

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження стресових станів за допомогою інтелектуального аналізу
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи СШМ-22-1
Хвалюк П.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системи штучного інтелекту
(повна назва спеціалізації)

Керівник доц. Носова Т.В.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

В.О. Філатов
(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
(повна назва)
Кафедра _____ Штучного інтелекту _____
(повна назва)
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма _____ Системи штучного інтелекту _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Хвалюку Павлу Володимировичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Дослідження стресових станів за допомогою інтелектуального аналізу _____

затверджена наказом університету від 1 квітня 20 24 р. № 260Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 11 червня 20 24 р.

3. Вихідні дані до роботи Теоретичне дослідження рішення і опис технологій, робота з потоком даних, математична основа рішення, задача в предметній галузі, практична частина роботи з вибраним алгоритмом, вибір алгоритму машинного навчання, обробка текстових даних, попередня обробка та візуалізація даних для роботи, застосовані технології, програмна реалізація застосунку, процес роботи з текстами та вибір ЄВМ, проектування та тестування

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Огляд існуючих систем моніторингу та розпізнавання стресу _____

2) Вивчення математичної основи рішення _____

3) Розробка системи аналізу стресування _____

4) Тестування ефективності розроблених рішень шляхом багаторазового повтору _____

5) Оцінка розробленої системи _____

6) Вивчення прийнятності _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 69 с., 31 рис., 5 табл., 1 дод., 20 джерел.

**БІНАРНА КЛАСИФІКАЦІЯ, ВЕГЕТАТИВНА НЕРВОВА СИСТЕМА,
ВИЯВЛЕННЯ СТРЕСУ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, МАШИННЕ
НАВЧАННЯ.**

Об'єкт дослідження – вивчення методів штучного інтелекту для аналізу стресових станів.

Предмет дослідження – практична реалізація одного з алгоритмів штучного інтелекту для вирішення завдання аналізу стресових станів.

Мета роботи – провести аналіз ефективності та зробити візуалізацію застосування методів штучного інтелекту для аналізу стресових станів.

Методи дослідження – моделювання та експериментальне дослідження в специфічних умовах, створених спеціально для вивчення конкретних характеристик явища в завданні виявлення стресу.

ABSTRACT

Master`s thesis contains: 69 pp., 31 fig., 5 tabl., 1 ann., 20 references.

**AUTONOMIC NERVOUS SYSTEM, BINARY CLASSIFICATION,
INFORMATION TECHNOLOGY, MACHINE LEARNING, STRESS
DETECTION.**

The object of research is to study artificial intelligence methods for analyzing stressful conditions.

The subject of the study is the practical implementation of one of the artificial intelligence algorithms for solving the problem of analyzing stressful conditions.

The purpose of the study is to analyze the effectiveness and visualize the application of artificial intelligence methods for analyzing stressful conditions.

Research methods – modeling and experimental research in specific conditions created specifically to study the specific characteristics of the phenomenon in the task of stress detection.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ	9
1 Теоретичне дослідження в обраній галузі	11
1.1 Визначення завдань дослідження.....	11
1.2 Дослідження предметної області та пропозиції проектування	14
1.3 Напульсник із датчиком стресу на зап'ясті.....	15
1.3.1. Температура тіла	16
1.3.2. Аналіз вологості.....	16
1.3.3. Аналіз кількості кроків	17
1.4 Постановка задачі дослідження Smart and Intelligent Manufacturing Systems.....	17
1.4.2 Фізичні вимірювання.....	20
1.4.3. Поведінкові вимірювання	21
1.4.4 Варіанти даних для аналізу та навчання.....	22
1.5 Класифікатори.....	24
1.5.1. Випадковий ліс	24
1.5.2. Градієнтний бустинг (GB).....	25
1.5.3. Метод стекового ансамблю (SEM).....	26
1.6 Огляд відомого принципу розв'язання задачі.....	29
1.6.1 Матриці ефективності.....	29
1.7 Аналіз результативності методів.....	30
2 Розумні та інтелектуальні аналітичні системи.....	34
2.1 Математична основа рішення	34
2.2 Підходи на основі нейромереж	38
2.1 RNN.....	39
2.2 LSTM.....	41
2.4 Процес аналізу точності класифікації	45
2.5 Експериментальні результати.....	46

3 Реалізація алгоритму моніторингу стресу	50
3.2 Аналіз ефективності методів ДЛ, застосованих до сигналу rPPG	51
3.3 Побудова консолідованої програми для аналізу стресу	58
Висновки	64
Перелік джерел посилання.....	67
Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи.....	69

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ШІ – штучний інтелект;

DL – Deep Learning – глибинне навчання;

DNN – Deep Neural Network – глибока нейронна мережа;

FL – Feature Learning – навчання ознак;

IE – Information Extraction – добування інформації;

RNN – Recurrent Neural Network – рекурентна нейронна мережа;

SA – Stress Analysis – аналізування стресу.

ВСТУП

Діагностування психічних захворювань є складним процесом, який включає проведення діалогових бесід, аналіз поведінки обстежуваного та проходження ним спеціалізованих тестів. На успішне вирішення цього завдання може впливати як відсутність знань і досвіду психолога, так і наявність суперечливих або неповних вихідних даних з боку пацієнта.

Для усунення останнього недоліку розробляються експертні або інтелектуальні системи.

Мета роботи – розробити методику визначення психічного стану користувачів соціальної мережі.

Результати дослідження – за допомогою методів машинного навчання розроблено методику, призначену для визначення типу психічного стану користувачів соціальної мережі.

Новизна запропонованої методики полягає в наявності двокрокової процедури попередньої обробки тексту та побудові декількох наборів ознак, що описують емоційний настрій користувачів соціальної мережі на рівні повідомлень, які вони публікують. В якості вихідних даних залучалися текстові повідомлення користувачів соціальної мережі Reddit. У методиці виділяються три етапи:

- збір даних;
- попередня обробка даних;
- розмітка постів і побудова ознак.

Оцінка функціонування програмного засобу, побудованого на основі даної методики, проводилася за чотирма показниками: достовірність, точність, повнота та F-міра. Найкращі результати демонструє ансамбль, побудований на основі підходу One-vs-Rest, де базовими розв'язувачами виступають лінійні машини опорних векторів. Практична значущість: результати дослідження можуть бути застосовані при побудові допоміжних

систем, які спрямовані на підтримку прийняття рішень фахівцями-психологами при визначенні психічних порушень.

Інтеграція алгоритмів машинного навчання полегшила аналіз даних з датчиків, які можна носити з собою, що призвело до персоналізованого зворотного зв'язку та втручань для користувачів. Застосування ML та IoT для моніторингу стресу дає можливість підвищити ефективність і точність. Методи ML уможливають аналіз отриманих даних у режимі реального часу, що дозволяє на ранній стадії діагностувати та лікувати пов'язані зі стресом стани, які в іншому випадку могли б негативно вплинути на загальний стан здоров'я та якість життя людини. Трансформаційний потенціал IoT та ML у секторі охорони здоров'я є величезним, охоплюючи безперервний моніторинг фізіологічних сигналів, персоналізовані втручання та механізми зворотного зв'язку [12]. Ця робота має на меті інтегрувати оцінку рівня стресу людини через фізичну активність, використовуючи технології ML, натільні датчики та IoT. Це дослідження визначає рівень стресу шляхом моніторингу таких показників, як вологість, температура та кількість кроків. Завдяки цій інтегрованій стратегії люди можуть відстежувати свій рівень стресу в режимі реального часу та отримувати індивідуальний зворотний зв'язок і контроль над тим, як вони реагують на стрес.

З кінцевою метою створення автоматичного асистента психічного здоров'я людини, який допомагає людям мати кращий психічний стан, зроблено крок до створення моделі розпізнавання стресу.

Алгоритми навчання використовуються для виявлення взаємозв'язків між численними датчиками та психічним станом. Використовувані алгоритми машинного навчання працюють з непослідовними даними, отже, дослідникам потрібно виділити ознаки, які представляють історичні дані датчиків як єдине значення ознак.

1 ТЕОРЕТИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ В ОБРАНІЙ ГАЛУЗІ

1.1 Визначення завдань дослідження

Набір основних характеристик ідеального датчика включає такі якості, як точність, чутливість, лінійність, повторюваність, відтворюваність, дрейф, калібрування та швидка реакція [13]. При використанні методів ML може бути створений позитивний зворотний зв'язок, що дозволяє постійно вдосконалювати терапевтичні втручання, які надаються конкретним пацієнтам [14]. Практично будь-який цифровий пристрій, від переносного до інших видів обладнання, може слугувати пристроєм Інтернету речей і бути корисним у широкому діапазоні суспільних сфер [15]. Всебічний огляд досліджень у сфері виявлення стресу представлений у науковій статті [16]. Крім того, дослідження показало, що під час стресу змінюється міжмовна комунікація [17]. В іншій публікації [18] розглядається специфічне питання стресу, що виникає під час водіння [19], запропоновано підхід до моніторингу стресу, який використовує дані, зібрані зі смарт-годинника. Крім того, в [19] запропоновано підхід до моніторингу стресу, який використовує дані, зібрані за допомогою смарт-годинника. [В іншій роботі [21] пропонується система моніторингу стресу, яка використовує кортизол як абіомаркер. Однак важливо зазначити, що в жодному з цих джерел не обговорюється концепція «розумного сну» і не розглядаються механізми контролю стресу, безпечної передачі або зберігання даних. [22] представлено дослідження за участю учасників, в якому використовувалися існуючі пристрої, що носяться, такі як [23], [24]. Крім того, існує також кілька рішень для регуляції сну, які не носяться [25]. Однак варто зазначити, що ці дослідження не враховують належним чином інші фізіологічні особливості та не підкреслюють важливість безпечних механізмів передачі та зберігання зібраних даних. На думку Bone та ін. [26], методи ML та обробка сигналів можуть бути використані для безперервного моніторингу

психічного здоров'я. Їх робота також містить стислу оцінку існуючих викликів, пов'язаних із впровадженням цих підходів. Хоча клінічна підтримка є доступною, нестача спеціалізованих фахівців створює труднощі в нагляді за всіма діями пацієнта. Обробка сигналів може бути використана для моделювання поведінки, фокусуючись на найбільш релевантних ситуаціях для прийняття важливих рішень.

Дії, які запускають сигнали, що їх отримують датчики, називаються «стрес-сенсорами». Межа, туман або хмара – все це життєздатні місця для обчислень на етапі підготовки даних. Граничні обчислювальні центри розташовуються близько до датчика, а хмарні обчислювальні центри – між датчиком і хмарию. Хмарні обчислення – це обчислення, що виконуються за допомогою Інтернету. Для вимірювання рівня стресу в різних сценаріях дослідники запропонували кілька підходів. Ці методи включають інтеграцію процедур біологічного зворотного зв'язку з іграми [27], використання мобільних телефонів для відстеження [28] та моніторинг мовних виразів людини [29]. Біомаркери, що використовуються для виявлення рівня стресу, включають ЕКГ, провідність шкіри, дихання та поверхневу електрокардіографію, як зазначено в [30]. Інші методики включають варіабельність серцевого ритму, як у [31], і функціональну магнітно-резонансну томографію (фМРТ) для виявлення стресу, як детально описано в [32]. Існує безліч варіантів використання системи охорони здоров'я в контексті Інтернету речей, включаючи, але не обмежуючись ними, автономну інфузію інсуліну, моніторинг сну і моніторинг психічного здоров'я. Вкрай важливо знайти рішення для виявлення стресу, оскільки глобальна обізнаність про його важливість знаходиться на найвищому рівні.

Цей огляд літератури свідчить про те, що досі існують певні розбіжності щодо найбільш ефективного методу оцінки фізіологічного стресу. Незважаючи на використання однакових фізіологічних показників і класифікаторів, точність класифікації, досягнута різними дослідженнями, суттєво відрізняється. Крім того, специфічність і чутливість пов'язаних зі

стресом біофізіологічних показників, таких як частота серцевих скорочень і частота дихання, не були відомі в дослідженнях [33], [34]. Крім того, дерева рішень, випадкові ліси та XGBoost часто використовуються для прогнозування стресу як класифікатор машинного навчання [35]. Таким чином, прогалини в дослідженнях можна підсумувати наступним чином:

- відсутність зручних для користувача пристроїв для виявлення стресу: Відсутність зручних для користувача пристроїв, спеціально розроблених для виявлення стресу, перешкоджає залученню користувачів і прийняттю рішень щодо управління стресом;
- не вистачає автоматизованого виявлення та класифікації стресу: Багатьом автоматизованим системам бракує надійних методологій для автоматичної ідентифікації та класифікації рівнів стресу, що обмежує їхню ефективність у своєчасному втручанні;
- обмежене включення декількох ознак виявлення стресу: У деяких дослідженнях не було враховано інтеграцію різних функцій для точного виявлення та оцінки стресу, що потенційно може призвести до неповного або неточного моніторингу стресу.

Перейдемо до аналізу гіпотези для визначення рівня стресу.

Використовуючи систему Stress-Track, ми висунули наступну гіпотезу.

Гіпотеза: Ми вважаємо, що, спостерігаючи за змінами температури та потовиділення під час різних фізичних навантажень, можна відстежувати рівень стресу і, зрештою, виявити біомаркери, що вказують на хронічний стрес.

Математично ми можемо записати рівняння для цієї гіпотези наступним чином:

$$\text{Stress}(t) = K_1 * T(t), \quad (1.1)$$

де $\text{Stress}(t)$ – рівень напруження в момент часу t ;

$T(t)$ – зміна температури в момент часу t .

K_1 – константа, яка кількісно описує зв'язок між зміною температури та рівнем напруження.

Передумови: Ця теорія підкріплюється знанням того, що фізична активність викликає вивільнення ендорфінів, також відомих як гормон «гарного самопочуття», що виробляється людським мозком [36]. Підвищений рівень стресу може перешкоджати виробленню ендорфінів, тим самим зменшуючи позитивний вплив фізичної активності. Зі збільшенням кількості кроків за хвилину зростає частота дихання за хвилину, частота серцевих скорочень і загальне навантаження на організм [37]. Більше того, підвищений рівень потовиділення в таких поширених місцях, як долоні та обличчя, лінійно відповідає підвищенню рівня стресу людини [38]. Крім того, на температуру тіла впливає кровообіг. Холодні руки або ноги часто свідчать про підвищений рівень стресу, тоді як теплі кінцівки вказують на нормальний рівень стресу [39]. У наступних розділах ми детально опишемо запропонований нами дизайн системи як на архітектурному рівні, так і на рівні датчиків

1.2 Дослідження предметної області та пропозиції проектування

Ми розробили систему виявлення стресу, щоб розумно відстежувати три основні показники: температуру тіла, швидкість потовиділення та виявлення руху. Це відповідає гіпотезі нашого дослідження. На рисунку 1.1 ретельно зображено загальну схему системи Stress-Track. Використовуючи дані датчиків безпосередньо з людського тіла, наша система проводить складний аналіз стресу за допомогою машинного навчання, розташованого в хмарі. Цей передовий аналітичний процес ефективно класифікує рівні стресу за трьома різними рівнями: низький, нормальний і високий.

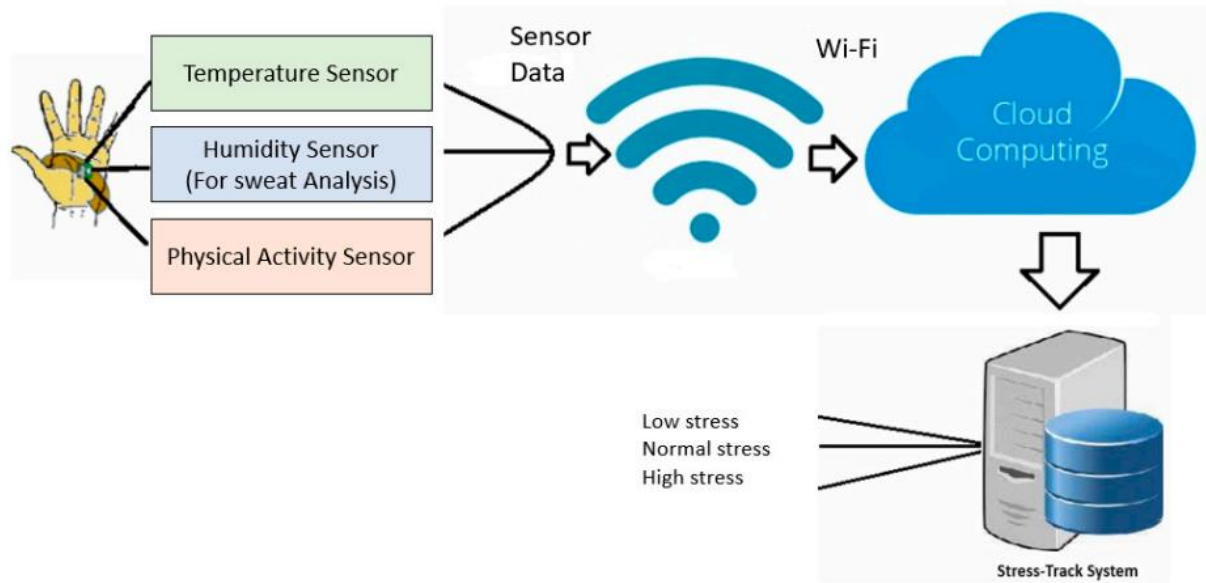


Рисунок 1.1 – Запропонована модель

Крім того, наша система легко інтегрується з технологією Wi-Fi, яка, в свою чергу, забезпечує надійне підключення до хмари. Ця функція динамічного підключення має подвійну мету: вона полегшує зберігання в режимі реального часу як поточних, так і історичних рівнів стресу, причому в межах певних заздалегідь визначених інтервалів. Така архітектура не лише дає можливість миттєво отримувати дані про стрес, а й забезпечує всебічне розуміння змін стресу в часі.

1.3 Напульсник із датчиком стресу на зап'ясті

Біосигнали, які є залежними від часу вимірами біологічної активності, що відбувається в організмі людини, можуть бути використані для визначення стану здоров'я людини. Було продемонстровано, що біосигнали є ефективними індикаторами стресу [11], [40].

1.3.1. Температура тіла

Температура тіла є ключовим показником для цілої низки захворювань, як серйозних, так і незначних. Вивчаючи закономірності температурних коливань, можна оцінити фізичний і психічний стан людини. Цінну інформацію дає температурна швидкість, що позначає темп, з яким температура тіла змінюється протягом певного періоду часу. Дві основні категорії, на які поділяються датчики температури – це контактні датчики, які збирають дані про температуру, коли їх надягають на тіло, і безконтактні датчики, які вимірюють інфрачервоне або оптичне випромінювання, що випромінюється різними частинами тіла [41]. Тут ми використовували контактні датчики температури для точності та стабільності, які призначені для вимірювання температури шкіри. Температура шкіри зазвичай використовується як показник загального теплового комфорту або стресу, оскільки вона коливається більше, ніж температура тіла.

1.3.2. Аналіз вологості

Піт, фізична речовина, що виділяється через пори шкіри у відповідь на такі фактори, як спека, фізична активність та емоційні зміни, слугує важливим фізіологічним індикатором. Тіло фактично стає змінним опором, оскільки вироблення поту збільшується через відповідне збільшення сили струму між двома електродами [42]. Для вимірювання рівня секреції поту, який складно регулюється центральною нервовою системою людини, дуже корисними є датчики, що визначають вологість. Такий моніторинг об'єму поту може дати уявлення про рівень стресу і збудження, який відчуває людина, за якою ведеться спостереження. Варіабельність активності потових залоз має важливе значення для різних застосувань біологічного зворотного зв'язку, включаючи такі сфери, як виявлення обману і розпізнавання емоцій [43]. У той час як звичайний процес потовиділення

відомий як пітливість, надмірне потовиділення підпадає під класифікацію гіпергідрозу, часто пов'язаного з емоційними, професійними та соціальними стресами. У цьому конкретному дослідженні виявлення виділення поту на долонях полегшується завдяки використанню датчика вологості.

1.3.3. Аналіз кількості кроків

Прискорення – це швидкість, з якою певна сила викликає зміну швидкості. Ці сили, що впливають на зміну швидкості, можуть бути статичними або динамічними. Кількість кроків, зроблених людиною, а також інші дії, такі як сидіння, стояння, ходьба тощо, підраховуються за допомогою датчика акселерометра (рисунок 1.2).

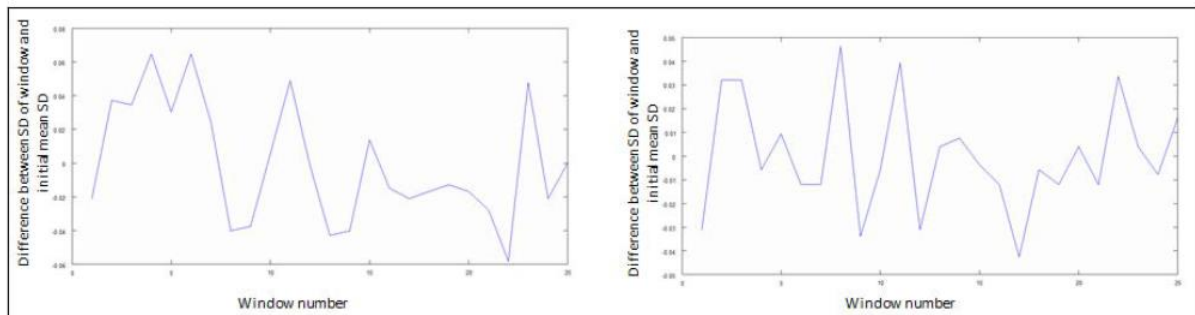


Рисунок 1.2 – Візуалізація аналізу кількості кроків

1.4 Постановка задачі дослідження Smart and Intelligent Manufacturing Systems

Зростаюча тенденція Індустрії 4.0 підтримує виробничі компанії у застосуванні інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ) для взаємозв'язку та обміну даними в режимі реального часу між розумними та інтелектуальними системами, інтегрованими в реальний промисловий контекст [36]. Ця промислова революція має великі переваги для

виробничого сектору. Однак необхідно підкреслити, що занепокоєння щодо здоров'я та безпеки працівників також зросло [5]. Дійсно, нова індустріальна парадигма підтримує впровадження нових технологій, які підвищують ефективність і мінімізують ручну працю [37].

Під час минулих промислових революцій працівники повинні були володіти більшою мірою ручними навичками, специфічними для закріпленого за ними робочого місця, а складність виробничих завдань була особливо низькою. З впровадженням у виробництво нових технологій, таких як верстати з числовим програмним управлінням, роботи та вдосконалене програмне забезпечення для моделювання, складність завдань зростає, і сьогодні від працівників вимагаються навички аналізу даних, вміння моделювати, а також культура командної роботи та вдосконалення [38].

Це призводить до виникнення нових джерел стресу через зміну ролей людини, особливо в ручному виробничому контролі та моніторингу якості, або до витіснення та повної заміни роботами [6]. Насправді, минулі процеси контролю, що базувалися на людському факторі, які були більш схильні до помилок, наразі замінюються технологією розумної автоматизації, яка не допускає помилок і гарантує більш надійний контроль [39,40]. Незважаючи на очікування зниження стресу як на фізичному, так і на психічному рівні завдяки інтелектуальній автоматизації та оцифруванню робочого місця [41], наразі навіть моніторинг нових систем та роботів може викликати стрес у працівників через їхні складні інтерфейси [42]. Додаткові джерела стресу з'являються, коли процес переходить з нормального стану в порушений. У такому стані оператор дуже швидко відчуває стрес через велику кількість сигналів тривоги, які мають на меті повідомити про аномальний стан системи, а спрощений та зручний інтерфейс може допомогти працівнику знайти проблему в системі та вирішити її [43]. З метою адаптації нових технологій до потреб працівників Європейська комісія [15] має на меті змоделювати поведінку людини та її реакцію на стресові умови в цифрових виробничих системах, щоб подбати про професійне здоров'я та

благополуччя працівників, сприяючи створенню людино-орієнтованих виробничих систем, орієнтованих на потреби людини. Відповідно до європейських цілей, цей огляд надає нове розуміння індикаторів стресу та пов'язаних з ними факторів впливу, щоб сприяти прогресу досліджень у вирішенні цієї соціальної проблеми.

1.4.1 Визначення стресових станів для формального математичного опису моделі

Об'єктивний тип вимірювання полягає у зборі даних, пов'язаних зі стресовими станами, які не залежать від особистого та суб'єктивного сприйняття. Об'єктивні дані стосуються фізичних та фізіологічних несвідомих процесів працівників. Фізична категорія вимірювань складається з постуральних і поведінкових індикаторів, які враховують рухову активність працівників і мову їхнього тіла для оцінки стресу; як показано на рисунку 1.3, вони були прийняті меншістю досліджень. До фізіологічної категорії належать усі вимірювання, які передбачають реєстрацію фізіологічних і когнітивних внутрішніх процесів працівників для виявлення закономірностей, пов'язаних зі стресовими станами. У цьому розділі під «різницею» ми будемо розуміти різницю у величині позитивного піку, що з'являється наприкінці кроку, і негативного піку, що з'являється на початку кроку в сигналі акселерометра, з причин, пояснених раніше. Ми побудували графіки частоти кроків і відповідної різниці, для фактичних сигналів, що відповідають зробленим крокам. Він представляє показання акселерометра на зразку під номером i , а «тах» – максимальне показання акселерометра, отримане з моменту останнього кроку. Нарешті, «steps» містить загальну кількість зроблених кроків.

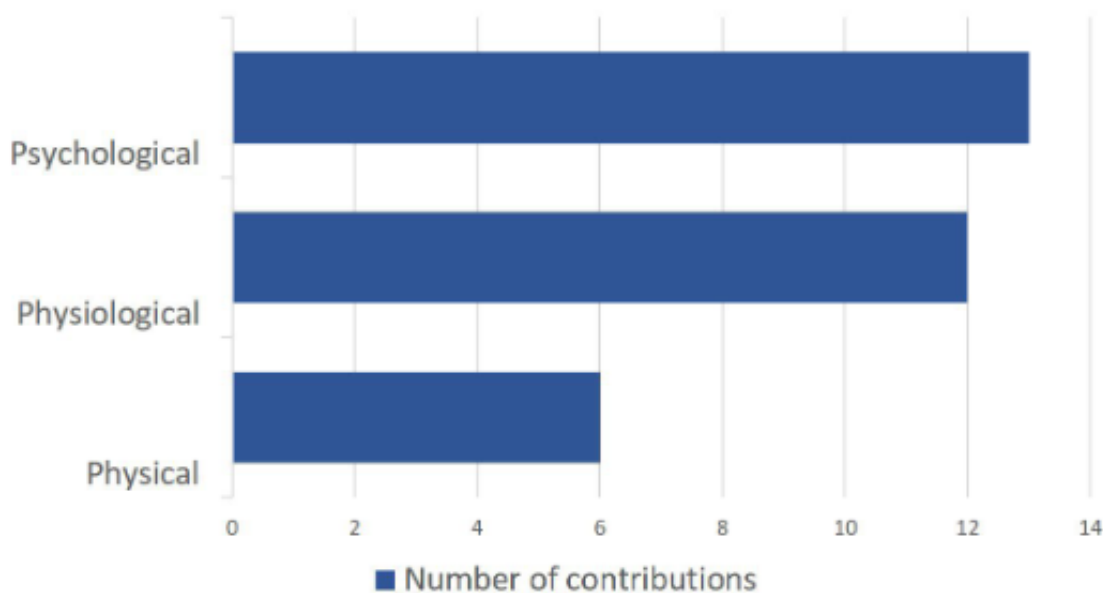


Рисунок 1.3 – Кількість досліджень порівняно з категоріями вимірювання

Нарешті, суб'єктивний тип вимірювання має на меті оцінити стрес на основі сприйняття працівниками. Він полягає у використанні опитувальників, тестів або інструментів для дослідження емоційного стану або сприйняття стресу працівниками з психологічної точки зору. Фізіологічні та психологічні вимірювання є найбільш прийнятими в літературі методами для оцінки стресу в інтелектуальних виробничих системах.

1.4.2 Фізичні вимірювання

Фізична категорія вимірювань включала дослідження стресу з точки зору пози та поведінки. Дані про позу дозволили проаналізувати, як працівники розміщуються під час виконання робочих завдань і як вони використовують інструменти та ресурси, що є в їхньому розпорядженні. Поведінкові виміри проводилися шляхом оцінки поведінки та ставлення працівників під час виконання завдань.

Як показано на рисунку 1.4, серед процитованих досліджень лише три базуються на аналізі стресу за поструральними показниками, а дві інші статті – на поведінкових показниках.

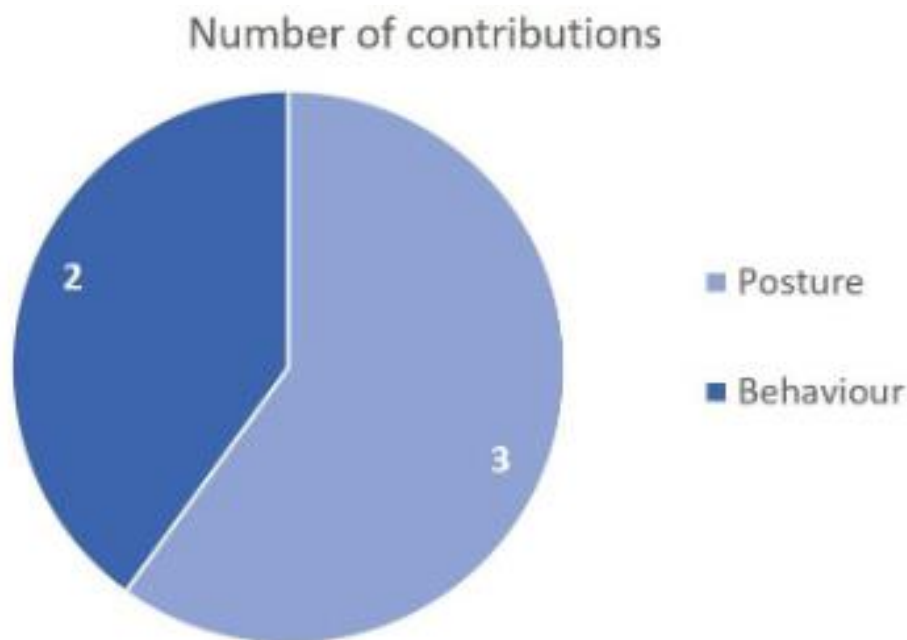


Рисунок 1.4 – Кількість досліджень у порівнянні з фізичними вимірюваннями

1.4.3. Поведінкові вимірювання

Не можна оминати увагою дослідження поведінкових спостережень, оскільки 55% комунікації внутрішнього емоційного стану відбувається через рухи тіла [66]. Однак, лише в одному дослідженні були використані індикатори мови тіла, а в двох дослідженнях з 20 – рухи тіла використовувалися для вивчення стресу.

Щодо мови тіла, Лагомарсіно та ін. [50] розглядали дотики до себе як індикатор стресу та тривоги. Дослідження включало аналіз мови тіла за допомогою відеозапису працівників, які виконують завдання, та оцінку кількості разів, коли працівники торкалися свого тіла. Індикатор

розраховувався шляхом вимірювання відстані між рукою та заздалегідь визначеною ключовою точкою на голові працівника. Кожного разу, коли виміряна відстань була меншою за попередньо визначений поріг, фіксувалася подія самоторкання, яка враховувалася при остаточній оцінці рівня стресу за формулою, наведеною нижче.

$$\text{Body language } S(t) = \sum_{S=1}^S \frac{|\text{selftouching instant}|_{S+60-t}}{60}, \quad (1.2)$$

де S дорівнює кількості подій, зареєстрованих за 1 хвилину з моменту часу $t-60$ до моменту часу t .

1.4.4 Варіанти даних для аналізу та навчання

Файл набору даних «Stress-Lysis.csv» [11,44] містить інформацію під назвою «Вологість-Температура-Кількість кроків-Рівень стресу». Цей набір даних зосереджений на визначенні та оцінці рівнів стресу у людей на основі їхньої фізичної активності. Він складається з колекції 2001 зразків, що включають дані, пов'язані з температурою тіла людини, вологістю тіла, кількістю кроків, зроблених користувачем, і відповідними рівнями стресу. Рівні стресу поділяються на три групи: низький, нормальний і високий. Цей набір даних слугує основою для розуміння взаємозв'язку між показниками фізичної активності та рівнями стресу в різних категоріях, як показано в таблиці 1.1 та на рисунку 1.5.

Хоча здоровий рівень стресу необхідний для функціонування в повсякденному житті, він може швидко почати негативно впливати на здоров'я і продуктивність, коли перевищує рівень, з яким людина може впоратися.

Таблиця 1.1 – Демонстрація використаного набору даних

Вологість	Температура	Кількість кроків	Рівень стресу
21.33	90.33	123	1
21.41	90.41	93	1
27.12	96.12	196	2
27.64	96.64	177	2
10.87	79.87	87	0
11.31	80.31	40	0
18.16	87.16	88	1
28.2	97.2	162	2
14.25	83.25	61	0
26.13	95.13	168	2
23.61	92.61	200	2
19.37	88.37	117	1

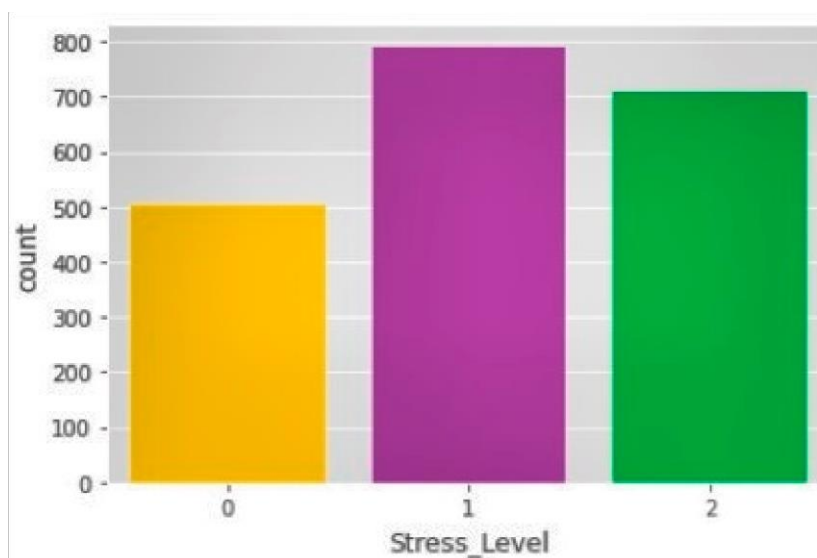


Рисунок 1.5 – Індикація рівня стресу

У таблиці 1.1 вище значення 0 відповідає «низькому рівню стресу», 1 – «нормальному рівню стресу», а 2 – «високому рівню стресу».

1.5 Класифікатори

1.5.1. Випадковий ліс

Випадковий ліс (ВЛ) – це деревоподібна структура, утворена за допомогою множини дерев рішень (ДР), де гілки будуються на основі випадково обраних параметрів [45]. Математично це можна представити наступним чином.

$$RF = \{DT_1, DT_2, \dots, DT_n\}, \quad (1.3)$$

де $\{DT_1, DT_2, \dots, DT_n\}$ представляють N окремих дерев рішень у випадковому лісі.

Це добре працює як стратегія ансамблевого навчання для мішкування. У контексті ансамблевого навчання баггінг може бути виражений наступним чином.

Об'єднання в мішки (Bootstrap-агрегування) – на основі навчального набору даних D розміром N створюються підмножини B підмножин D_1, D_2, \dots, D_B розміром N , кожна з яких формується із заміною з D .

Кожна ДТ в алгоритмі RF робить прогноз щодо класу, і ці прогнози об'єднуються шляхом голосування, щоб визначити клас, який отримує найбільшу кількість голосів. Математично це можна представити наступним чином.

$$Class Prediction(RF) = Majority_{Vote\{DT_1, DT_2, \dots, DT_n\}}, \quad (1.4)$$

де Class Prediction (RF) – це остаточний прогноз, зроблений випадковим лісом, а Majority_Vote представляє процес вибору класу з найбільшою кількістю голосів з прогнозів окремих дерев рішень. Така комбінація

прогнозів від різних ДД часто дає прогноз, який є більш точним, ніж будь-який окремий прогноз, що може бути виражено за допомогою статистичних концепцій, таких як зменшення дисперсії ансамблю.

Кількість дерев у використовуваному алгоритмі RF фіксована і дорівнює 100, а підмножини не розбиваються, якщо їх розмір менший за п'ять. Це визначає гіперпараметри випадкового лісу.

$$\text{Numbers of Trees } (N) = 100 \text{ Minimum Size For Splitting} = 5. \quad (1.5)$$

Ці гіперпараметри контролюють розмір і поведінку моделі Random Forest під час навчання і прогнозування.

1.5.2. Градієнтний бустинг (GB)

GB дійсно є ефективним алгоритмом ансамблевого навчання, який використовується як для задач класифікації, так і для задач регресії [46]. Математично градієнтний бустинг можна представити наступним чином.

$$GB = \{DT_1, DT_2, \dots, DT_n\}, \quad (1.6)$$

де DT_1, DT_2, \dots, DT_N – це N окремих дерев рішень, що використовуються в ансамблі Gradient Boosting.

Метод градієнтного підсилення послідовно будує ансамбль дерев рішень. Він розвиває слабких учнів, намагаючись зменшити функцію втраг. Математично оновлення ансамблю на кожному етапі можна описати наступним чином:

$$\text{Ensemble}_i = \text{Ensemble}_{\{i-1\}} + \text{Learning}_{\text{Rate}} * DT_i. \quad (1.7)$$

Ансамбль $\{i\}$ представляє ансамбль дерев на стадії i . $Learning_Rate$ – це гіперпараметр, який у цьому випадку дорівнює 0.1. DT_i представляє дерево рішень ith , додане до ансамблю.

Кількість оцінок у методі ансамблю GB дорівнює 100, що означає, що під час навчання до ансамблю послідовно додається 100 дерев рішень. Цей гіперпараметр контролює розмір ансамблю і може впливати на складність та продуктивність моделі.

1.5.3. Метод стекового ансамблю (SEM)

Стекінг – це потужна техніка ансамблевого навчання, яка об'єднує прогнози декількох алгоритмів машинного навчання для покращення загальної продуктивності моделі. Вона передбачає використання двох рівнів, Рівень 0 та Рівень 1.

Рівень 0 (базові моделі): На рівні 0 використовуються окремі моделі машинного навчання, які часто називають базовими моделями або предикторами. Ці базові моделі навчаються на одному і тому ж наборі даних, і кожна з них робить власні прогнози. Ці прогнози можуть стосуватися завдань класифікації або регресії.

Рівень 1 (мета-модель): На рівні 1 мета-модель використовується для об'єднання прогнозів різних моделей, отриманих на рівні 0. Замість того, щоб покладатися на прості методи, такі як жорстке голосування або усереднення, стекінг використовує більш складний підхід. Він тренує мета-модель, використовуючи передбачення рівня 0 як ознаки для генерації остаточного передбачення або класифікації.

Мета-модель дізнається, як найкраще зважити та об'єднати результати базових моделей.

Процес укладання можна описати наступним чином, нульовий рівень:

– базова модель 1 прогнозує: прогноз_1;

- базова модель 2 прогнозує: прогноз_2;
 - базова модель 3 прогнозує: прогноз_3;
- рівень 1 (Мета-модель):
- вхідні дані: [Prediction_1, Prediction_2, Prediction_3, ...];
 - мета-модель генерує остаточний прогноз: final_prediction.

Ідея стекування полягає в тому, щоб використовувати різноманітність базових моделей для виявлення різних закономірностей та інсайтів у даних. Навчаючи мета-модель на їхніх прогнозах, стекінг має на меті покращити продуктивність моделі, часто досягаючи кращих результатів, ніж окремі базові моделі або простіші ансамблеві методи. Узагальнена ілюстрація ансамблевого методу стекування наведена на рисунку 1.6.

Нижче описано псевдокод запропонованої сенсорної системи Stress-Track та методу стекового ансамблю, збір та попередня обробка даних:

- завантаження набору даних «Stress-Lysis.csv», що містить дані про вологість, температуру, кількість кроків та рівень напруги;
- розділіть набір даних на характеристики (вологість, температура, кількість кроків) і цільові змінні (рівень стресу);
- переведіть категоріальні цільові змінні (низький, нормальний, високий рівень стресу) у числові значення (0, 1, 2);
- виконаємо будь-яке необхідне очищення та попередню обробку даних.

Вимірювання температури тіла:

- виберіть відповідні датчики температури (контактні або безконтактні);
- збирайте дані про температуру тіла;
- проаналізуйте температурний режим для оцінки стану здоров'я.

Аналіз вологості:

- використовуйте датчики вологості;
- стежте за виділенням поту на долонях;

– проаналізуйте рівень потовиділення, щоб зрозуміти рівень стресу та збудження.

Аналіз кількості кроків:

- використовуйте датчик акселерометра;
- вимірюйте кількість кроків людини.
- Міра F1.

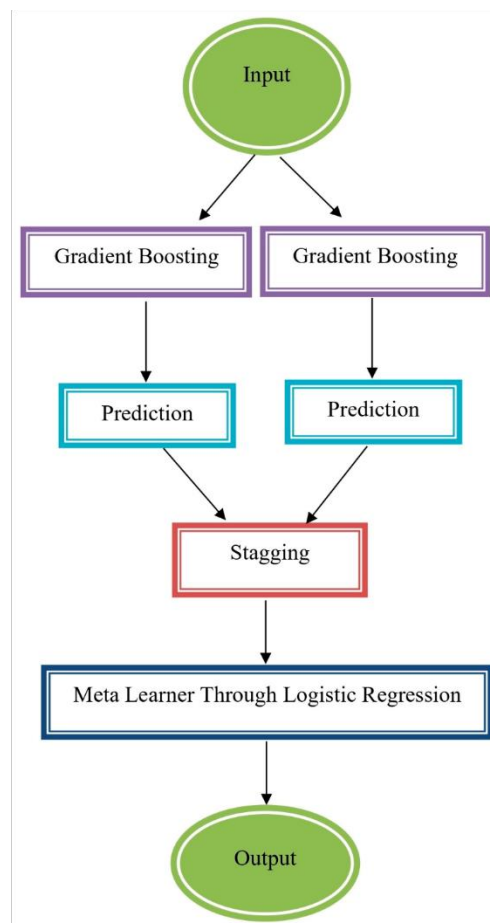


Рисунок 1.6 – Метод ансамблю стеків

Моніторинг рівня стресу може відігравати важливу роль у профілактиці проблем, пов'язаних зі стресом, а раннє виявлення стресу є життєво важливим для пацієнтів з емоційними розладами або для тих, хто працює в умовах підвищеного ризику, наприклад, хірургів, пілотів або водіїв на далекі відстані.

1.6 Огляд відомого принципу розв'язання задачі

1.6.1 Матриці ефективності

Для оцінки ефективності моделі, використаної в цьому дослідженні, було використано декілька показників, включаючи точність, міру F1 та матрицю плутанини:

- відсоток точних прогнозів, зроблених моделлю, вимірюється точністю;
- матриця плутанини – це таблиця, в якій порівнюються фактичні та очікувані класифікації для узагальнення презентації класифікатора.

Метою цього дослідження була класифікація різних рівнів стресу, і в таблиці 1.2 наведено прогнозні показники класифікації. Оцінки були зроблені для того, щоб побачити, наскільки ефективно моделі можуть класифікувати рівні стресу.

Таблиця 1.2 – Показники прогнозування

Заходь.	Визначення
T-	Точне розпізнавання негативних даних
T+	Точне розпізнавання позитивних даних
F-	Неправильна класифікація негативних даних
F+	Неправильна класифікація позитивних даних

Слова «істинно позитивний», «хибно позитивний², «істинно негативний» і «хибно негативний» використовуються для опису параметрів, коли вони оцінюються. Попередні рівняння показують, як отримати формули для точності, пригадування і точності на основі таблиці 1.2.

Крім того, наступні параметри, що розглядаються в цьому дослідженні, представлені в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Параметри моделі.

Розмір вибірки	Дизайн дослідження	Рівень значущості
2001	Експериментальний дизайн	0.05

По-перше, дослідження включало в себе вибірку загальним обсягом 2001 чоловік. По-друге, цей дизайн дослідження був прийнятий як «експериментальний дизайн». По-третє, в цьому дослідженні було встановлено рівень значущості 0,05.

1.7 Аналіз результативності методів

Пристрої Інтернету речей були додані до деяких фізичних об'єктів, що дозволило здійснювати моніторинг в режимі реального часу і передавати дані через різні протоколи зв'язку, включаючи Bluetooth і Wi-Fi. Частота серцевих скорочень, ЕКГ та ЕЕГ – ось кілька прикладів важливих фізіологічних даних, які ці датчики збирають у секторі охорони здоров'я.

У цьому дослідженні ми проводимо експериментальне дослідження з використанням набору даних «Stress-Lysis» [11,44], а наша оцінка базується на застосуванні методу ансамблю стекування. Для всебічної оцінки ефективності запропонованого підходу ми використовуємо різноманітні метрики, включаючи точність, матрицю плутанини, точність, пригадування та міру F1 [47]. Точність слугує цілісним показником того, наскільки ефективно класифікатор прогнозує рівень стресу у людей під час сну. Ця метрика дає загальне уявлення про загальну ефективність моделі в точному визначенні різних рівнів стресу. Корисність матриці плутанини стає очевидною, оскільки вона дозволяє нам глибше зануритися в результати

класифікації. Аналізуючи матрицю, ми можемо точно визначити кількість істинно-позитивних, істинно-негативних, хибно-позитивних і хибно-негативних результатів, які згенерував класифікатор. Такий рівень деталізації дає нам інформацію, яка виходить за рамки простої точності. Він розкриває здатність моделі правильно ідентифікувати позитивні та негативні приклади, а також виявляє будь-які потенційні області, в яких класифікатор може мати проблеми. Синергія цих метрик забезпечує надійну та багатогранну оцінку нашого підходу, створюючи більш повну картину його ефективності в прогнозуванні рівня стресу.

Матриця плутанини на рисунку 1.7 пропонує комплексний огляд ефективності класифікації моделі в різних категоріях при застосуванні до 20% тестових даних. Кількість прикладів, які належать до кожного з цих класів, показано в матриці. Фактичний клас представлений у кожному рядку, тоді як очікуваний клас представлений у кожному стовпчику.

True Label	0	82	1	0
	1	0	165	1
	2	1	0	151
		0	1	2
		Predicted Label		

Рисунок 1.7 – Матриця плутанини

У першому рядку (Клас 0) було 83 екземпляри, віднесені до Класу 0, і класифікатор точно визначив 82 з них як Клас 0. Однак один екземпляр було неправильно класифіковано, коли екземпляр з Класу 0 було помилково

віднесено до Класу 1. У другому ряду (Клас 1) було 166 екземплярів, які дійсно належали до Класу 1, і класифікатор правильно визначив 165 з них як Клас 1. Був один екземпляр з Класу 1, який класифікатор помилково відніс до Класу 2. У третьому ряду (Клас 2) було 152 екземпляри, які спочатку належали до Класу 2. Класифікатор правильно визначив 151 екземпляр як Клас 2. Однак один екземпляр з Класу 2 було помилково віднесено до Класу 0.

Представлені метрики в таблиці 1.4, включаючи точність, достовірність, пригадування та показник F1, відіграють важливу роль в оцінці ефективності класифікаційної моделі. Точність означає відношення правильно передбачених випадків до загальної кількості, підкреслюючи, що модель досягла вражаючих 99,5% точності у своїх прогнозах. Точність стосується точності позитивних прогнозів; в цьому випадку вона показує, що з усіх випадків, передбачених як позитивні, 99% були точними, тоді як 1% були хибнопозитивними. Відтворення, також відоме як чутливість, означає здатність моделі правильно ідентифікувати позитивні випадки, при цьому 99% справжніх позитивних результатів вловлюються, але 1% пропускається. Показник F1 (таблиця 1.4) гармонізує точність і згадування, відображаючи загальний баланс; його значення 0,99 вказує на стійку рівновагу між точними позитивними прогнозами і здатністю моделі вловлювати справжні позитивні результати.

Таблиця 1.4 – Результати класифікаційної моделі

Точність	Точність	Нагадаю.	Оцінка F1
99.5	0.99	0.99	0.99
97.1	0.89	0.91	0.99
98.3	0.92	0.89	0.94

Крива ROC (Receiver Operating Characteristic) була створена для графічного відображення результатів роботи. Компроміс між показником TP

і показником FP зображено графічно, що дозволяє ретельно оцінити прогностичні здібності моделі. На рисунку 1.8, де вісь x вказує на частоту хибно-позитивних результатів, а вісь y – на частоту істинно-позитивних результатів, показано цю криву. Ця модель ефективно розрізняє класи, про що свідчить отримане значення площі під кривою (AUC), яке становить 0,95. Це числове значення підкреслює здатність моделі ефективно класифікувати випадки у відповідні групи. Точність моделі в цьому завданні підтверджується значенням AUC 0,95, що підкреслює її здатність точно розрізнити позитивні та негативні випадки.

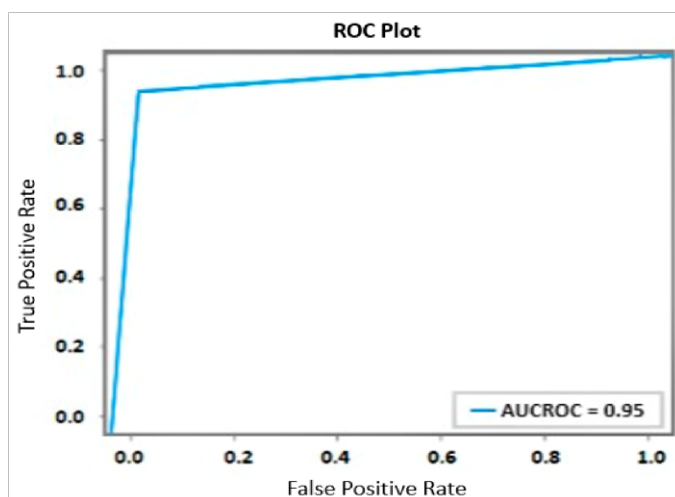


Рисунок 1.8 – Крива ROC

Як бачимо, ROC-крива для нашої моделі класифікації віддалена від кривої для випадкової моделі, але все ще досить далеко від кривої для «ідеальної» моделі.

Коли ми створюємо модель класифікації, нам хочеться, щоб модель працювала краще, ніж модель, яка ділить об'єкти за класами випадковим чином. У реальних додатках досягти ідеальної точності класифікації неможливо. Якщо обчислити площу під кривою, можна зрозуміти міру її «доброты»: чим далі крива від діагональної лінії, тим вона краща. Площу під ROC кривою називають Area Under Curve бо скорочено AUC.

2 РОЗУМНІ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ АНАЛІТИЧНІ СИСТЕМИ

2.1 Математична основа рішення

Запропонована методологія складається з трьох основних частин, як показано на рисунку 2.1. Основною метою є виявлення соціального стресу за допомогою безконтактних фізіологічних сигналів, витягнутих з відеозаписів обличчя за допомогою методів DL. У першій частині інструментарій pyVHR (Python framework for Virtual Heart Rate) [54] використовується для захоплення та оцінки ударів за хвилину (BPM) з відеоданих обличчя. Друга частина включає в себе збільшення оціненого BPM і згодом вводиться в чотири моделі DL (рекурентна нейронна мережа (RNN), LSTM, GRU і 1D-CNN). Ефективність цих моделей потім оцінюється і порівнюється на основі певних метрик. Запропонована методологія реалізована за допомогою мови Python 3 та відповідних бібліотек для маніпулювання даними, з використанням графічного процесора NVIDIA (GPU) з архітектурою Compute Unified Device Architecture (CUDA) версії 12.2 та бібліотеки CUDA Deep Neural Network (CuDNN). Слід зазначити, що для оцінки BPM були використані параметри за замовчуванням pyVHR, включаючи розмір вікна⁸, розмір патчу⁴⁰ і фільтр до/після. Обрані методи включають підходи Regions of Interest (ROI): цілісний та опуклої оболонки, а також CuPy CHROM, Torch CHROM та CuPy POS.

Інтеграція Інтернету речей і машинного навчання в моніторингу стресу має потенціал для підвищення точності та ефективності виявлення стресу і втручання. Використовуючи алгоритми машинного навчання, зібрані дані можна аналізувати в режимі реального часу, що дозволяє виявити стрес на ранніх стадіях і втрутитися до того, як він погіршиться. Це може мати значний вплив на якість життя і загальний стан здоров'я людини. З розвитком технологій носячих датчиків і алгоритмів ML точність і

ефективність виявлення стресу і втручання, ймовірно, покращиться в майбутньому.

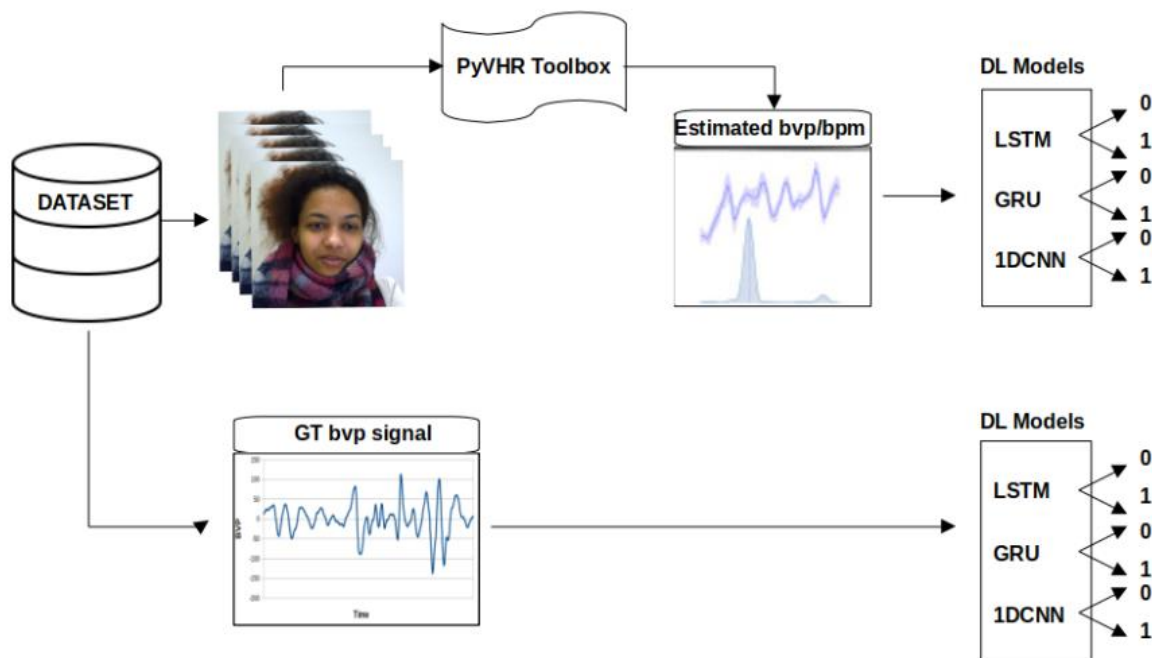


Рисунок 2.1 – Структура виявлення стресу

Набір даних UBFC-Phys включає дані 56 здорових людей, з яких 12 учасників були виключені через технічні проблеми та відсутність згоди [29]. Учасники віком від 19 до 38 років (середній вік 21,8 років, стандартне відхилення 3,11) включають 46 жінок і 10 чоловіків. У дослідженні рівень стресу викликали за допомогою модифікованої версії Трірського тесту соціального стресу (TSST) [55]. Учасники виконували три завдання: 10-хвилинний відпочинок, який слугував абазеліном, мовленнєве завдання та арифметичне завдання. Мовленнєві та арифметичні завдання мали на меті викликати стрес через загрозу соціального оцінювання. У тестовому сценарії мовленнєве завдання імітувало співбесіду з додатковим експертом за допомогою відеодзвінка для посилення загрози соціальної оцінки. Арифметичне завдання передбачало зворотний відлік часу з варіаціями. Для цілей, викладених у цій статті, увага приділяється сигналам BVP, що

відповідають дійсності (GT), позначеним як T1 і T2 для стресового і нестресового класів, відповідно. Ці сигнали, отримані за допомогою браслета Empatica 4 з частотою дискретизації 64 Гц, складаються з векторів по 11 520 точок даних ($64 \times 180 = 11\,520$). Згодом перші 500 точок даних сигналів GT BVP для суб'єктів s1 – s4 були нанесені на графік, щоб візуально показати вплив стресу (T1) і нестресу (T2) на поведінку сигналу. Ці графіки наведено на рисунку 2.2.

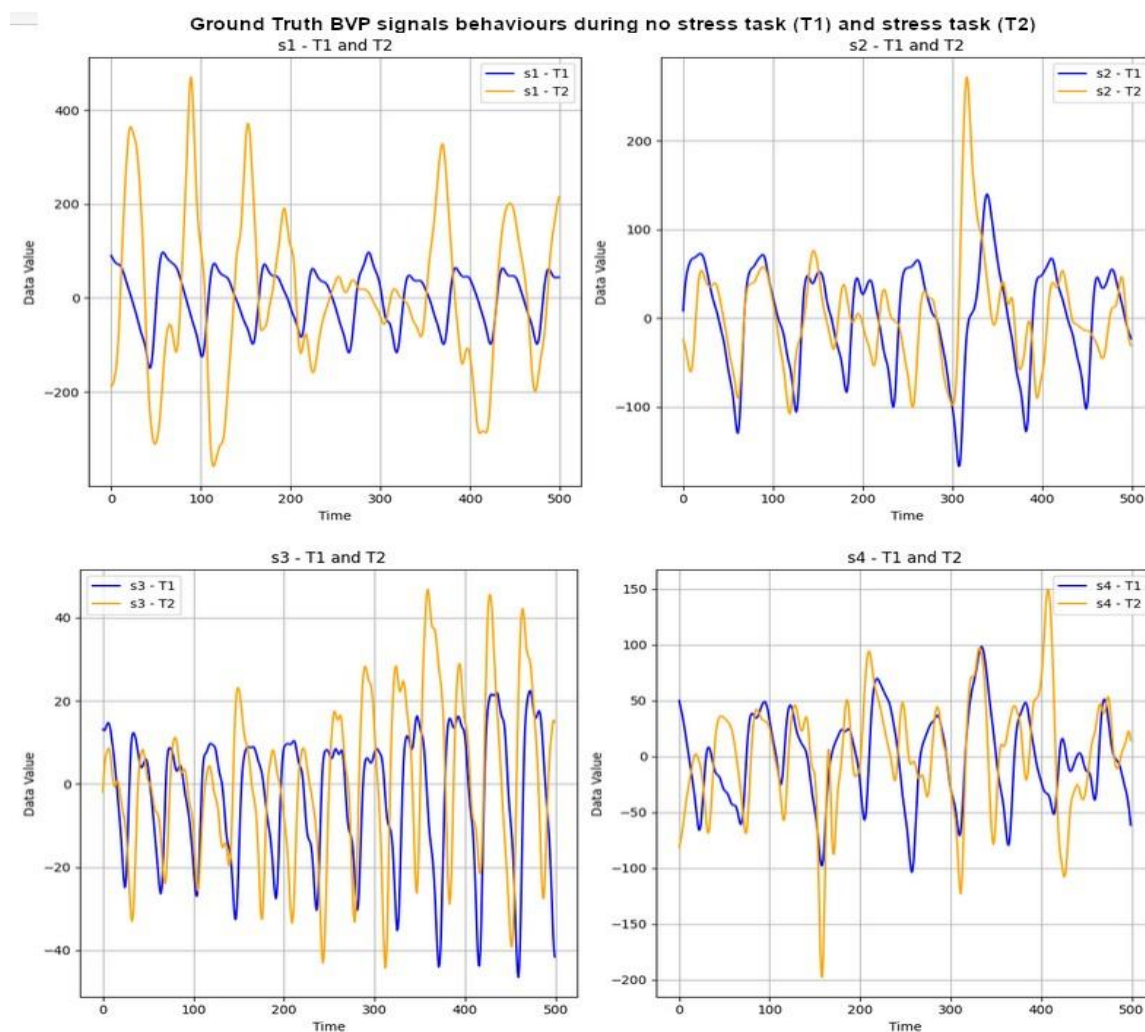


Рисунок 2.2 – Поведінка сигналів GT BVP під час виконання завдання без стресу

Обробка даних включала застосування швидкого перетворення Фур'є (Fast Fourier Transform (FFT)) для генерації частотних характеристик з сигналів пульсового об'єму крові (BVP). Крім того, доповнення даних було реалізовано за допомогою лінійної інтерполяції та гауссівського білого шуму. Вони дають можливість оцінювати та порівнювати між собою моделі класифікації, не прив'язуючись до конкретного порогу класифікації.

Таблиця 2.1 – Деталізація параметрів для аналізу

Параметри	Опис
Вікно	Кількість послідовних відеокадрів, оброблених для оцінки фізіологічного сигналу.
Цілісний	Техніка виділення шкіри, яка створює основу для розрахунку RGB-траси, що досягається шляхом обчислення середньої інтенсивності кольору шкіри обличчя для кожного каналу окремо.
Опуклий корпус	Екстрактор шкіри, який виокремлює область очей і рота з решти обличчя. Він пропонує надійне виявлення та відстеження обличчя та орієнтирів у реальному часі.
CuPy CHROM	Метод на основі хроматизму, який використовується для виведення імпульсного сигналу з RGB-трас, побудованих за допомогою бібліотеки CuPy Python, призначеної для обчислень на GPU з масивами з відкритим вихідним кодом.
Torch CHROM	Побудовано за допомогою PyTorch – фреймворку ML з відкритим вихідним кодом, який полегшує побудову, навчання та розгортання моделей DL за допомогою динамічного обчислювального графу.
Cupy POS	Plane POS – ще один метод, який також використовується для виведення імпульсного сигналу з RGB-трас, але з площини проекції, перпендикулярної до тону шкіри, побудованої за допомогою бібліотеки CuPy.

Лінійна інтерполяція, як ілюструє рівняння (2.1), доповнюється оцінкою значень між наявними точками даних, створюючи прямі лінії, що з'єднують ці точки.

$$y = y_1 + (x - x_1) \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}, \quad (2.1)$$

де x_1 та y_1 – перші координати, x_2 та y_2 – другі координати, x – точка для виконання інтерполяції, y – інтерпольоване значення.

Альтернативно, метод гауссівського доповнення білого шуму генерує серію випадкових значень з використанням гауссівського розподілу, (рівняння 2.2). Отримана послідовність має характеристики білого шуму. Гауссівський білий шум слугує багатьом цілям, окрім розширення набору даних. Він корисний для імітації невизначеності, випадковості або властивої мінливості, притаманної реальним даним.

$$series[i] = X_i, \text{ for } i = 1, 2, 3, \dots, 1000, \quad (2.2)$$

де $X_1, X_2, X_3, \dots, X_{1000}$ – незалежні та однаково розподілені випадкові величини, що підпорядковуються гаусівському розподілу із середнім значенням $\mu = 0.0$ та стандартним відхиленням $\sigma = 1.0$.

2.2 Підходи на основі нейромереж

Для виявлення стресу та оцінки ефективності та результативності моделей було обрано набір DL-моделей. Через внутрішні структурні відмінності між моделями DL на основі RNN, зокрема LSTM і GRU, та згорткових нейронних мереж (CNN), було розроблено три моделі 1 DCNN-багатошарового перцептрона (MLP). Одна з цих моделей за кількістю нейронів, представлених у вигляді «фільтрів» у CNN, дуже схожа на

архітектуру моделей на основі RNN. Однак, замість використання LSTM або GRU-шарів, були використані згорткові одновимірні шари (Conv1D). Ці моделі також включають шари Maxpooling1D і сплющені шари, а також специфічні параметри і функції, такі як розмір ядра і активація випрямлених лінійних одиниць (ReLU). Дві інші моделі 1D-CNN мають додаткові шари CNN і MLP та різний «розмір пулу». Важливо зазначити, що обмежений розмір вибірки оцінених сигналів BPM (лише 172 точки даних на відео) з інструментарію ruVHR не дозволив оцінити продуктивність 1D-CNN моделей версій 2 і 3 з огляду на їхні відповідні архітектури. Детальну архітектуру, опис шарів, параметри та функції 1D-CNN-MLP моделей наведено нижче. Потік розрахунку 1D-CNN з 3 шарами CNN і 2 шарами MLP, позначений як «CNNv2», проілюстровано на рисунку 2.3.

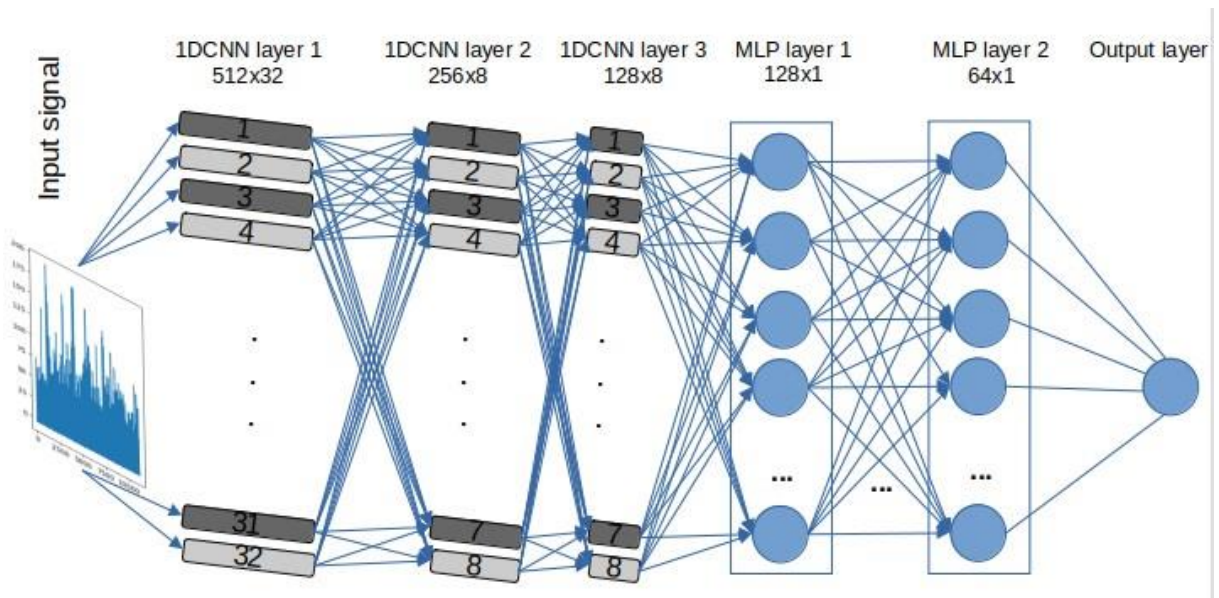


Рисунок 2.3 – Архітектура D 3x CNN-2x MLP – позначена 1D-CNNv2

2.1 RNN

Рекурентна нейронна мережа (RNN) – це різновид штучної нейронної мережі, що використовується в NLP. RNN спроектована таким чином, щоб

виставляти послідовні входи даних. Впроваджуючи архітектуру з прихованим станом $h(t)$ і петлями, цей тип нейронних мереж дозволяє зберігати раніше оброблену інформацію. Загальна візуалізація такої моделі представлена на рисунку 2.4.

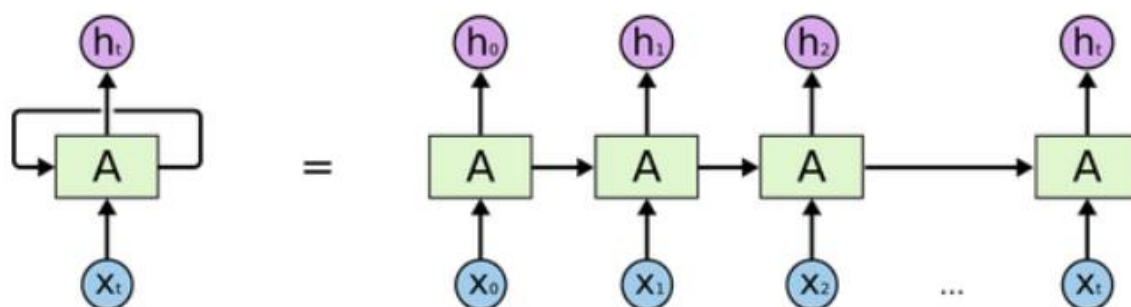


Рисунок 2.4 – Відображення структури RNN

Якщо припустити, що RNN використовується для прогнозування слів або символів, а вихід – дискретний, то математичне формулювання прямого поширення на кожному часовому кроці ванільної RNN виглядає наступним чином (Goodfellow, Bengio, and Courville, 2016):

$$a^{(t)} = b + Wh^{(t-1)} + Ux^{(t)}, \quad (2.2)$$

$$a^{(t)} = \tanh(a^t), \quad (2.3)$$

$$o^{(t)} = c + Vh^{(t)}, \quad (2.4)$$

$$\hat{y}^{(t)} = \text{softmax}(o^t), \quad (2.5)$$

де $x^{(t)}$ – вхідний вектор, $y^{(t)}$ – вихідний вектор, що представляє розподіл ймовірностей за словниковим запасом на кроці часу t . Параметрами моделі

є вектори зсуву та матриці ваг U , V та W . Прихований стан $h^{(0)}$ ініціалізується на першій ітерації. Матриці U , V та W відповідно обчислюють зв'язки «вхід-приховане», «приховане».

Головною перевагою перед N -грамними LM, де можна було б враховувати лише кінцеве вікно з кінцевим розміром контексту, є можливість RNN обумовлювати модель усіма попередніми словами у реченні.

Навіть незважаючи на те, що попередні результати на невеликих корпораціях були багатообіцяючими, Mikolov et al, 2010 зауважили, що ванільний RNN, навчений градієнтним спусканням, не здатен вловлювати довгу контекстну інформацію.

Під час навчання дуже глибоких рекурентних нейронних мереж виникають дві поширені проблеми: закриття градієнтів та їхнє вичерпне кодування. Завдяки процесу backpropagation, який, по суті, є застосуванням ланцюгового правила, градієнт з найпізніших шарів множиться на матриці, щоб потім поширюватися на початок мережі. Якщо найбільші власні значення цих матриць менші за одиницю, то значення градієнта дорівнюватиме нулю, якщо в мережі багато шарів, що називається проблемою зникаючих градієнтів. З іншого боку, якщо найбільші власні значення більші за одиницю, то значення градієнта буде йти до нескінченності – це проблема вибухаючих градієнтів.

2.2 LSTM

Для процесу класифікації модель потребує зіставлення вхідних даних та вихідних даних. Існують різні методи, які можуть бути використані для процесу класифікації, і найбільш поширеними з них є логістична регресія, метод найближчих сусідів, наївний Байєс, машини опорних векторів, дерева рішень та штучні нейронні мережі. Ці методи класифікації потребують кожен екземпляр як один знімок (вектор фіксованого розміру). Іншими

словами, внутрішній стан не оновлюється в часі. Тому, якщо є дані послідовності, нам потрібно знайти спосіб представити дані, що змінюються в часі, у формі, яку сприймає модель. Для перетворення даних часових рядів до єдиного значення зазвичай обчислюють описову статистику, таку як сума, середнє значення, стандартне відхилення тощо. Крім того, існують деякі інструменти для конкретних областей для представлення даних часових рядів в альтернативному представленні, наприклад, перетворення Фур'є. Однак жоден з цих методів не може повністю представити дані послідовності. Завжди є щось, чого не вистачає в даних, наприклад, залежності даних.

Завдяки структурі рекурентної нейронної мережі (RNN) ми можемо навчати модель класифікації без необхідності попередньої обробки для зменшення форми ознак послідовності до одного вектора знімків. Внутрішній стан моделі RNN оновлюється в часі під час навчання моделі, щоб вона могла ідентифікувати взаємозв'язки між кожною послідовністю. Ми можемо уявити собі RNN як кілька копій мережі в циклі, і інформація може передаватися через мережу до іншої в цьому циклі. Таким чином, він може передавати дані з одного кроку на інший у послідовності. Обробка природної мови та інші типи додатків, в яких використовуються послідовні дані – це області, в яких RNN досягли виняткових результатів. Тим не менш, через проблему зникаючого або вибухаючого градієнта RNN може добре працювати лише на короткострокових залежностях [14]. Відповідно, з'явилася довга короткочасна пам'ять (LSTM) [15], щоб вирішити цю проблему короткочасних залежностей і змусити мережу запам'ятовувати більш тривалі залежності. На додаток до структури RNN, LSTM має стан комірки, який передає інформацію через комірки LSTM з незначною зміною інформації. Отже, поведінка мережі за замовчуванням полягає в запам'ятовуванні довгострокових залежностей, приклад на рисунку 2.5, 2.6.

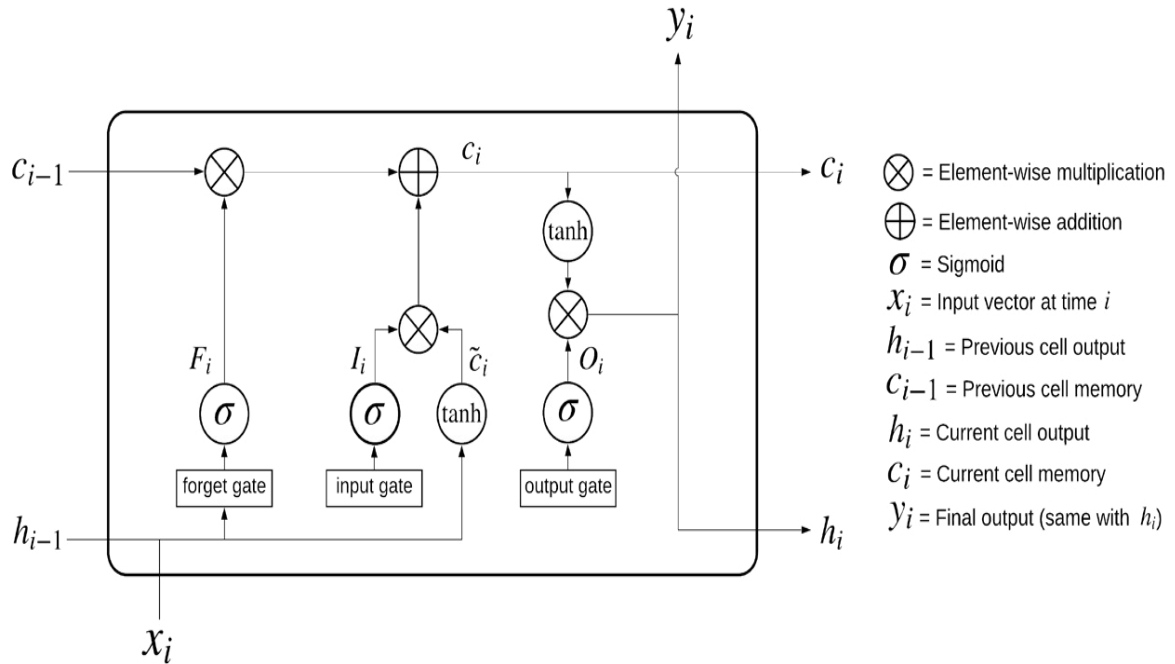


Рисунок 2.5 – Клітинка lstm

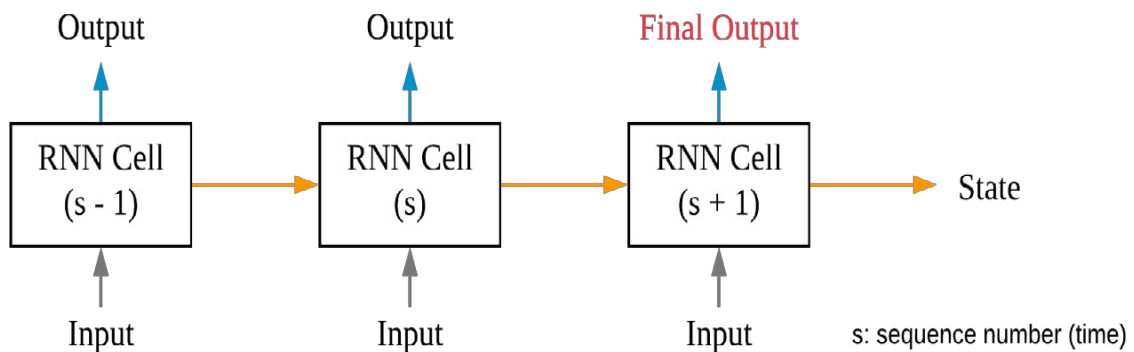


Рисунок 2.6 – Робочий процес rnn

Крім того, структура LSTM включає три вентиля (вентиль забування, вентиль оновлення, вентиль виведення), які приймають рішення про інформацію, що переходить до наступної комірки. Вентиль забуття вирішує, яка інформація видаляється, вхідний вентиль вибирає, які значення оновлювати, а вихідний вентиль визначає, що буде на виході комірки. Структуру комірки LSTM та робочий потік даних LSTM можна побачити на

рис. 3 та рис. 4 відповідно. Математичні розрахунки комірки LSTM описуються рівняннями 1, де F_i – це вентиль забування, I_i – вхідний вентиль і O_i – вихідний вентиль комірки. x_i – вхідні значення, W з різними підкресленнями представляють вагову матрицю кожного з даних, а підкреслення i позначає послідовність (час) в мережі LSTM. \tilde{c}_i , c_i – значення оновлення для попереднього та нового стану комірки відповідно. h_i – вихід комірки.

$$F_i = \sigma(W_f[h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (2.6)$$

$$I_i = \sigma(W_I[h_{i-1}, x_i] + b_I) \quad (2.7)$$

$$\tilde{c}_i = \tanh(W_f[h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (2.8)$$

$$c_i = F_i \odot c_{i-1} + I_i \odot \tilde{c}_i \quad (2.9)$$

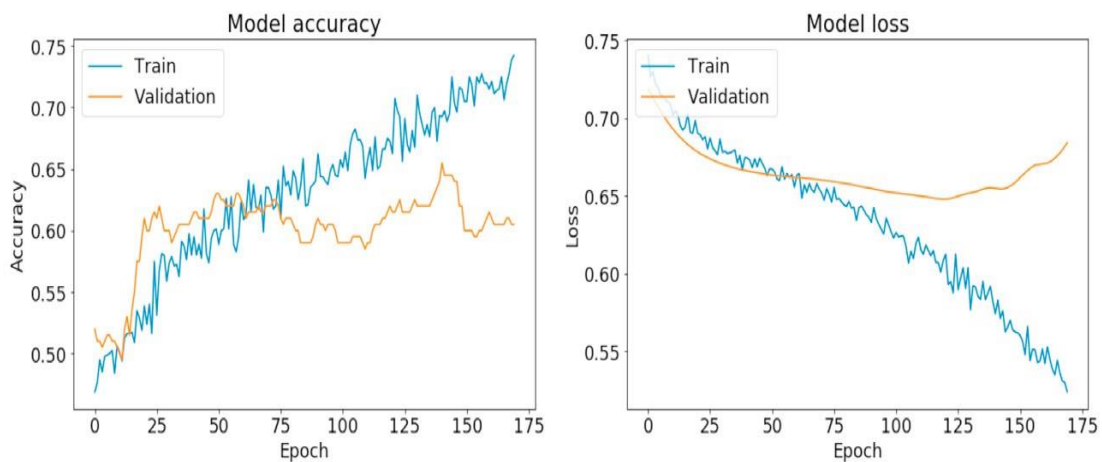
$$O_i = \sigma(W_o[h_{i-1}, x_i] + b_o) \quad (2.10)$$

$$h_i = O_i \odot \tanh(c_i). \quad (2.11)$$

Для порівняння результатів з аналогічним набором даних ми обрали 2 нові та перспективні алгоритми: CNN (згортова нейронна мережа) та CNN-LSTM (згортова нейронна мережа – довга короткочасна пам'ять) [16].

Щоб досягти найкращого результату з набору даних, ми спробували різні архітектури моделей. Для LSTM-моделі для створення структури класифікації було використано один LSTM-шар з 64 вузлами та коефіцієнтом відсіву 0,2, один повністю з'єднаний шар з 64 вузлами, шар з коефіцієнтом відсіву 0,2 та один повністю з'єднаний шар з одним вузлом. Для функції активації було використано гіперболічний тангенс, а швидкість

навчання становила 0,0003. Бінарна перехресна ентропія/логарифмічні втрати та оптимізатор Адама були використані для функції втрат та оптимізації відповідно. Для моделі CNN було використано 2 шари згортки, шар максимального об'єднання, 2 шари згортки, глобальне середнє об'єднання та шар відсіву. Нарешті, для моделі CNN-LSTM було використано 1 шар згортки, шар максимального об'єднання, шар LSTM і повністю з'єднані шари (рисунки 2.7).



Рисунки 2.7 – Точність та втрати тестових даних у кожен епоху

2.4 Процес аналізу точності класифікації

Точність – дає загальне уявлення про те, наскільки добре модель справляється з класифікацією між напруженням і ненапруженням. Чим вище значення, тим вища точність моделі.

$$Ac = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FN} \quad (2.12)$$

Нагадаємо, ця метрика також відома як метрика чутливості або частота істинно позитивних результатів. Вона обчислює частку істинно позитивних прогнозів від усіх фактично позитивних випадків. У контексті

цього дослідницького проекту високе значення відгуку вказує на те, що модель є чутливою до виявлення соціального стресу, що є критично важливим для її практичного застосування.

$$Re = \frac{TP}{TP+FN}. \quad (2.13)$$

Точність – обчислює частку істинно позитивних прогнозів серед усіх позитивних випадків. Чим вище значення, тим точніше модель прогнозує істинно позитивні випадки. Це допомагає мінімізувати помилкові спрацьовування, що має вирішальне значення при оцінці стресу.

$$Pr = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (2.14)$$

F1 – Ця метрика дає збалансоване уявлення про роботу моделі, враховуючи як точність, так і здатність до запам'ятовування. У класифікації стресу досягнення балансу між мінімізацією помилкових спрацьовувань Pr та помилкових неспрацьовувань Re є життєво важливим. Високе значення F1 вказує на те, що модель точно ідентифікує випадки соціального стресу і мінімізує помилкові класифікації.

$$F1 = 2 * \frac{Pr * Re}{Pr + Re}, \quad (2.15)$$

де результатами класифікації є істинно позитивний (TP), істинно негативний (TN), хибно позитивний (FP) та хибно негативний (FN).

2.5 Експериментальні результати

Візуалізації, представлені нижче, дають чітке уявлення про контрастні характеристики між завданням без стресу (T1) і завданням, викликаним

стресом (T2), як у часовій, так і в частотній області. При аналізі в часовій області сигнал T1 демонструє коливання в діапазоні від -250 до 250 одиниць, тоді як за наявності стресу під час T2 цей діапазон стає ширшим, охоплюючи від -500 до 500 одиниць. Така зміна діапазону свідчить про потенційно підвищену фізіологічну реакцію під час виконання стресового завдання. Аналогічно, коли ми заглиблюємося в частотну область, ми помічаємо паралельну закономірність. У частотній області сигнал T1 представляє значення, що коливаються між 0 і 1, тоді як сигнал T2 демонструє ширший діапазон від 0 до 5. Ця розширена варіація в частотній області ще більше підкреслює різницю між ненапруженим і напруженим станом. Більше того, наслідки цих спостережень виходять за рамки простої візуалізації. Сигнал у частотній області має величезний потенціал для навчання і тестування методів глибокого навчання, спрямованих на класифікацію стресу. У той час як необроблений VVP-сигнал інкапсулює часові патерни, частотна область дає уявлення про основні частотні компоненти, які впливають на ці патерни. Витягуючи особливості з частотної області, моделі глибокого навчання потенційно можуть фіксувати і використовувати характерні спектральні характеристики, пов'язані зі стресом. Графік на рисунку 2.8 ілюструє сигнали GT VVP досліджуваного 1 під час виконання завдань T1 і T2 до і після застосування ШПФ до даних.

Ми знайшли оцінену частоту серцевих скорочень (ЧСС), отриману з відео T1 суб'єкта 1 за допомогою методу CuPy CHROM з набору інструментів pyVHR. Ця візуалізація ілюструє стан до і після доповнення за допомогою лінійної інтерполяції, з якої можна зробити висновок, що розширення вихідного набору даних зі 173 точок до 11 009 точок не змінило основного сигналу, посилюючи узгодженість між вихідними і доповненими даними. Оброблений і доповнений набір даних потім розділяється на навчальний, валідаційний і тестовий, використовуючи 10% для валідації і 10% для тестування.

Аналогічно, на рисунку 2.9, 2.10 показано розрахункову частоту серцевих скорочень (ЧСС), побудовану на основі відеозаписів T1 і T2 суб'єкта 1 за допомогою методу CuPy CHROM з набору інструментів ruVHR. Ця візуалізація ілюструє стан до і після аугментації з використанням білого шуму, з якої можна зробити висновок, що розширення вихідного набору даних зі 173 точок до 11 180 точок не змінило основний сигнал.

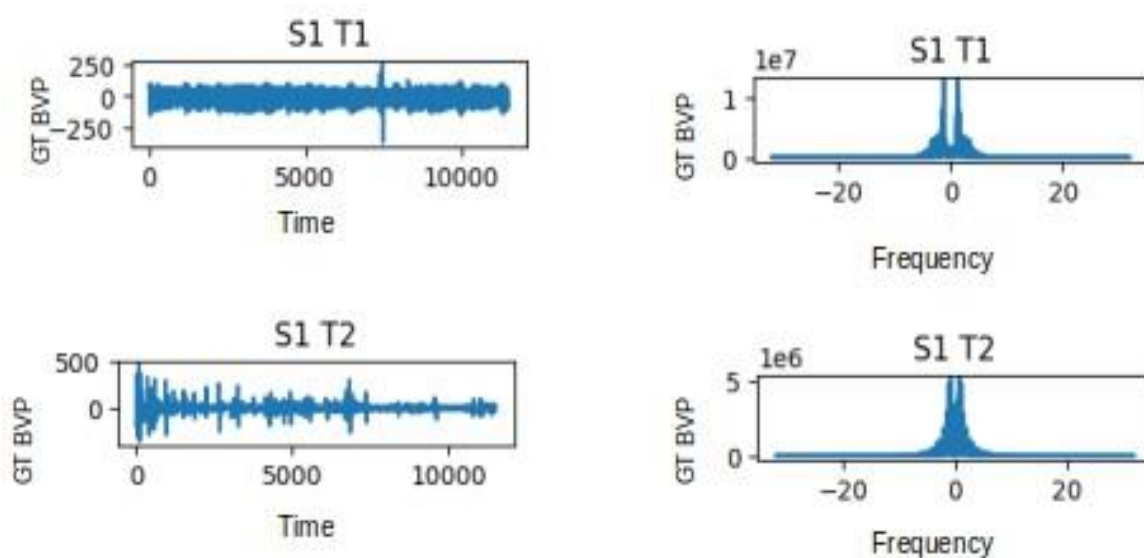


Рисунок 2.8 – Графіки, що відображають часові (TD) та частотні (FD) представлення сигналів GT BVP для досліджуваного 1 під час виконання завдань T1 та T2.

Зрештою, наша мета – оцінити та покращити стан психічного здоров'я людини, використовуючи поведінкові дані та алгоритми штучного інтелекту. Ми зосереджені на даних мобільних телефонів і зацікавлені в прогнозуванні психічного комфорту людини, що вимагає даних про реакцію, які ми прогнозуємо в майбутніх випадках. Для цього тестуються історичні дані та алгоритмічні методи.

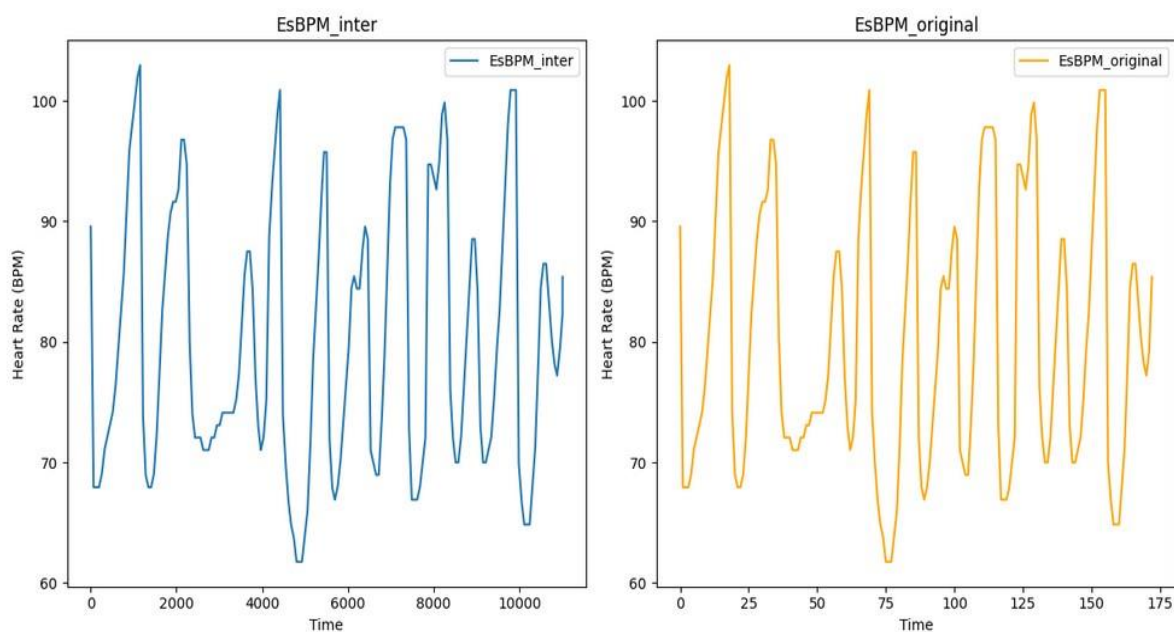


Рисунок 2.9 – Графік оціненої ЧСС, витягнутої з відео Т1 досліджуваного 1 за допомогою методу CuPy CHROM, до і після аугментації з використанням лінійної інтерполяції.

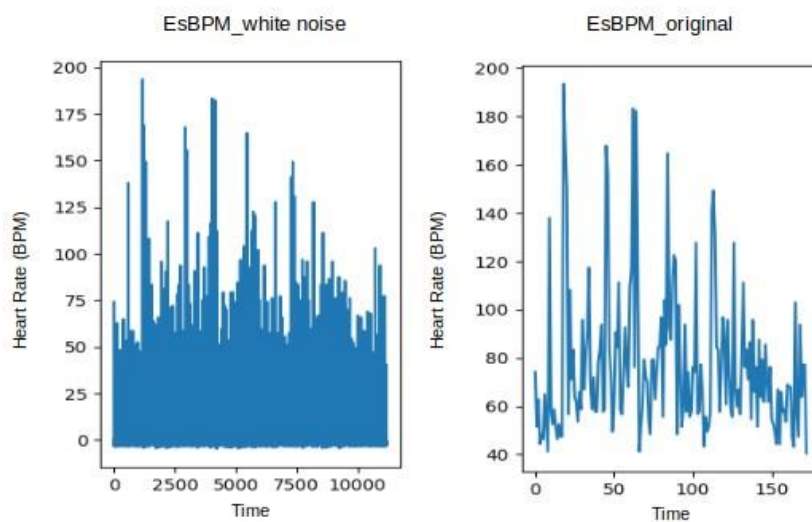


Рисунок 2.10 – Графік оціненої ЧСС, витягнутої з відео Т1 досліджуваного 1 за допомогою методу CuPy CHROM, до і після доповнення білим шумом

3 РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ МОНІТОРИНГУ СТРЕСУ

3.1 SMA алгоритм із зовнішніми датчиками

Натільні датчики, які є частиною запропонованої концепції моніторингу стресу, є простими у використанні для кожного. Запропонований алгоритм моніторингу стресу (SMA) складається з чотирьох основних фаз, як показано на рис. 1: (1) фаза збору даних, (2) фаза обробки даних і сигналів, (3) фаза прогнозування і (4) фаза оцінки ефективності моделі. Запропонований алгоритм моніторингу стресу (SMA) з використанням натільних датчиків – це чотирифазний алгоритм, який спрямований на моніторинг і прогнозування рівня стресу у людей. Ось короткий огляд кожної фази:

- етап збору даних, на цьому етапі дані збираються з датчиків, що носяться, які включають фізіологічні сигнали, такі як варіабельність серцевого ритму (BCR), провідність шкіри та температуру. Датчики носять протягом дня, і дані збираються безперервно;

- етап обробки даних і сигналів – дані, зібрані з датчиків, проходять кілька етапів обробки, щоб виокремити відповідні ознаки, які вказують на стрес. Цей етап включає попередню обробку даних, вилучення ознак, відбір ознак і нормалізацію;

- етап прогнозування після того, як відповідні ознаки вилучені, наступним кроком є використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування рівня стресу людини. Алгоритми машинного навчання, що використовуються на цьому етапі, включають дерева рішень, машини опорних векторів і штучні нейронні мережі,

- етап оцінки ефективності моделі. На останньому етапі оцінюється ефективність моделі. Модель тестується на окремому наборі

даних, щоб оцінити її точність у прогнозуванні рівнів стресу. Ефективність моделі оцінюється на основі різних метрик.

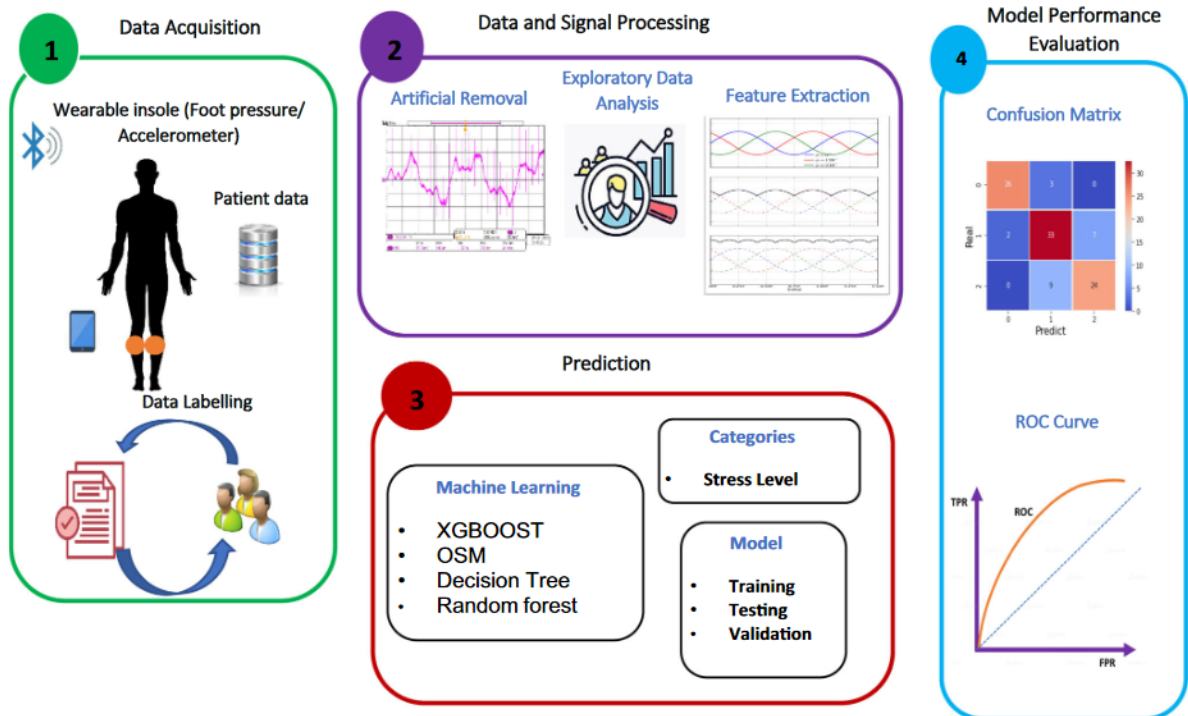


Рисунок 3.1 – Загальна схема функціонування системи

3.2 Аналіз ефективності методів ДЛ, застосованих до сигналу rPPG

Нижче ми наведемо найкращі результати, отримані в цій статті як для необроблених даних GT (TD), так і для оброблених даних GT (FD). Результати розташовано в порядку спадання, виділяючи найефективніші моделі та їхню відповідну точність. Крім того, наведено час обчислень для кожної моделі, щоб можна було порівняти час виконання різних моделей. Існує помітна різниця в обчислювальній ефективності між моделями CNN та моделями LSTM і GRU. Модель 1D-CNNv1 виконала 50 епох всього за 4,24 с, тоді як модель LSTMv2 потребувала приблизно 1 хв. 30 с для досягнення того ж результату. Точність моделей варіюється між приблизно 41,67% і 83,33%, і очевидно, що найкращі результати були

отримані з використанням даних TD. Однак, деякі моделі демонструють різні результати в залежності від області. Наприклад, модель 1D-CNNv2 досягає значно кращої точності (83,33%) у часовій області порівняно з її точністю (50,00%) у частотній області. Навпаки, модель GRUv2 демонструє вищу точність (62,50%) у ФД порівняно з точністю (58,33%) у ЧД. Щодо кількості епох для навчання та тестування моделей, можна зробити висновок, що більшість моделей потребували лише 50 або менше епох. З іншого боку, модель 1D-CNNv2 досягла найвищої продуктивності приблизно на 60-й епісі, як показано на рисунку 3.2.

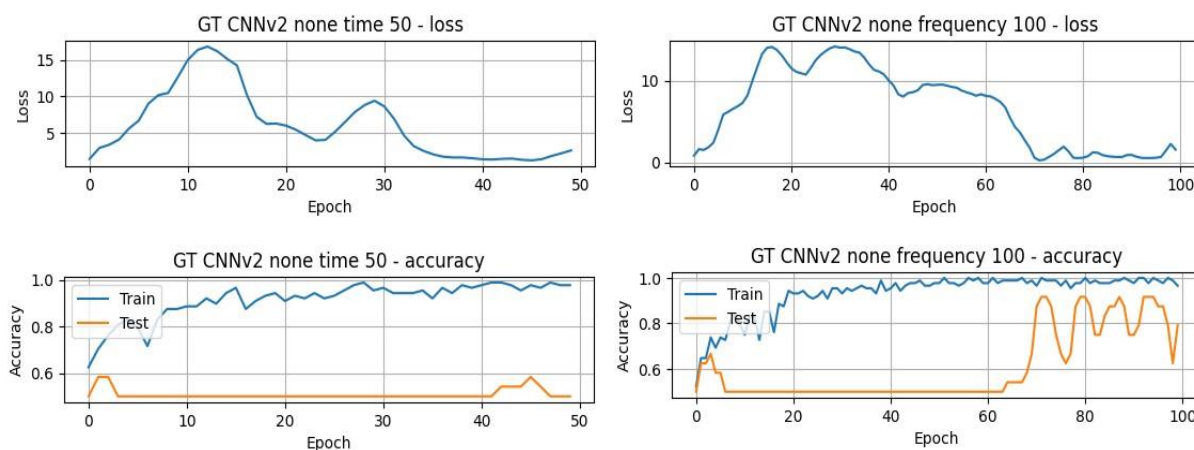


Рисунок 3.2 – Криві валідаційних втрат, поїздів та точності моделі GT-1D-CNNv2.

Основний науковий внесок роботи полягає в застосуванні одного з найкращих алгоритмів для послідовних даних (LSTM) для розпізнавання щоденного стресу за даними пасивних мобільних телефонів. Рекурентні нейронні мережі (RNN) та похідні дають одні з найкращих результатів для послідовних даних за останні роки. Завдяки робочій структурі RNN, виявлення взаємозв'язків між кожною ознакою і перенесення значущого аспекту від початку послідовності до кінця є основними перевагами, (рисунок 3.3).

DL Method	Domain	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Time [s]
1D-CNNv2	time	100	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	28.08
LSTMv1	time	100	79.17%	100.00%	58.33%	73.68%	122.62
GRUv1	time	50	79.17%	81.82%	75.00%	78.26%	60.68
GRUv1	time	100	79.17%	81.82%	75.00%	78.26%	119.67
1D-CNNv3	time	50	79.17%	81.82%	75.00%	78.26%	15.21
LSTMv2	time	50	75.00%	87.50%	58.33%	70.00%	92.04
LSTMv2	time	100	75.00%	87.50%	58.33%	70.00%	182.08
GRUv2	time	50	75.00%	80.00%	66.67%	72.73%	89.58
GRUv2	time	100	75.00%	80.00%	66.67%	72.73%	175.43

Рисунок 3.3 – Відображення порівнянь відомих алгоритмів

Щодо точності та пригадування вище, то в деяких випадках точність збалансована з пригадуванням, тоді як в інших випадках очевидні компроміси. Як зазначалося раніше, моделі з високою точністю і високими показниками пригадування ефективно класифікують випадки стресу (істинно позитивні) і мінімізують як хибнопозитивні, так і хибнонегативні результати. Наприклад, модель 1D-CNNv2 досягла такого балансу, маючи точність 83,33% і показники точності та пригадування 83,33%. З іншого боку, моделі з високим показником Recall, але низькою точністю прогнозують більше випадків як стресових, включаючи ті, які є невизначеними. Це корисно, коли пріоритетом є виявлення всіх випадків стресу, навіть якщо це означає більше хибних спрацьовувань. Модель GRUv1 у FD демонструє цю закономірність: Recall становить 91,67%, а точність – 61,11%. Також очевидно, що модель 1D-CNNv2 досягла найвищої точності 83,33% серед протестованих методів. Це свідчить про те, що вона може бути найефективнішою моделлю для класифікації напружених і ненапружених станів за сигналами GT-BVP. На рисунку 3.4 можна зробити висновок, що результати, досягнуті традиційним методом машинного

навчання, застосованим авторами набору даних (75%), та CNN-MLP моделлю, використаною в дослідженні Хасанпура та ін. (82%) [54], були перевершені в цій роботі на 83,33%.

Work	PPG Method	ML-Method	Accuracy
This work	contact	1D-CNN-MLP	83.33%
	remote		95.83%
UBFC-Phys [29]	contact	SVM-linear kernel	73.00%
	remote	SVM-RBF kernel	85.38%
Stress detection using PPG signal and combined deep CNN-MLP network [56]	contact	CNN-MLP	82.00%

Рисунок 3.4 – Аналіз алгоритмів аналогічних досліджень

Переходячи до продуктивності моделей DL на оцінених BPM, ми отримали результати, враховуючи різні методи вилучення BPM на інструментарії pyVHR (CuPy-CHROM, CuPy-POS і Torch-CHROM), різні епохи (50-100), методи доповнення (відсутність, лінійна інтерполяція і білий шум), версії моделей DL, входні домени (TD і FD), метрики оцінювання (точність, точність, пригадування і оцінка F1) і час виконання. В результаті навчання та тестування було отримано понад двісті рядків результатів. Найкращі результати для кожної версії моделі DL та методу pyVHR наведено на рисунку 3.5. Щодо цих результатів, з цієї таблиці можна зробити кілька висновків. У більш широкій перспективі точність коливається від 79,17% до 95,83%, що вказує на ефективність DL-моделей у розрізненні стресових і нестресових станів, що, на думку авторів, можна вважати дуже хорошою продуктивністю для всіх моделей. Показники точності та пригадування варіюються між усіма моделями, деякі з них досягають 100%, а інші дещо нижчі (найнижчий показник – 73,33%), і показник F1 має таку саму тенденцію. Беручи до уваги часові області та методи доповнення, можна зробити висновок, що більшість моделей

досягли успіху в частотній області, тоді як 1D-CNNv3 продемонстрував високі показники за всіма метриками в TD. З точки зору методів аугментації, можна зробити висновок, що інтерполяція без додаткової аугментації показала найкращі результати для всіх моделей. Крім того, методи CuPy-CHROM і Torch-CHROM pyVHR можуть бути хорошим вибором для оцінки BPM з відеозаписів облич для класифікації стресів, оскільки всі три моделі CNN досягли вищих показників, хоча і з різними методами доповнення і доменами. Щодо часу навчання і тестування, то він коливається від кількох секунд до понад двох хвилин, причому CNN має найкращий час виконання порівняно з моделями LSTM і GRU (рисунок 3.5).

Характеристики вхідних даних: висновок про активність, висновок про звук, Bluetooth, журнал дзвінків, розмова, дедлайни, час доби, зарядка телефону, телефон у темряві, заблокований телефон, запущені додатки та SMS-повідомлення. Висновок на основі активності та висновок на основі аудіо є категоричними, і вони кодується одним гарячим кодом для подачі в модель.

pyVHR Method	DL-Method	Version	Aug.	Domain	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Time
CuPy_CHROM	LSTM	v1	inter	freq	50	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	59.4
		v2	none	freq	100	83.33%	90.00%	75.00%	81.82%	9.8
	GRU	v2	none	freq	50	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	6.3
		v1	none	freq	50	79.17%	76.92%	83.33%	80.00%	4.6
	1D-CNN	v1	wn	freq	100	95.83%	100.00%	91.67%	95.65%	7.8
		v2	inter	freq	50	95.83%	100.00%	91.67%	95.65%	14.5
v3		inter	time	50	91.67%	100.00%	83.33%	90.91%	15.0	
Torch_CHROM	LSTM	v1	inter	freq	50	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	59.6
		v2	none	freq	50	83.33%	90.00%	75.00%	81.82%	6.6
	GRU	v3	wn	freq	100	83.33%	78.57%	91.67%	84.62%	114.7
		v2	none	freq	50	83.33%	83.33%	83.33%	83.33%	6.5
	1D-CNN	v3	inter	time	50	95.83%	92.31%	100.00%	96.00%	15.1
		v2	inter	freq	100	91.67%	100.00%	83.33%	90.91%	27.6
		v1	none	freq	50	87.50%	84.62%	91.67%	88.00%	2.4

Рисунок 3.5 – Аналіз точності моделей в архітектурі Python

З точки зору кількості епох для навчання та тестування, можна зробити висновок, що для переважної більшості моделей було потрібно менше 50 епох для навчання та тестування моделі, за деякими винятками, як у випадку моделі, яка досягла найкращої загальної продуктивності, 1D-CNNv1 з конфігурацією білого шуму та FD, продуктивність якої дещо покращилася з приблизно 91,70% до 95,83%. Криві валідаційних втрат і точності також відображають цю різницю, де видно, що продуктивність моделі дещо покращилася після приблизно 60 епох, зі збільшенням кривої тестування і зменшенням кривої втрат (рисунок 3.6). Причина того, що LSTM перевершує CNN і CNN-LSTM, може полягати в наборі даних і характеристиках алгоритмів. Через те, що довжина вхідних даних сильно варіюється, процес заповнення додає багато нулів перед екземплярами.

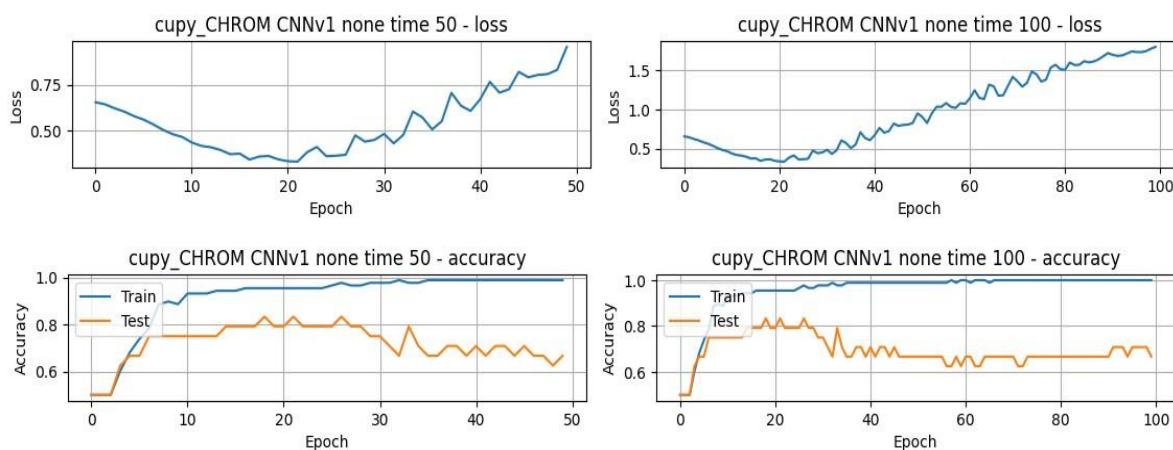


Рисунок 3.6 – Графік оціненої ЧСС, вилученої з відео Т1 досліджуваного 1 за допомогою методу CuPy CHROM, до і після доповнення білим шумом

Враховуючи важливість метрик точності, достовірності та відтворення, а також зосередженість на реальному розгортанні з використанням периферійних пристроїв, наступні моделі видаються найсильнішими кандидатами, 1D-CNN моделі, а саме 1D-CNNv1, що

використовує метод CuPy-CHROM, доповнення білого шуму, FD та 100 епох, з часом виконання всього 7,8 с.

1D-CNNv2, також з використанням методу CuPy-CHROM, з лінійним інтерполяційним доповненням, FD і 50 епохами; і 1D-CNNv3 з використанням методу Torch-CHROM, з лінійним інтерполяційним доповненням, TD і 50 епохами.

Ці моделі, як показано на нормалізованій матриці плутанини на рисунку 3.7, стабільно досягають високої точності 95,83%, точності та інших показників у методах TD, FD та ruVHR. Вони добре підходять для застосування в реальному часі завдяки відносно меншому часу навчання порівняно з моделями LSTM і GRU. Крім того, ці моделі демонструють ефективність в обробці послідовних даних, таких як часові ряди, що робить їх придатними для обробки даних про частоту серцевих скорочень, витягнутих з відео. Крім того, збалансована точність і пам'ять, які вони пропонують, роблять їх добре придатними для класифікації в стані стресу і без стресу, оскільки уникнення помилкових спрацьовувань і помилкових відмов має вирішальне значення.

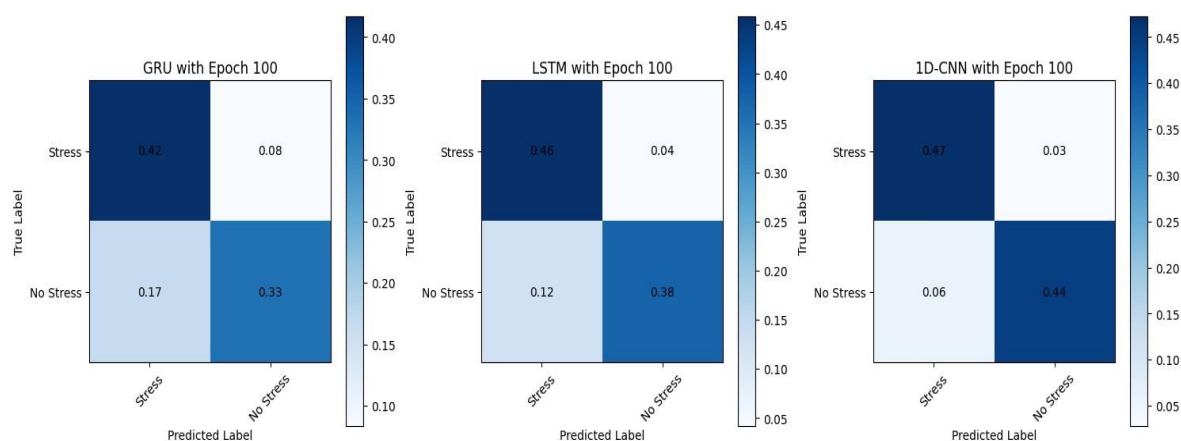


Рисунок 3.7 – Матриця плутанини, що показує ефективність різних моделей.

Як показано в на рисунку 3.8, дві з трьох моделей CNN (1D-CNNv2 та 1D-CNNv3) досягли ідеальних результатів (100%) за всіма показниками ефективності. Ці результати не були включені до найкращих результатів у звіті і, ймовірно, є наслідком перенавчання важкої моделі на невеликому наборі даних. Автори вважають, що розумно припустити, що розгортання цих моделей, разом з відповідними вагами, на реальних сценаріях даних, ймовірно, дасть менш вражаючі результати.

pyVHR Method	dl_Method	Aug.	Domain	Epochs	Ac	Pr	Re	F1	Time (s)
CuPy_CHROM	1D-CNNv3	inter	frequency	50	1	1	1	1	14.59
CuPy_CHROM	1D-CNNv3	inter	frequency	100	1	1	1	1	27.00
Torch_CHROM	1D-CNNv2	inter	frequency	50	1	1	1	1	14.44

Рисунок 3.8 – Порівняння окремих архітектур моделей

Однак LSTM виявляє залежні від часу патерни, але він не бере жодних даних з частини прокладки, оскільки нулі не переносять жодної інформації на наступний крок послідовності

3.3 Побудова консолідованої програми для аналізу стресу

Набір даних «стрес» містить інформацію, пов'язану з рівнями стресу. Не маючи конкретної структури та стовпців набору даних, я можу надати загальний огляд того, як може виглядати опис даних для процентиля.

Набір даних може містити числові змінні, які представляють кількісні виміри, такі як вік, кров'яний тиск, частота серцевих скорочень або рівень стресу, вимірний за певною шкалою. Він також може включати категоріальні змінні, які представляють якісні характеристики, такі як стать,

категорії занять або рівні стресу, класифіковані за різними категоріями (низький, середній, високий), (рисунок 3.10, 3.11).

```
# Array
import numpy as np

# Dataframe
import pandas as pd

#Visualization
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# warnings
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

#Data Reading
stress_c= pd.read_csv('/human-stress-prediction/Stress.csv')

# Copy
stress=stress_c.copy()

# Data
stress.head()
```

Рисунок 3.10 – Операція обробки та завантаження даних

	subreddit	post_id	sentence_range	text	label	confidence	social_timestamp
0	ptsd	8601tu	(15, 20)	He said he had not felt that way before, sugge...	1	0.8	1521614353
1	assistance	8lbrx9	(0, 5)	Hey there r/assistance, Not sure if this is th...	0	1.0	1527009817
2	ptsd	9ch1zh	(15, 20)	My mom then hit me with the newspaper and it s...	1	0.8	1535935605
3	relationships	7rorpp	[5, 10]	until i met my new boyfriend, he is amazing, h...	1	0.6	1516429555
4	survivorsofabuse	9p2gbc	[0, 5]	October is Domestic Violence Awareness Month a...	1	0.8	1539809005

Рисунок 3.11 – Попередній огляд та візуалізація даних

Кожне завдання коментується за допомогою відповідей на запитання для самооцінки. Перші 2 запитання визначають рівень стресу та розслаблення за шкалою від 0 до 10. Крім того, вони відповідають на запитання опитувальника SAM [9], щоб оцінити свою валентність і збудження за шкалою від 0 до 10. Дослідження показують, що стани релаксації та стресу можуть бути описані в різних квадрантах простору збудження-валентності. Наприклад, високе збудження і негативна валентність є характеристиками емоційного стресу, викликаного загрозливими стимулами [15], тоді як низьке збудження і позитивна валентність є характеристиками спокійного і розслабленого стану [37]. Розподіл самооцінок за методикою Stress ID представлено на рисунку 3. Аналіз розподілів вказує на позитивну кореляцію між стресом і збудженням, а також розслабленням і валентністю. Це свідчить про те, що високий рівень збудження асоціюється з вищим рівнем стресу, а позитивна валентність відповідає вищому рівню релаксації. Крім того, граничні розподіли оцінок стресу і релаксації підкреслюють баланс у сприйнятті рівня стресу і релаксації учасниками протягом всього експерименту, що дозволяє припустити, що експериментальний протокол Stress ID може викликати пропорційні випадки стресу і релаксації. Крім того, розподіл збудження значно зміщений у бік високих оцінок по всьому набору даних, тоді як валентність зосереджена навколо нейтрального значення, що підкреслює здатність протоколу створювати високу залученість в учасників і викликати сильні реакції. Розширений аналіз розподілів самооцінки можна знайти в Додатку Е. Ми пропонуємо 2 дискретні мітки, які можна використовувати для навчання керованих моделей: 2-класну мітку та 3-класну мітку. Мітка 2-класу обчислюється на основі самооцінки стресу кожного завдання шляхом поділу шкали 0–10 на 5. Точніше, завдання з самооцінкою стресу нижче 5 вважаються не стресовими (0), тоді як завдання з самооцінкою, що дорівнює або перевищує 5, вважаються стресовими (1). 3-класова класифікація ґрунтується на результатах, викладених у [15,37], які узгоджуються зі

спостереженнями, наведеними на Рисунку 3. Вона дозволяє прогнозувати розслабленість, нейтральність та напруженість. Ми вважали суб'єкта розслабленим (0), якщо він повідомляв про оцінку валентності вище 5, оцінку збудження нижче 5 і оцінку сприйнятого розслаблення вище 5. Аналогічно, ми позначили завдання з рівнем збудження вище 5, рівнем валентності нижче 5 і рівнем стресу вище 5 як напружені (2) і нейтральні (1) в іншому випадку.

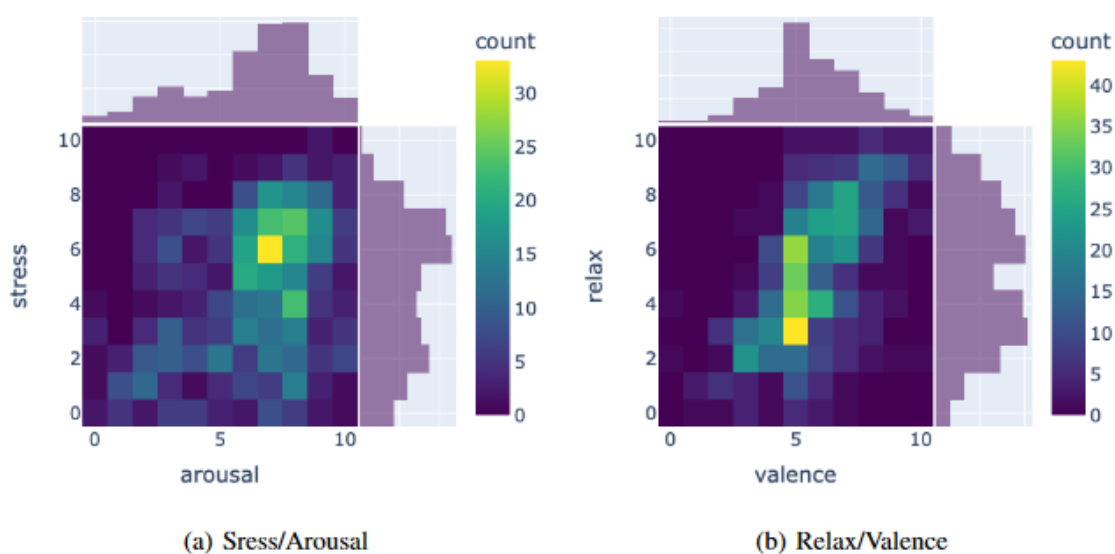


Рисунок 3.12 – Візуалізація даних по тепловій карті

Результати цього дослідження свідчать про те, що запропонований алгоритм моніторингу стресу (SMA) з використанням натільних датчиків є ефективним для виявлення рівня стресу у людини. У дослідженні використовувався файл Stress-Lysis.csv, який містить 2001 вибірку рівнів стресу людини на основі даних про фізичну активність, вологість, температуру та кількість кроків. На етапі категоризації дані були розподілені на три різні рівні стресу: низький, нормальний і високий. Ця категоризація була використана для навчання та тестування різних класифікаторів машинного навчання, щоб визначити, який класифікатор є найбільш ефективним у виявленні рівнів стресу. Результати класифікаторів

машинного навчання оцінювалися за допомогою показника ROC-AUC, який вимірює загальну ефективність класифікатора. Результати класифікаторів машинного навчання показали, що класифікатор випадкового лісу отримав найвищий бал – 1,000 балів як за оцінкою, так і за ROC-AUC оцінкою. Класифікатор OSM також отримав ідеальну оцінку 1.000 для обох показників. Класифікатори XGBoost та дерева рішень отримали нижчі бали, але все одно показали хороші результати з оцінками 0,963 та 0,920 за показником «Оцінка», відповідно. Загалом, ці результати свідчать про те, що запропонований SMA з використанням натільних датчиків і класифікаторів машинного навчання може бути ефективним у виявленні рівня стресу у людей. Зокрема, класифікатор випадкових лісів показав відмінні результати в цьому дослідженні. Однак необхідні подальші дослідження, щоб підтвердити ці результати на більшому наборі даних і визначити застосовність цього алгоритму в реальних умовах. Крім того, для підвищення точності визначення рівня стресу можна дослідити використання інших типів датчиків, таких як пульсометри та електроенцефалографічні (ЕЕГ) датчики.

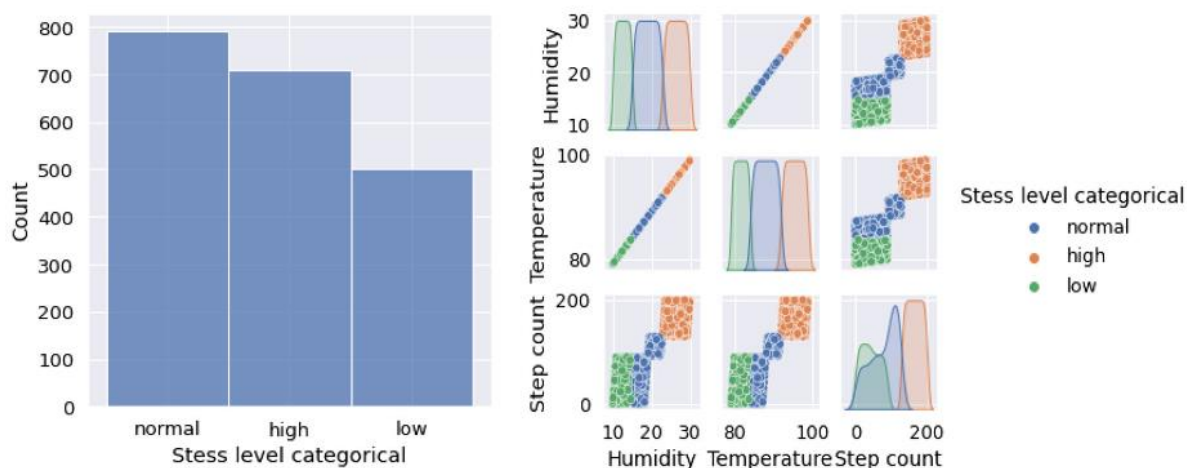


Рисунок 3.13 – Категоризація даних

Поняття «цифрова обробка сигналів» (ЦОС) відноситься до застосування цифрової обробки до ряду завдань обробки сигналів, наприклад, тих, що виконуються комп'ютерними системами або більш спеціалізованими цифровими сигнальними процесорами. Цифрові сигнали, що розглядаються таким чином, є набором значень, які представляють зразки неперервної змінної в такій області, як час, простір або частота. У цифровій електроніці послідовність імпульсів, яка часто генерується транзисторами, являє собою цифровий сигнал. Алгоритм 1 ілюструє кроки алгоритму ЦОС. DSP складається з чотирьох основних етапів:

- попередня обробка даних: першим кроком є попередня обробка даних, зібраних натільними датчиками. Це включає фільтрацію даних для видалення будь-якого шуму або артефактів, нормалізацію даних для врахування будь-яких варіацій у показаннях датчиків, а також сегментацію даних у вікна фіксованої довжини для аналізу;

- вилучення ознак: другий крок передбачає вилучення ознак з попередньо оброблених даних. Ознаки – це статистичні показники, які описують характеристики даних, такі як середнє значення, дисперсія, асиметрія та ексцес. Ці ознаки використовуються як вхідні дані для моделі прогнозування на наступному етапі;

- відбір ознак: на цьому етапі відбирається підмножина вилучених ознак для використання в моделі прогнозування. Це робиться для того, щоб зменшити розмірність даних і підвищити точність моделі прогнозування. Для цього можна використовувати різні методи відбору ознак, наприклад, аналіз головних компонент (РСА) або кореляційний відбір ознак;

- обробка сигналу: на цьому етапі до попередньо оброблених даних застосовуються методи обробки сигналу. Набір методів включає спектральний аналіз, частотно-часовий аналіз та вейвлет-аналіз.

ВИСНОВКИ

Наразі основна увага людей у нашому суспільстві зосереджена на фінансовому виживанні, що часто призводить до того, що вони нехтують своїм самопочуттям. Поява інтелектуальних датчиків за допомогою ML дає можливість постійно збирати дані, контролювати поведінку людини та прогнозувати виникнення серцевого нападу ще до того, як пацієнт відчує його вплив. Таким чином, система Stress-Track дійсно важлива для відстеження хронічного стресу з самого початку. Ця нова система допомагає з'ясувати, наскільки людина схильна до стресу. Але мова йде не лише про перевірку стресу. Система забезпечує безпеку даних, надсилаючи інформацію про організм і стрес через Wi-Fi у безпечне місце в хмарі. Це полегшує збір та відстеження даних.

Запропонована система може допомогти покращити психічне здоров'я та загальний стан людини. Вона може знаходити стрес і відстежувати його точно і надійно. Ця система є корисною і може зробити суспільство здоровішим, якщо правильно боротися зі стресом. Досягнута точність становить 99,5%, що свідчить про те, що вона дійсно може допомогти в управлінні стресом і поліпшити охорону здоров'я. Дотримання правил і стандартів охорони здоров'я забезпечує точне управління конфіденційною медичною інформацією. Загалом, включення моніторингу стресу в технологію носіння на батарейках має потенціал для революції в охороні здоров'я, надаючи корисні дані та сприяючи проактивному, індивідуальному підходу до медичних послуг. Рівень стресу пацієнтів можна буде відстежувати дистанційно, що дозволить медичним працівникам оцінити ефективність лікування і за потреби змінити плани. Особливо виграють від цього ті, хто страждає на хронічні недуги.

Впровадження нашої системи в реальних умовах може викликати труднощі з точки зору масштабованості та вимог до ресурсів. Забезпечення безперешкодної інтеграції нашої сенсорної системи в різні середовища та

пристрої є значною перешкодою. Крім того, ефективне розгортання цієї системи в охороні здоров'я або інших секторах вимагатиме ретельного розгляду регуляторних питань та питань конфіденційності. У подальшій роботі та обговореннях ми будемо чітко висвітлювати етичні міркування, пов'язані з використанням даних у нашій системі, а також кроки, що вживаються для захисту приватності користувачів. У цій роботі ми створили модель для прогнозування рівня стресу на основі поведінкових факторів та натільних датчиків. Нашою основною метою є система, яка аналізує попередні пасивні дані людини і робить прогнози щодо стану її психічного здоров'я та надає інформацію про результати користувачам. Ми використали набір даних Student Life, який містить дані мобільного зондування та зворотного зв'язку від студентів коледжів про рівень стресу.

Ми попередньо обробили дані, щоб підготувати їх до структури алгоритму RNN. Зокрема, алгоритм LSTM було застосовано для класифікації «стресових» та «нестресових» студентів за згенерованими ознаками. Точність моделі на збалансованому тестовому наборі становить 62,83%. Подальші дослідження будуть спрямовані на включення більш різноманітних даних від людей з різним ного походження. Крім того, ми будемо збирати нові ознаки для покращення роботи моделі. Після створення базової моделі яка має задовільний результат, ми хочемо застосувати техніку онлайн-навчання, щоб змусити модель адаптуватися до користувача з новими даними. Вивчення додаткових методів доповнення та вдосконалення методів DL, зокрема, зосередження уваги на 1D-CNN, є перспективними шляхами для подальшого вдосконалення. Суворі валідація шляхом перехресної перевірки та тестування на різноманітних наборах даних має першорядне значення для оцінки надійності моделі та забезпечення узагальнення різних сценаріїв. Крім того, в майбутніх дослідженнях можна також розглянути потенційний вплив етнічної приналежності учасників на точність моделі, визнаючи важливість врахування різноманітності в наборі даних і його наслідків для ширшого застосування системи виявлення стресу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

- 1) Грищук І., Кисіль Т., Рей К. Метод моніторингу стану здоров'я пацієнтів із серцево-судинними захворюваннями. *measuring and computing devices in technological processes*. 2023. № 1. с. 13–16.
- 2) Таралло В. Л., Ревенко Ж. А., Вацик М. З. Системний аспект спрямованості управління в охороні здоров'я : thesis. 2012.
- 3) ECG signal classification using machine learning techniques / M. Kovalchuk et al. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Series: Physics and Mathematics*. 2022. No. 2. P. 70–77.
- 4) Талаат, Ф.М.; Ель-Балка, Р.М. Моніторинг стресу за допомогою натільних датчиків: Технології ІоТ в медицині. *Neural Comput. Appl.* 2023, 35, 18571-18584.
- 5) Джалалі, Е., Солтанізаде, Х., Чен, Ю., Сі, Ю.М., Сарех, П. Стратегія селективного видалення шарнірів для побудови ієрархічних ауксетичних метаматеріалів. *Commun. Mater.* 2022, 3, 97.
- 6) Chen, Y.; Xu, R.; Lu, C.; Liu, K.; Feng, J.; Sareh, P. Мультистабільність гексагонального гіпару орігамі на основі теорії груп та порушення симетрії. *Int. J. Mech. Sci.* 2023, 247, 108196.
- 7) He, Z.; Shi, K.; Li, J.; Chao, J. Самозбірка ДНК-орігамі для нанотехнологій, біосенсорики, доставки ліків та обчислювального зберігання. *iScience* 2023, 26, 106638.
- 8) Джаядев, П.Г.; Белларі, С. Гібридний підхід до класифікації та ідентифікації рівнів пошкодження райдужної оболонки ока в осіб, які вживають алкоголь. *J. King Saud. Univ-Comput. Inf. Sci.* 2022, 34, 5273-5285.
- 9) Рао, З.; Тунг, П.Я.; Сі, Р.; Вей, Ю.; Чжан, Х.; Феррарі, А.; Клавер, Т.П.; Кьорманн, Ф.; Сукумар, П.Т.; Квятковський да Сілва, А.; та ін. Відкриття високоентропійного сплаву за допомогою машинного навчання. *Наука* 2022, 378, 78-85.

10) Sun, W.; Guo, Z.; Yang, Z.; Wu, Y.; Lan, W.; Liao, Y.; Wu, X.; Liu, Y. Огляд останніх досягнень у моніторингу життєво важливих сигналів у спорті та здоров'ї за допомогою гнучких датчиків, що носяться. *Sensors* 2022, 22, 7784.

11) Рачаконда, Л.; Моханті, С.П.; Кугіанос, Е.; Сундаравадівел, П. Стрес-лізис: Інтегрований в DNN граничний пристрій для виявлення рівня стресу в ІоМТ. *IEEE Trans. Consum. Electron.* 2019, 65, 474-483.

12) Хан А.Р., Саба Т., Садад Т., Нобані Х., Бахадж С.А. Ідентифікація аномалій на мамограмах за допомогою діагностичної системи Інтернету медичних речей (ІоМТ). *Comput. Intell. Neurosci.* 2022, 2022, 1100775.

13) Розенцвейг К., Каролі Д., Вікареллі М., Неофотіс П., Ву К., Казасса Г., Менцель А., Рут Т.Л., Естрелла Н., Сегін Б. та ін. Віднесення фізичних та біологічних впливів до антропогенних змін клімату. *Природа* 2008, 453, 353-357.

14) Marois, A.; Lafond, D.; Gagnon, J.F.; Vachon, F.; Cloutier, M.S. Predicting stress among pedestrian traffic workers using physiological and situational measures. In *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*; SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, USA, 2018; Volume 62; pp. 1262–1266.

15) Sánchez-Reolid, R.; Martínez-Rodrigo, A.; López, M.T.; Fernández-Caballero, A. Deep support vector machines for the identification of stress condition from electrodermal activity. *Int. J. Neural Syst.* 2020, 30, 2050031.

16) Tanev, G.; Saadi, D.B.; Hoppe, K.; Sorensen, H.B. Classification of acute stress using linear and non-linear heart rate variability analysis derived from sternal ECG. In *Proceedings of the 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Chicago, IL, USA, 26–30 August 2014; pp. 3386–3389.

17) Garbarino, M.; Lai, M.; Bender, D.; Picard, R.W.; Tognetti, S. Empatica E3 – A wearable wireless multi-sensor device for realtime computerized

biofeedback and data acquisition. In Proceedings of the 2014 4th International Conference on Wireless Mobile Communication and Healthcare-Transforming Healthcare Through Innovations in Mobile and Wireless Technologies (MOBIHEALTH), Athens, Greece, 3–5 November 2014; pp. 39–42.

18) Caminal, P.; Sola, F.; Gomis, P.; Guasch, E.; Perera, A.; Soriano, N.; Mont, L. Validity of the Polar V800 monitor for measuring heart rate variability in mountain running route conditions. *Eur. J. Appl. Physiol.* 2018, 118, 669–677.

19) Salai, M.; Vassányi, I.; Kósa, I. Stress detection using low cost heart rate sensors. *J. Healthc. Eng.* 2016, 2016

20) Moridani, M.; Mahabadi, Z.; Javadi, N. Heart rate variability features for different stress classification. *Bratisl. Lek. Listy* 2020, 121, 619–627.