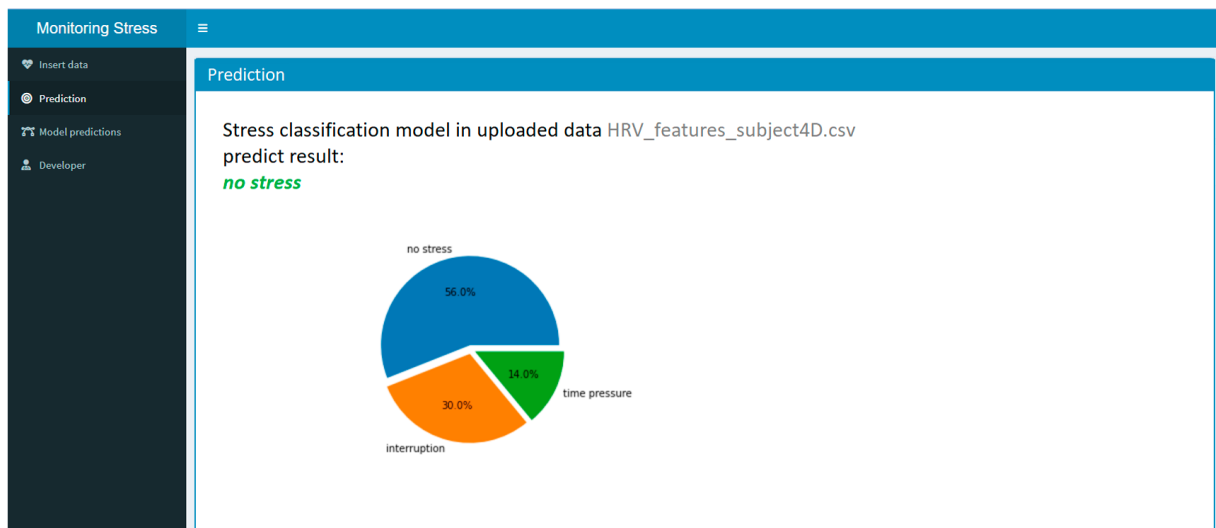


Рисунок 3.20 – Результат роботи програмного продукту

Здатність визначати, коли людина перебуває в стані стресу, може бути дуже корисною для запобігання проблемам зі здоров'ям, тому у програмі можна побачити інформацію щодо використаної моделі класифікації та її точності прогнозування (рис. 3.21).

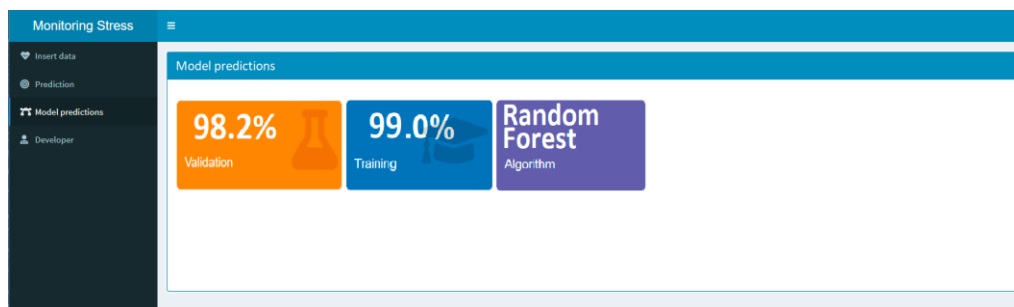


Рисунок 3.21 – Інформація щодо використаної моделі класифікації

У програмі на останній сторінці “Developer” наявна інформація щодо розробника даної системи (рис. 3.22).

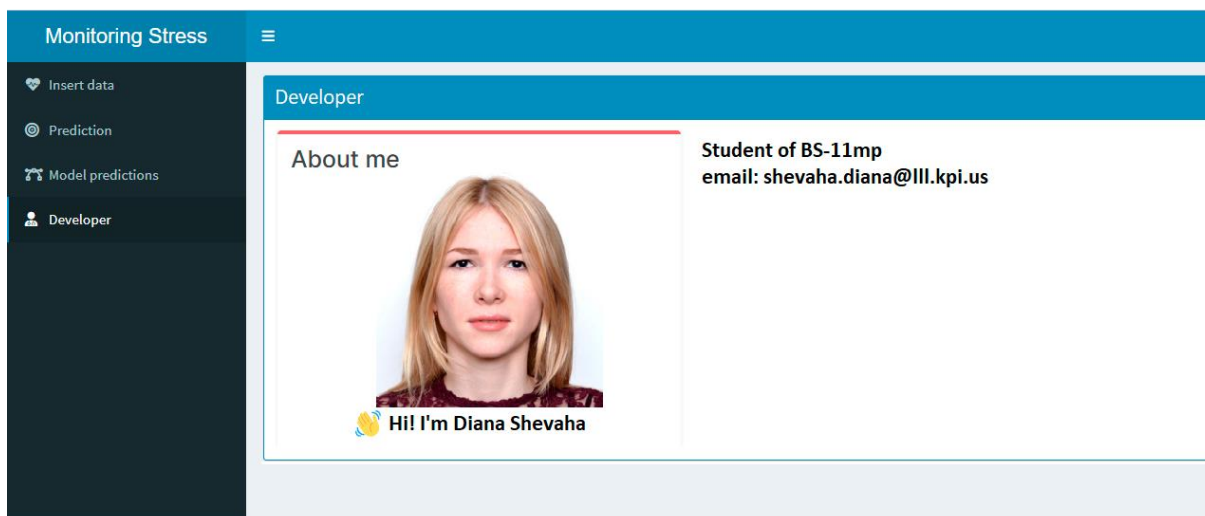


Рисунок 3.22 Інформація щодо розробника

Висновки до розділу 3

Моделі класифікації рівня стресу, засновані на алгоритмах випадкового лісу та дерева рішень показали високоточні результати і, таким чином можуть бути використані для розробки програмного продукту, яке допоможе бажаючим керувати рівнем особистого стресу та вести здоровий спосіб життя.

РОЗДІЛ 4

РОЗРАХУНОК СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1. Резюме проекту

Короткий виклад ідеї проекту – Програмний продукт для моніторингу рівня стресу. Мета полягає в тому, щоб побудувати нейронну модель, яка може передбачити частоту серцевих скорочень людини. Цей прогноз може допомогти відстежувати рівень стресу людини. Дані за допомогою яких буде будуватися модель – різні атрибути, взяті із сигналів, виміряних за допомогою ЕКГ, записаних для різних людей з різною частотою серцевих скорочень на момент вимірювання. Ці різні особливості сприяють частоті серцевих скорочень у даний момент часу для людини. Перевага даної ідеї полягає у тому, що на ринку фактично немає аналогів подібного.

Демонстрація можливостей – Обмеження можуть бути пов'язані з браком фінансування, що може створити мотиваційні проблеми серед учасників проекту. Все, що потрібно для створення продукту, це обчислювальний пристрій та програмне забезпечення.

Характеристика цільового ринку – Основні споживачі – люди, які піклуються про своє здоров'я та бажають контролювати рівень стресу. Оскільки у нинішньому сценарії українців та після коронавірусу, рівень стресу постійно високий через зростання тривоги, що призводить до підвищення частоти серцевих скорочень. А реакцією організму на стрес може бути головний біль, перенапруження спини або болі в животі. Коли стрес надмірний, він може сприяти всьому, від високого кров'яного тиску, гіпертонії, до астми, виразок і синдрому подразненого кишечника. Таким чином частоту серцевих скорочень можна використовувати, щоб

контролювати рівень стресу, оскільки це корисний показник хорошого здоров'я.

Конкурентні переваги – відсутність конкуренції.

Основні фінансово-економічні показники проекту. Все залежить від аналізу ринку, тобто скільки таких проектів зараз потрібно в Україні через ситуацію в державі, до того ж частина працюючих осіб в медицині лікарі ще недовіряють штучному інтелекту та його ефективності.

Коротка характеристика автора проекту – ініціатором виступає Шевага Діана Олександрівна. Вона вже більше року працює над створенням, навчанням та покращенням нейронних мереж. Бакалаврська дипломна робота була пов'язана саме із дослідженням ЕКГ.

4.2. Організація проекту

Назва проекту: Передбачення серцевого ритму для моніторингу рівня стресу.

Короткий опис проекту: Мета полягає в тому, щоб побудувати нейронну модель, яка може передбачити частоту серцевих скорочень людини. Цей прогноз може допомогти відстежувати рівень стресу людини.

Організація проекту створена в державному закладі НТУ КПП ім. Ігоря Сікорського. Даний навчальний заклад знаходиться за адресою: м. Київ, проспект Перемоги, 37.

Статус проекту: стартап.

На платформі інституту створено повноцінну українську екосистему, що об'єднує інституції країни «Sikorsky Challenge Ukraine» (SCU), головний проект для підтримки та розвитку нових ідей, ініціювання та запуску проектів. З огляду на це, університет має великий досвід реалізації подібних проектів.

4.3. Канва бізнес-моделі проекту

Канва бізнес-моделі проекту включає:

- Ключові партнери
- Ключові види діяльності
- Ключові ресурси
- Ціннісні пропозиції
- Взаємовідносини зі споживачами
- Канали збуту
- Споживчі сегменти
- Потоки надходження доходів
- Структуру витрат

Детальний опис канви продемонстровано у Додатку А.

4.4. Ключові види діяльності проекту

За характером інновацій – дослідно-технологічна робота. За допомогою наукових методів запропоновано нову нейронну мережу для передбачення частоти серцевих скорочень людини.

Спрямованість продукту – виробляти конкурентоспроможну програмну продукцію на ринку. Оскільки проблеми зі стресом існують у всьому світі, планується випуск передових програмних продуктів для потреб внутрішнього та зовнішнього ринків. Додаткове зосередження буде націлено на покращення продуктивності продукту, отриманню ще точніших результатів прогнозування та полегшенню використання продукту всіма групами людей.

Науково-технічна ідея – Аналогів в Україні відсутні: штучний інтелект і методи машинного навчання зараз рідко використовуються на українському ринку, тому лікарі недовіряють їм.

Основні бізнес-процеси продукту описані у табл. 4.1

Таблиця 4.1

Бізнес-процеси продукту

Група процесів	Бізнес-процес	Ступінь опрацювання бізнес-процесу	
		є реалізованим	буде реалізованим
Розробка моделей нейромережі для класифікації	Обробка та аналіз датасету	+	
	Навчання нейромережі	+	
	Розробка моделей класифікації	+	
Вимоги споживачів	дослідження розвитку ринку	+	
	організація маркетингу і продажів		+
	тендерне розміщення замовлень		+
Виконання замовлень	забезпечення і матеріально-технічний збут	+	
	планування і управління виробництвом		+
	виробництво продукції		+
	розподіл продукції і логістика		+
Обслуговування споживача	післяпродажне обслуговування		+
	повернення продукції		+

4.5. Ключові види діяльності проекту

Характер споживчої цінності – створення та задоволення нових потреб: реалізація комп'ютерних «помічників» для контролю рівня людського стресу.

Зміст ідеї проекту – передбачення частоти серцевих скорочень людини.

Напрямки використання стартап-проекту на практиці:

1. Застосування в медицині
2. Застосування в науці

Детальний описаний змісту ідеї показано у табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Ідея проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Сегменти споживачів	Цінність для споживачів
Передбачення частоти серцевих скорочень людини	1. Використання в діагностичних відділеннях закладів охорони здоров'я	Лікарі-кардіологи	Діагностика рівня стресу, передбачення високого рівня ЧСС
	2. Наука	Дослідники	Розвиток існуючих підходів штучного інтелекту та машинного навчання для проведення нових дослідження з можливістю отримати більш кращі продукти

Аналіз ідеї проекту описаний у табл. 4.3. В аналізі виділено слабкі, нейтральні та сильні сторони запропонованої ідеї, серед яких: застосування машинного навчання, вартість, похибка передбачення та труднощі у розробці без достатньої кількості грошей.

Таблиця 4.3

Аналіз ідеї проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	W слабка сторона	N нейтральна сторона	S сильна сторона
1.	Використання методів штучного інтелекту і машинного навчання	–	–	+
2.	Жорсткі умови для створення програмного забезпечення без відповідного фінансування	–	+	–
3.	Вартість	–	-	+
4.	Похибка отриманих моделей прогнозування ЧСС	+	–	–

У табл. 4.4. продемонстровано *технологічний аудит ідеї* стартап-проекту, серед яких:

- реалізація штучної нейронної мережі;
- представлення результату роботи користувачу.

Таблиця 4.4

Технологічний аудит

№	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Побудова нейронної мережі	Python	Наявна	Доступна
2.	Вивід інформації результату аналізу для користувача	R	Наявна	Доступна
<i>Обрана технологія реалізації ідеї проекту: Python, R</i>				

SWOT-аналіз – сукупність сильних і слабких сторін, можливостей і загроз проекту. Під час розробки SWOT-аналізу зазвичай створюється таблиця, поділена на чотири стовпці, щоб перерахувати кожен впливаючий елемент поруч для порівняння. Сильні та слабкі сторони зазвичай не збігаються з переліченими можливостями та загрозами дослівно, хоча вони повинні співвідноситися, оскільки в кінцевому підсумку вони пов'язані разом. Результат аналізу наведений у табл. 4.5.

Таблиця 4.5

SWOT-аналіз проекту

Сильні сторони (S):	Слабкі сторони (W):
<ul style="list-style-type: none"> – Використання сучасних методів штучного інтелекту і машинного навчання – Доступність – Зручний у використанні сервіс – Адаптованість – Досить висока точність діагностики – Отримання результатів у реальному часі 	<ul style="list-style-type: none"> – Немає у вільному доступі наявності даних пацієнтів – Немає мобільного застосунку
Можливості (O):	Загрози (T):
<ul style="list-style-type: none"> – Отримання автоматизованого комп'ютерного помічника для аналізу рівня стресу – Має безкоштовну бета версію – Можливо покращувати точність діагностики, за рахунок використання нових технологій штучного інтелекту 	<ul style="list-style-type: none"> – Неправильно передбачена ЧСС – Поява конкурентів

4.6. Канали збуту

Вивчено основні групи потенційних споживачів та їх потреби в продукті, а також обрані канали збуту товару клієнтам (табл. 4.6):

Таблиця 4.6

Канали збуту

№	Сегмент споживачів	Особливості поведінки	Вимоги споживачів	Канал збуту	Інші аспекти взаємовідносин
1	Лікарі кардіологи	<p>Фактори, що формують поведінку користувача:</p> <ul style="list-style-type: none"> - корисний, актуальний продукт, який допомагає слідкувати за ЧСС - зручний та зрозумілий інтерфейс сервісу - отримання результатів у реальному часі - сервіс адаптується до різних девайсів - сервіс має безкоштовну бета версію 	<p>- до сервісу: Зручний, інтуїтивно зрозумілий, ефективний, точний, корисний, безкоштовний</p> <p>- до компанії, постачальника (виробника): надійний, відомий, має хороші відгуки</p>	<p>Прямий канал збуту: через веб-сайт організації</p> <p>Непрямий канал збуту: через компанії - посередники</p>	Підтримка користувачів 24/7

Продовж. табл. 4.6

№	Сегмент споживачів	Особливості поведінки	Вимоги споживачів	Канал збуту	Інші аспекти взаємовідносин
2	Науковці	Фактори, що формують поведінку користувача: - корисний та актуальний інструмент для діагностики рівня стресу - зручний та зрозумілий інтерфейс сервісу	- до сервісу: Зручний, швидкий, надає якісні та точні результати - до компанії, постачальника (виробника): Надійний, чесний виробник, має хороші відгуки за продукт	Прямий канал збуту: зв'язок виробника продукту зі споживачем, застосовуючи веб-платформи.	Підтримка зв'язку з виробником та споживачем

4.7. Ресурси та витрати

Проаналізувавши ціни на товари-замінники та аналогічні товари та оцінивши дохід споживача, розраховано прогнозовану ціну товару (табл.4.7):

Таблиця 4.7

Визначена ціна

№	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на продукцію	Розрахункова ціна продукції
1.	4000 – 7000 грн	8000 – 10000 грн	10 000 – 30 000 грн	4000 – 10000 грн	6000 грн

Орієнтовні обсяги виробництва розраховані на п'ять років, результати розрахунків наведені у табл. 4.8.

Таблиця 4.8

Обсяги виробництва

Показник	Значення по роках			
	2023	2024	2025	2026
Загальна потреба в продукції	Висока	Висока	Висока	Висока
Можливі річні обсяги випуску в натуральних показниках	400	600	800	1000
Ціна одиниці продукції (грн.)	6 000	8 000	8 000	10 000
Річні обсяги випуску в вартісних показниках (млн. грн.)	2.4	4.8	6.4	10

Розраховані початкові інвестиційні витрати, для того щоб успішно приступити до реалізації проекту продемонстровані у табл. 4.9.

Таблиця 4.9

Початкові інвестиційні витрати

№	Назва етапу	Терміни виконання	Обсяги фінансування, грн.
1.	Проведення досліджень	1-2 місяця	20 000
2.	Розробка або придбання технології	3 місяці	-
3.	Придбання устаткування	1-2 місяця	20 000
4.	Організація діяльності та запуск проекту	3 місяці	25 000
5.	Початкові виробничі витрати	1-2 місяця	10 000
6.	Інші витрати	1-2 місяця	5 000
	Разом	Приблизно 1 рік	80 000

Виробничі витрати, які потрібні для виконання наступних видів діяльності у проекті (табл. 4.10):

Таблиця 4.10

Виробничі витрати

№ з/п	Стаття витрат	Сукупні витрати за період, грн.				
		2022	2023	2024	2025	2026
1.	Загальногосподарські витрати	65000	72000	85000	94000	105000
1.1.	витрати на оренду та утримання приміщень, обладнання	10000	15000	20000	22000	25000
1.2.	комунальні витрати	5000	7 000	10 000	12 000	15 000
1.5.	витрати на збут, просування та рекламу	50 000	50 000	55 000	60 000	65 000
2.	Витрати на матеріальні ресурси (комплектуючі, сировина)	50 000	55 000	60 000	65 000	70 000
3.	Витрати на оплату праці	960 000	1 200 000	1 800 000	3 000 000	3 840 000
4.	Інші витрати (якщо є)	10000	13000	15000	18000	20000
	Разом:	1 085 000	1 340 000	1 960 000	3 177 000	4 035 000

Загальні витрати для реалізації стартап-проекту включають інвестиційні, виробничі витрати; витрати за власні кошти або за кошти інвестора. Розрахунок загальних витрат наведений у табл. 4.11.

Таблиця 4.11

Загальні витрати

Показник	Значення по роках					Разом
	2022	2023	2024	2025	2026	
Інвестиційні витрати	150 000					150 000
Виробничі витрати	1 085 000	1 340 000	1 960 000	3 177 000	4 035 000	11 597 000
Обсяг загальних витрат, в тому числі за рахунок	1 235 000	1 340 000	1 960 000	3 177 000	4 035 000	11 747 000
– власних коштів	61 750	536 000	1 960 000	3 177 000	4 035 000	9 769 750
– коштів інвестора	1 173 250	804 000				1 977 250

4.8. Грошовий потік

Розрахунок грошового потоку від реалізації стартап-проекту наведено у табл. 4.12.

Таблиця 4.12

Грошовий потік від реалізації проекту

№	Показник	Значення по роках					Разом
		2022	2023	2024	2025	2026	
1.	Надходження від проекту (D)	0	2 400 000	4 800 000	6 400 000	10 000 000	23 600 000
2.	Загальні витрати (I)	1 235 000	1 340 000	1 960 000	3 177 000	4 035 000	11 747 000
3.	Грошовий потік (CF)	-1 235 000	1 060 000	2 840 000	3 223 000	5 965 000	11 853 000
4.	Акумуляований грошовий потік (ACF)	-1 235 000	-175 000	2 665 000	5 888 000	11 853 000	-

Загальна вартість стартап-проекту, використовуючи різні методи оцінки розрахована у табл. 4.13.

Таблиця 4.13

Вартість проекту

Найменування методу	Умови застосування	Отримана оцінка	Частка венчурного інвестора	Рішення щодо інвестування в проект
Метод мультиплікаторів	Стартап перебуває на завершальній стадії розробки	10.8 млн. грн.	15%	Інвестувати
ROV-метод	Стартап перебуває на завершальній стадії розробки	10.7 млн. грн.	15%	Інвестувати
Метод «хокейної ключки»	Стартап перебуває на завершальній стадії розробки	10.8 млн. грн.	15%	Інвестувати
Перший чиказький метод (FCM)	Стартап перебуває на завершальній стадії розробки	10.9 млн. грн.	15%	Інвестувати
Метод скорингу	Стартап перебуває на завершальній стадії розробки	10.8 млн. грн.	15%	Інвестувати

Висновки до розділу 4

В даному розділі було сформульовано резюме стартап-проекту, канву бізнес-моделі, визначено ключові види діяльності. Охарактеризовано ідею проекту – передбачення частоти серцевих скорочень людини. Крім цього, проведений SWOT-аналіз проекту, досліджено споживчі сегменти та наведено розрахунки щодо ціни, обсягів виробництва, витрат.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У результаті магістерської роботи «Програмний додаток моніторингу рівня стресу» створено класифікаційні моделі для прогнозування рівня стресу та програмне забезпечення, яке визначає, чи перебуває людина в стані емоційного навантаження.

Проведений аналіз 65 літературних джерел, переважна більшість яких – зарубіжна. Надійний біомаркер або індикатор стресу міг би забезпечити точний моніторинг стресу, потенційно дозволяючи запобігти патологічним станам на ранніх стадіях. Тривалий стрес може мати серйозні наслідки для здоров'я. Тому здатність визначати, коли людина перебуває в стані стресу, може бути дуже корисною для запобігання проблемам зі здоров'ям, особливо у пацієнтів із суїцидальними думками.

Розглянуто матеріали та методи дослідження. Було проведено аналіз даних SWELL-KW, визначено залежні змінні від прогнозованої змінної стресу.

У даній роботі було досліджено та побудовано наступні класифікатори для прогнозування наявності стресу: штучну нейронну мережу, метод k-найближчих сусідів, випадковий ліс, дерево рішень. Застосування класифікаційних моделей показало високу точність результатів. У результаті отримали модель випадкового лісу з точністю 98% прогнозування наявності чи відсутності стресу у людини.

На основі моделі випадкового лісу розроблено програмне забезпечення з інтерфейсом користувача, яке дозволяє загрузити дані електрокардіограми та отримати висновок щодо рівня стресу.

З урахуванням того, що в цій роботі не всі алгоритми класифікації були досліджені, перспективним є продовження досліджень із застосуванням інших класів моделей та використання інших характеристик для прогнозування стресу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Abo-Zahhad, M.; Ahmed, S.; Abbas, S.N. A New EEG Acquisition Protocol for Biometric Identification Using Eye Blinking Signals. *Int. J. Intell. Syst. Appl.* 2015, 7, 48–54.
2. Acharya, U.R.; Joseph, K.P.; Kannathal, N.; Lim, C.; Suri, J. Heart rate variability: A review. *Med Biol. Eng. Comput.* 2006, 44, 1031–1051.
3. Alberdi, A.; Aztiria, A.; Basarab, A. Towards an automatic early stress recognition system for office environments based on multimodal measurements: A review. *J. Biomed. Inform.* 2016, 59, 49–75.
4. Allen, A.P.; Kennedy, P.J.; Cryan, J.F.; Dinan, T.G.; Clarke, G. Biological and psychological markers of stress in humans: Focus on the Trier Social Stress Test. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 2014, 38, 94–124.
5. Bauer G, Lukowicz P. Can smartphones detect stress-related changes in the behaviour of individuals? In: 2012 IEEE international conference on pervasive computing and communications workshops. IEEE; 2012. pp. 423–6.
6. Bogomolov A, Lepri B, Ferron M, Pianesi F, Pentland AS. Pervasive stress recognition for sustainable living. In: 2014 IEEE international conference on pervasive computing and communication workshops (PERCOM WORKSHOPS). IEEE; 2014. pp. 345–50.
7. Carneiro D, Castillo JC, Novais P, Fernández-Caballero A, Neves J. Multimodal behavioral analysis for non-invasive stress detection. *Expert Syst Appl.* 2012;39(18):13376–89.
8. Choi M, Koo G, Seo M, Kim SW. Wearable device-based system to monitor a driver's stress, fatigue, and drowsiness. *IEEE Trans Instrum Meas.* 2017;67(3):634–45.
9. Cohen, M.X. *Analyzing Neural Time Series Data: Theory and Practice*; The MIT Press: Cambridge, MA, USA, 2014; ISBN 9780262019873.

10. Correlation Matrix: URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/correlation-matrix-5e764bcee34>
11. Couteaux V, Nempont O, Pizaine G, Bloch I. Towards interpretability of segmentation networks by analyzing deepdreams. In: Interpretability of machine intelligence in medical image computing and multimodal learning for clinical decision support. Springer; 2019. pp. 56–63.
12. Dalia Jaber, Hazem Hajj, Fadi Maalouf & Wassim El-Hajj. Medically-oriented design for explainable AI for stress prediction from physiological measurements. BMC Med Inform Decis Mak. 2022;22(38): URL: <https://bmcmmedinformdecismak.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12911-022-01772-2>
13. Davidson, R.J.; Ekman, P.; Saron, C.D.; Senulis, J.A.; Friesen, W.V. Approach-withdrawal and cerebral asymmetry: Emotional expression and brain physiology. J. Personal. Soc. Psychol. 1990, 58, 330–341.
14. Doesburg, S.M.; Roggeveen, A.B.; Kitajo, K.; Ward, L.M. Large-scale gamma-band phase synchronization and selective attention. Cereb. Cortex 2008, 18, 386–396.
15. Executives discuss top challenges in deploying AI — and how to solve them: URL: <https://venturebeat.com/ai/executives-discuss-top-challenges-in-deploying-ai-and-how-to-solve-them/>
16. Garcia-Ceja E, Osmani V, Mayora O. Automatic stress detection in working environments from smartphones' accelerometer data: a first step. IEEE J Biomed Health Inform. 2015;20(4):1053–60.
17. Giakoumis D, Drosou A, Cipresso P, Tzovaras D, Hassapis G, Gaggioli A, Riva G. Using activity-related behavioural features towards more effective automatic stress detection. PLoS ONE. 2012;7(9):43571.
18. Gologouneh, A.; Tarvirdizadeh, B. Fabrication of a portable device for stress monitoring using wearable sensors and soft computing algorithms. Neural Comput. Appl. 2019, 32, 7515–7537

19. Goyal, A.; Singh, S.; Vir, D.; Pershad, D. Automation of stress recognition using subjective or objective measures. *Psychol. Stud.* 2016, 61, 348–364.
20. Guidotti R, Monreale A, Ruggieri S, Turini F, Giannotti F, Pedreschi D. A survey of methods for explaining black box models. *ACM Comput Surv (CSUR)*. 2018;51(5):1–42.
21. Hamid, N.H.A.; Sulaiman, N.; Murat, Z.H.; Taib, M.N. Brainwaves stress pattern based on perceived stress scale test. In *Proceedings of the IEEE 6th Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC)*, Shah Alam, Malaysia, 10–11 August 2015; pp. 135–140.
22. Heart attacks on the rise among 30-40-year-olds; diabetes, hypertension are contributing factors: URL:
23. Hellhammer, D.H.; Stone, A.A.; Hellhammer, J.; Broderick, J. Measuring stress. *Encycl. Behav. Neurosci.* 2010, 2, 186–191.
<https://economictimes.indiatimes.com/magazines/panache/heart-attacks-on-the-rise-among-30-40-year-olds-diabetes-hypertension-are-contributing-factors/articleshow/66997025.cms>
24. Introduction to Perceptron Model in Machine Learning: URL:
<https://www.analyticssteps.com/blogs/introduction-perceptron-model-machine-learning>
25. Islam, M.K.; Rastegarnia, A.; Yang, Z. Methods for artifact detection and removal from scalp EEG: A review. *Neurophysiol. Clin. Clin. Neurophysiol.* 2016, 46, 287–305.
26. Jensen, O.; Gips, B.; Bergmann, T.O.; Bonnefond, M. Temporal coding organized by coupled alpha and gamma oscillations prioritize visual processing. *Trends Neurosci.* 2014, 37, 357–369.
27. Jing Zhang, Hang Yin, Jiayu Zhang. Real-time mental stress detection using multimodality expressions with a deep learning framework. *Front. Neurosci.*, 05 August 2022: URL:
<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnins.2022.947168/full>

28. Klimesch, W. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: A review and analysis. *Brain Res. Rev.* 1999, 29, 169–195.
29. Li R, Liu Z. Stress detection using deep neural networks. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2020;20(11):1–10.
30. Luck, S.J. *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*; The MIT Press: Cambridge, MA, USA, 2005; ISBN 978-0-262-12277-1.
31. Lundberg SM, Nair B, Vavilala MS, Horibe M, Eisses MJ, Adams T, Liston DE, Low DK-W, Newman S-F, Kim J, et al. Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxaemia during surgery. *Nat Biomed Eng.* 2018;2(10):749–60.
32. Malik, M.; Camm, A.J. Heart Rate Variability. *Clin. Cardiol.* 1990, 13, 570–576.
33. Manriquez, A.; Zhang, Q.; Médigue, C.; Papelier, Y.; Sorine, M. Multi-lead T wave end detection based on statistical hypothesis testing. *IFAC Proc.* Vol. 2006, 39, 93–98.
34. McCraty, R.; Shaffer, F. Heart Rate Variability: New Perspectives on Physiological Mechanisms, Assessment of Self-regulatory Capacity, and Health risk. *Glob. Adv. Health Med.* 2015, 4, 46–61.
35. McEwen, B.S. Stressed or stressed out: What is the difference? *J. Psychiatry Neurosci.* 2005, 30, 315.
36. Mulders, D.; De Bodt, C.; Lejeune, N.; Courtin, A.; Liberati, G.; Verleysen, M.; Mouraux, A. Dynamics of the perception and EEG signals triggered by tonic warm and cool stimulation. *PLoS ONE* 2020, 15.
37. Normalization: URL: <https://www.codecademy.com/article/normalization>
38. Normalization - 1NF, 2NF, 3NF and BCNF with Examples: URL: <https://www.javatpoint.com/dbms-normalization>
39. Nyhus, E.; Curran, T. Functional role of gamma and theta oscillations in episodic memory. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 2010, 34, 1023–1035.

40. Perceptron: URL: <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron>
41. Pereira S, Meier R, Alves V, Reyes M, Silva CA. Automatic brain tumor grading from MRI data using convolutional neural networks and quality assessment. In: Understanding and interpreting machine learning in medical image computing applications. Springer; 2018. pp. 106–14.
42. Petrakova, L.; Boy, K.; Mittmann, L.; Möller, L.; Engler, H.; Schedlowski, M. Salivary alpha-amylase and noradrenaline responses to corticotropin-releasing hormone administration in humans. *Biol. Psychol.* 2017, 127, 34–39.
43. S. Sriramprakash, Vadana D Prasanna, O.V. Ramana Murthy. Stress Detection in Working People. *Procedia Computer Science* Volume 115, 2017, Pages 359-366. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705091731904X>
44. Saeed, S.M.U.; Anwar, S.M.; Khalid, H.; Majid, M.; Bagci, U. EEG Based Classification of Long-Term Stress Using Psychological Labeling. *Sensors* 2020, 20, 1886.
45. Sameer Dev Sharma, Sonal Sharma. Stress Detection System for Working Pregnant Women Using an Improved Deep Recurrent Neural Network. *Electronics* 2022, 11(18), 2862; URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/18/2862/htm>
46. Shaffer, F.; Ginsberg, J.P. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Front. Public Health* 2017, 5, 1–17.
47. Singh, Y.N.; Singh, S.K.; Ray, A.K. Bioelectrical Signals as Emerging Biometrics: Issues and Challenges. *ISRN Signal Process.* 2012, 1–13.
48. Sioni R, Chittaro L. Stress detection using physiological sensors. *Computer.* 2015;48(10):26–33.

49. Stone, J.L.; Hughes, J.R. Early History of Electroencephalography and Establishment of the American Clinical Neurophysiology Society. *J. Clin. Neurophysiol.* 2013, 30, 28–44.
50. Stress effects on the body: URL: <https://www.apa.org/topics/stress/body>
51. Sun F-T, Kuo C, Cheng H-T, Buthpitiya S, Collins P, Griss M. Activity-aware mental stress detection using physiological sensors. In: International conference on mobile computing, applications, and services. Springer; 2010. pp. 282–301.
52. SWELL dataset: URL: <https://www.kaggle.com/datasets/qirirow/swell-heart-rate-variability-hrv>
53. Teri Coles. 2022 AI, Machine Learning and Data Trends to Watch. DATA ANALYTICS AND DATA MANAGEMENT. 2022, January 19: URL: <https://www.itprotoday.com/data-analytics-and-data-management/2022-ai-machine-learning-and-data-trends-watch>
54. Thakor, N.V.; Tong, S. Advances in quantitative electroencephalogram analysis methods. *Annu. Rev. Biomed. Eng.* 2004, 6, 453–495.
55. Understanding Confusion Matrix: URL: <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>
56. Verma, P.; Sood, S.K, A comprehensive framework for student stress monitoring in fog-cloud IoT environment: M-health perspective. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2019, 57, 231–244.
57. Wang L, Lin ZQ, Wong A. Covid-net: a tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest x-ray images. *Sci Rep.* 2020;10(1):1–12.
58. Wang, X.; Nie, D.; Lu, B. Emotional state classification from EEG data using machine learning approach. *Neurocomputing* 2014, 129, 94–106. *Energies* 2021, 14, 232 39 of 40.

59. What is a confusion matrix? : URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/what-is-a-confusion-matrix-d1c0f8feda5>
60. What Is Machine Learning? A Definition: URL: <https://www.expert.ai/blog/machine-learning-definition/>
61. What is Relation between resting amygdalar activity and cardiovascular events: a longitudinal and cohort study: URL: [https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736\(16\)31714-7/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(16)31714-7/fulltext)
62. Wijsman J, Grundlehner B, Liu H, Hermens H, Penders J. Towards mental stress detection using wearable physiological sensors. In: 2011 Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. IEEE; 2011. pp. 1798–801.
63. Yao, Y.; Lian, Z.; Liu, W.; Jiang, C.; Liu, Y.; Lu, H. Heart rate variation and electroencephalograph—The potential physiological factors for thermal comfort study. *Indoor Air* 2009, 19, 93–101.
64. Гомонець І.І. Дипломний проєкт на здобуття ступеня бакалавра за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні системи та мережі» спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» на тему: «Прогнозування фродових транзакцій»: URL: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/34847/1/Homonets_bakalavr.pdf
- Інформаційний ресурс
65. Рисунок 1.4 – Схема розвитку стресу [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://buklib.net/books/25699/>

ДОДАТОК А

Канва бізнес-моделі проекту має наступний вигляд:

<p>(8) КЛЮЧОВІ ПАРТНЕРИ Національний технічний університет України «Київський політехнічний Інститут імені Ігоря Сікорського»</p>	<p>(4) КЛЮЧОВІ ВИДИ ДІЯЛЬНОСТІ Дослідно-технологічна робота.</p>	<p>(5) ЦІННІСНІ ПРОПОЗИЦІЇ Програмний продукт для моніторингу рівня стресу. Продукт дозволяє передбачити частоту серцевих скорочень людини. Цей прогноз може допомогти відстежувати рівень стресу людини.</p>	<p>(6) ВЗАЄМОВІДНОСИНИ ЗІ СПОЖИВАЧАМИ Використання програмного продукту може відбуватися за допомогою веб-сервісу. Підтримка користувачів Планується забезпечуватися 24/7</p>	<p>(5) СПОЖИВЧІ СЕГМЕНТИ Ринок складають два сегменти споживачів: лікарі-кардіологи, дослідники</p>
<p>(6) КЛЮЧОВІ РЕСУРСИ Технології розробки програмних продуктів, та команда розробників.</p>			<p>(6) КАНАЛИ ЗБУТУ Прямі та непрямі канали збуту</p>	
<p>(7) СТРУКТУРА ВИТРАТ Проект передбачає загальногосподарські витрати, витрати на матеріальні ресурси, витрати на оплату праці та інші витрати. Найбільше витрат йде на оплату праці.</p>			<p>(8) ПОТОКИ НАДХОДЖЕННЯ ДОХОДІВ Грошовий потік за перший рік буде від'ємним. В середньому грошовий потік становитиме понад 1 млн. грн.</p>	