

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Навчально-науковий інститут прикладного системного аналізу**

**Кафедра штучного інтелекту**

«На правах рукопису»  
УДК 004.8:(616-079:616.12-008.33)-  
028.23(043.3)

До захисту допущено:  
В. о. завідувачки кафедри  
\_\_\_\_\_ Ірина ДЖИГИРЕЙ  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**Магістерська дисертація  
на здобуття ступеня магістра  
за освітньо-професійною програмою «Системи і методи штучного  
інтелекту» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»  
на тему: «Дистанційний безконтактний метод визначення деяких  
біосигналів людини з відеопотоку. Визначення RR інтервалів»**

Виконав:  
студент II курсу, групи КІ-31мп  
Шатіхін Євген Олексійович \_\_\_\_\_

Науковий керівник:  
доцент кафедри ШІ, к.т.н., доцент  
Тимошенко Юрій Олександрович \_\_\_\_\_

Рецензент:  
доцент кафедри інформаційної безпеки, к.т.н., доцент  
Гальчинський Леонід Юрійович \_\_\_\_\_

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

Студент \_\_\_\_\_

Київ – 2024 року

**Національний технічний університет України**  
**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**  
**Навчально-науковий інститут прикладного системного аналізу**  
**Кафедра штучного інтелекту**  
Рівень вищої освіти – другий (магістерський)  
Спеціальність – 122 «Комп'ютерні науки»  
Освітньо-професійна програма «Системи і методи штучного інтелекту»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувачки кафедри

\_\_\_\_\_ Ірина ДЖИГИРЕЙ

«29» серпня 2024 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на магістерську дисертацію студенту**

**Шатіхіну Євгену Олексійовичу**

1. Тема роботи «Дистанційний безконтактний метод визначення деяких біосигналів людини з відео-потoku. Визначення RR інтервалів», керівник роботи доцент, кандидат технічних наук Тимошенко Ю.О., затверджені наказом по університету від «07» листопада 2024 р. № 5001-с
2. Термін подання студентом дисертації «13» грудня 2024 року
3. Вихідні дані до роботи: датасет Remote Pulse Detection '21, мова програмування Python та додаткові до неї бібліотеки
4. Об'єкт дослідження: застосування методу фотоплетизмографії в сфері охорони здоров'я.
5. Предмет дослідження: безконтактний дистанційний метод визначення біосигналів (артеріального тиску, пульсу) людини.
6. Зміст роботи: біосигнали людини, методи зняття біосигналів, фотоплетизмограма, безконтактний метод визначення біосигналів, модель для апроксимації пульсу людини на основі її обличчя з відео-потoku.
7. Перелік ілюстративного матеріалу із зазначенням плакатів, презентацій тощо): презентація, Рисунок 25
8. Орієнтовний перелік публікацій:  
Другу частину математичного методу регуляризації заплановано опублікувати під назвою «Linear Algebraic Systems Neural Network Solution. Part 2. Dynamic Method Of Regularization Of Ill-Posed Problems» авторами Шатіхін Є. О., Коваль М.Д., Тимошенко Ю. О. в журналі ELECTRONICS AND CONTROL SYSTEMS у січні 2025 р.

9. Дата видачі завдання: «30» серпня 2024 року

### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз актуальності задачі стосовно тематики дослідження	02.09.2024- 15.09.2024	Виконано
2	Вивчення літератури за темою роботи	16.09.2024 – 06.10.2024	Виконано
3	Розробка програмного продукту	07.10.2024 – 20.10.2024	Виконано
4	Завершення розробки програмного забезпечення	21.10.2024 – 03.11.2024	Виконано
5	Виконання експериментальних досліджень	04.11.2024 – 17.11.2024	Виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	18.11.2024 – 01.12.2024	Виконано
7	Підготовка презентації для захисту	02.12.2024 – 08.12.2024	Виконано
8	Оформлення розділів відповідно до нормоконтролю	09.12.2024 – 13.12.2024	Виконано

Студент

Євген ШАТІХІН

Керівник

Юрій ТИМОШЕНКО

## РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 130 с., 25 табл., 25 рис., додаток, 29 посилань.

**БЕЗКОНТАКНИЙ МЕТОД, БІОЛОГІЧНИ СИГНАЛИ ЛЮДИНИ, ФОТОПЛЕТИЗМОГРАМА, РЕКУРЕНТНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ.**

Об'єктом дослідження є застосування методу фотоплетизмографії в сфері охорони здоров'я.

Предметом дослідження є безконтактний дистанційний метод визначення біосигналів (артеріального тиску, пульсу) людини.

Метою роботи є розробка нейронної мережі для визначення показників біосигналів людини, зокрема артеріального тиску, з даних фотоплетизмограми, отриманої з відео-потoku.

Актуальність роботи полягає в розробці неінвазійних дистанційних діагностичних програм для моніторингу серцево-судинної системи людини.

Ця робота досліджує та аналізує підходи до вивчення біосигналів людини на основі фотоплетизмограми, яка є одним із найпоширеніших методів, із застосуванням машинного навчання для розв'язання задач регресії.

Для подальшого розвитку предмету дослідження можлива оптимізація апроксимації артеріального тиску, виходячи з сигналу фотоплетизмограми.

## ABSTRACT

Master's thesis: 130 pages, 25 tables, 25 figures, appendix, 29 sources.

CONTACTLESS METHOD, HUMAN BIOLOGICAL SIGNALS, PHOTOPLETHYSMOGRAM, RECURRENT NEURAL NETWORKS, MACHINE LEARNING.

The object of study is the application of the photoplethysmography method in the field of healthcare.

The subject of study is a contactless, remote method for determining human biosignals (blood pressure, pulse).

The objective is to develop a neural network for determining human biosignal parameters, particularly pulse, from photoplethysmogram data obtained from video streams.

Relevance of the study is the development of non-invasive remote diagnostic programs for monitoring the human cardiovascular system.

This work explores and analyzes approaches to studying human biosignals based on photoplethysmography, one of the most widely used methods, utilizing machine learning to solve regression tasks.

Future development of the research subject is an optimization of pulse approximation based on the photoplethysmogram signal.

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	8
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ .....	9
1.1 Мета та завдання дослідження .....	9
1.2 Об'єкт та предмет дослідження .....	10
1.3 Актуальність дослідження .....	11
1.3.1 Зростання попиту на віддалені медичні послуги .....	13
1.3.2 Підвищення ефективності медичного обслуговування .....	15
1.3.3 Зниження витрат на охорону здоров'я .....	17
1.3.4 Поліпшення доступності медичних послуг .....	18
1.3.5 Покращення якості медичних послуг .....	20
1.4 Наукова новизна та практична значущість роботи .....	21
1.5 Особливості предметної області магістерської дисертації.....	22
1.5.1 Роль біосигналів у діагностиці та моніторингу стану здоров'я....	23
1.5.2 Традиційні методи вимірювання пульсу та артеріального тиску.	24
1.5.3 Переваги безконтактних методів .....	37
Висновки до розділу 1 .....	39
РОЗДІЛ 2 ОПИС СПОСОБУ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ.....	41
2.1 Теоретичні основи.....	41
2.1.1 Метод виявлення обличчя на відео .....	41
2.1.2 Виділення регіонів інтересу на обличчі .....	47
2.1.3 Фотоплетизмограма з відео-потoku .....	53
2.2 Практичний підхід до реалізації.....	55
2.2.1 Поєднання алгоритму Віоли-Джонса, виділення ROI та аналізу PPG .....	57
2.2.2 Опис архітектури нейронної мережі.....	63
2.2.3 Інструменти для реалізації моделі .....	68
2.2.4 Навчання нейронної мережі.....	71

	7
Висновки до розділу 2 .....	76
РОЗДІЛ 3 ВИЗНАЧЕННЯ RR ІНТЕРВАЛІВ .....	78
3.1 Важливість моніторингу пульсу людини .....	78
3.2 Структура серцевого циклу .....	79
3.3 Серцевий цикл на електрокардіограмі.....	80
3.4 Визначення пульсу з фотоплетизмограми.....	85
3.5 Опис архітектури моделі .....	87
3.6 Навчання моделі.....	92
Висновки до розділу 3 .....	97
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОГО СТАРТАП-ПРОЕКТУ .....	100
4.1 Резюме стартап-проекту.....	100
4.2 Аналіз зовнішнього та внутрішнього середовища стартапу .....	104
4.3 Визначення ключових факторів успіху проекту.....	107
4.4 Визначення потенційних споживачів .....	108
4.5 Ціна інноваційної пропозиції на ринку .....	113
4.6 Концепція бізнес-моделі проекту та карта бізнес-процесів реалізації проекту .....	117
4.7 Ризики стартап-проекту та методи управління ними.....	120
Висновки до розділу 4 .....	125
ВИСНОВКИ.....	126
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....	128
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ КОДУ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ .....	132

## ВСТУП

Упродовж останніх десятиліть людство зробило значні кроки вперед у збільшенні тривалості життя та поліпшенні загального стану здоров'я населення. Середня тривалість життя нині досягає 72 років, що стало можливим завдяки прогресу в медицині, розвитку суспільства та вдосконаленню технологій. Завдяки цьому досягнуто значного зниження смертності від багатьох захворювань, зокрема менінгіту, інфекцій легень, кишкових інфекцій і туберкульозу.

Однак серцево-судинні захворювання залишаються основною причиною смертності у світі, демонструючи тривожну тенденцію зростання. З 1991 по 2019 рік кількість смертей від цих хвороб збільшилася на половину, що свідчить про необхідність нових підходів до їх діагностики та лікування. Сучасний етап розвитку технологій, включно з штучним інтелектом, відкриває нові горизонти для медицини. Використання систематичного моніторингу біологічних сигналів дозволяє виявляти функціональні порушення серцевої діяльності на ранніх етапах, ще до появи серйозних органічних змін. Такий підхід має потенціал для зниження смертності та покращення якості життя пацієнтів завдяки застосуванню інноваційних алгоритмів обробки даних та машинного навчання.

Традиційна медицина зазвичай фокусується на лікуванні вже виявлених хвороб, коли пацієнти звертаються зі скаргами. У контексті серцево-судинних хвороб порушення можуть бути органічними (викликаними ушкодженнями тканин або судин) чи функціональними (спричиненими збоєм у роботі серця, що без належного втручання можуть перейти в органічні проблеми). Систематичний моніторинг біологічних сигналів у реальному часі відкриває можливості для раннього виявлення функціональних змін, зумовлених стресом, хворобами, способом життя або індивідуальними особливостями пацієнтів.

## РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

### 1.1 Мета та завдання дослідження

Метою цієї магістерської дисертації є створення методу, який дозволяє дистанційно та безконтактно визначати біосигнали людини за відео-потокami. Основний акцент зроблено на розробці ефективного інструменту, здатного забезпечити зручний збір та аналіз даних без необхідності фізичного контакту з пацієнтом.

На першому етапі планується провести аналіз наявних підходів і методів, які використовуються для визначення біосигналів за допомогою відео. Це включає огляд наукових джерел, оцінку їх переваг та недоліків. Отримані результати дадуть змогу вибрати найбільш доцільний підхід, який відповідатиме поставленій меті, та сформулювати стратегію для безконтактного збору біосигналів.

Подальша робота зосереджена на розробці алгоритмів обробки відео, які дозволять точно та надійно витягати біосигнали. Особлива увага приділяється методам обробки зображень, аналізу руху та виділенню релевантних ділянок для аналізу. Крім цього, створюються алгоритми для інтерпретації отриманих даних, що дозволяє пов'язати біосигнали з фізіологічними параметрами або станом здоров'я людини.

Ефективність розробленого підходу перевіряється в ході експериментальних досліджень, у межах яких проводиться збір відео-потоків від добровольців. Отримані результати порівнюються з даними, отриманими за допомогою традиційних методів. На основі проведених досліджень здійснюється аналіз досягнутих результатів, формуються висновки щодо можливостей та обмежень методу, а також визначаються напрями його подальшого вдосконалення та практичного застосування.

## 1.2 Об'єкт та предмет дослідження

Об'єктом дослідження є процеси дистанційного визначення біосигналів людини з використанням відео-потоків. Основна увага приділяється біосигналам, що характеризують функціональний стан серцево-судинної системи, а саме пульсу (плетизмограма/фотоплетизмограма) та артеріального тиску. Ці параметри є важливими для діагностики, моніторингу та профілактики захворювань серцево-судинної системи, а також для оцінки загального стану здоров'я людини.

Предметом дослідження є методи та алгоритми, що дозволяють здійснювати безконтактний збір і аналіз фізіологічних сигналів з відео-потоків. Зокрема, це включає технології виділення біосигналів, обробки відеоданих, компенсації артефактів руху, а також моделі машинного навчання для підвищення точності й надійності отриманих результатів.

У ході дослідження вивчаються фізіологічні особливості шкіри людини та її взаємодія зі світлом, які лежать в основі фотоплетизмографічних методів. Досліджуються способи аналізу коливань інтенсивності відбитого від шкіри світла, що корелюють із пульсовими хвилями та обумовлені змінами об'єму крові в судинах. Крім того, розглядається можливість виведення артеріального тиску з параметрів пульсової хвилі за допомогою математичних моделей. Особливу увагу приділено проблемам стабільності й точності безконтактного методу в умовах реального застосування, таких як варіативність освітлення, наявність рухів об'єкта та зміна параметрів відеозйомки. У рамках роботи також досліджуються аспекти інтеграції таких технологій у сучасні системи моніторингу здоров'я, мобільні додатки та пристрої для персональної медицини.

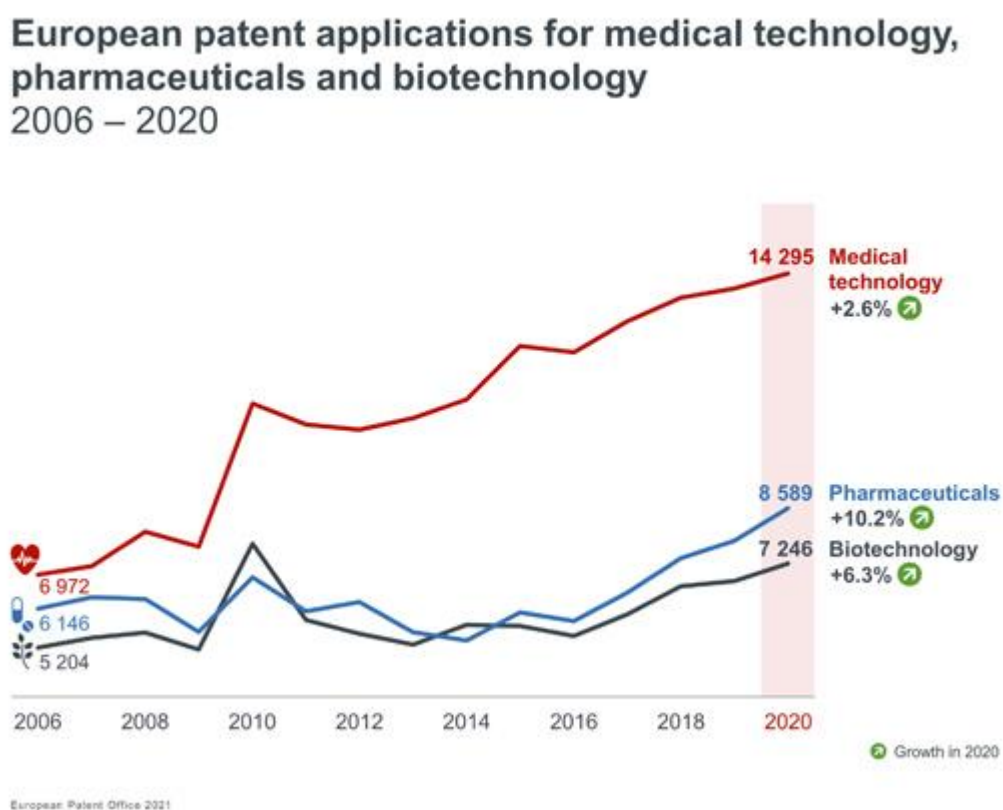
### 1.3 Актуальність дослідження

У сучасному світі спостерігається значне зростання інтересу до безконтактних методів медичної діагностики. Це зумовлено потребою зменшення фізичного контакту між медичним персоналом і пацієнтами, особливо під час пандемій, коли ризик інфікування є високим. Використання таких технологій дозволяє не лише зберегти здоров'я пацієнтів і лікарів, а й підвищити ефективність діагностичних процесів за рахунок швидкості та доступності.

Традиційні способи вимірювання пульсу та артеріального тиску, як-от тонометри чи пульсометри, часто пов'язані з дискомфортом для пацієнтів. Фізичний контакт може викликати додатковий стрес, особливо у дітей або людей похилого віку. До того ж такі методи не завжди придатні для тривалого моніторингу, оскільки вимагають постійного перебування датчиків на тілі або присутності кваліфікованого персоналу. Обмеження традиційних методів стають особливо очевидними в умовах, де доступ до пацієнта ускладнений, наприклад, у відділеннях інтенсивної терапії чи під час дистанційного спостереження. У таких ситуаціях безконтактні методи виявляються незамінними, оскільки дозволяють проводити моніторинг у реальному часі без втручання у повсякденну діяльність пацієнта.

Сучасні технології відкривають широкі можливості для безконтактного моніторингу біосигналів, і їх розвиток стає однією з ключових тенденцій у медичній галузі. Особливу увагу привертають методи комп'ютерного зору та машинного навчання, які дозволяють аналізувати відео для отримання даних про стан здоров'я людини. Ці технології активно використовуються для виявлення найменших змін кольору шкіри, спричинених рухом крові в судинах, що робить їх перспективними для безконтактного вимірювання пульсу та артеріального тиску. Розвиток оптичних методів аналізу сигналів із шкірних покривів значно прискорився

завдяки доступності високоякісних камер у сучасних гаджетах. Це дозволяє створювати портативні системи для збору даних, які можуть інтегруватися з мобільними пристроями чи медичними системами. У поєднанні з алгоритмами штучного інтелекту такі технології стають все більш точними та надійними навіть в умовах, коли зовнішні фактори, такі як освітлення чи рух, ускладнюють діагностику. Таких технологій стає все більше, як показано на рисунку 1.1.



**Рисунок 1.1** – Кількість патентів з медичних технологій<sup>1</sup>

Ще однією важливою тенденцією є інтеграція таких технологій у сферу персональної медицини [1]. На ринку вже існують гаджети для моніторингу фізичного стану, такі як розумні годинники чи фітнес-браслети. Однак більшість із них обмежені в можливостях через потребу

<sup>1</sup> URL: <https://report-archive.epo.org/about-us/annual-reports-statistics/statistics/2020/healthcare-and-life-sciences/Graph1.jpg?lenya.module=svg&height=420&width=560>

фізичного контакту із користувачем. Використання безконтактних методів на базі відеоаналізу дозволить усунути ці обмеження, підвищуючи точність і комфорт моніторингу, а також забезпечуючи ширший доступ до медичних послуг.

### *1.3.1 Зростання попиту на віддалені медичні послуги*

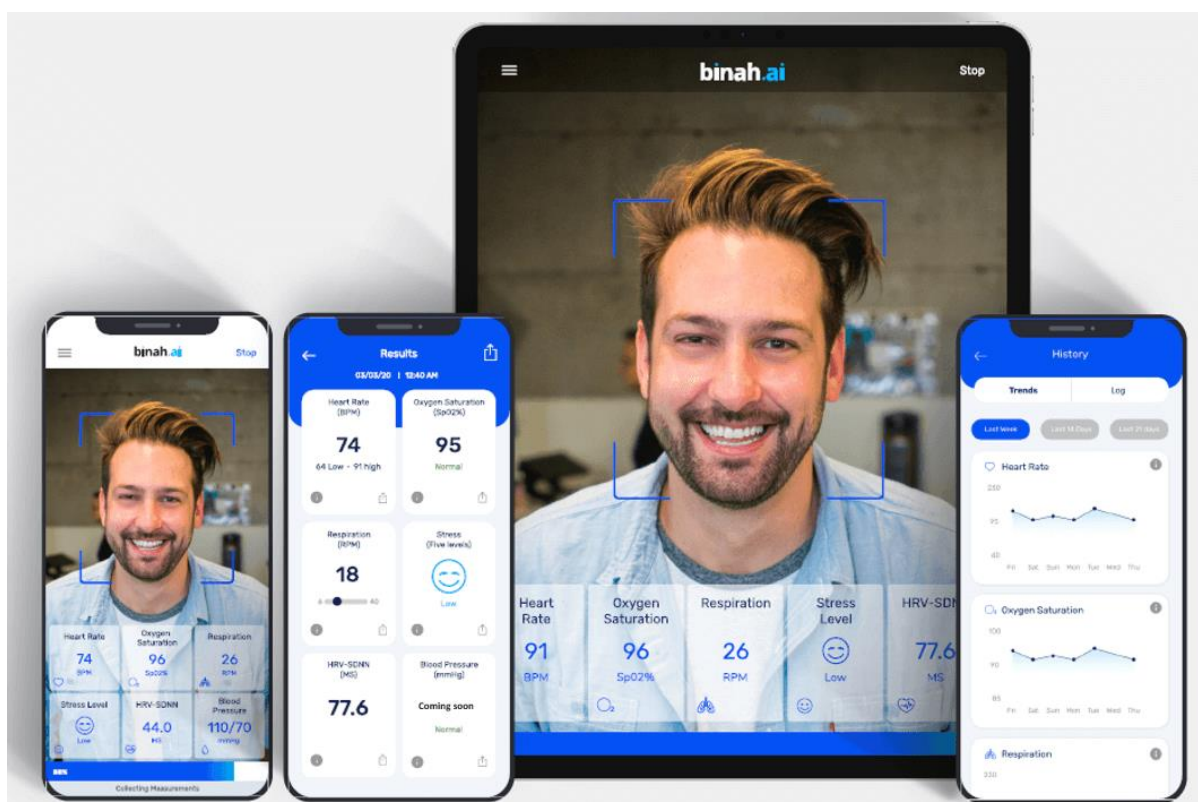
Одним із ключових чинників актуальності безконтактних методів є зростання попиту на дистанційні медичні послуги. Сучасний світ стикається з численними викликами, які суттєво впливають на доступність і ефективність традиційних підходів до медичного обслуговування. Пандемія COVID-19 стала глобальним поштовхом до розвитку телемедицини, адже карантинні обмеження та соціальне дистанціювання ускладнили доступ пацієнтів до медичних закладів. У таких умовах безконтактні методи моніторингу біосигналів виявилися важливим інструментом для забезпечення безперервного контролю стану здоров'я пацієнтів, особливо для груп ризику, таких як літні люди та хронічно хворі.

Окрім пандемії, Україна зіткнулася з додатковими викликами через повномасштабне військове вторгнення. Військові дії значно ускладнили роботу традиційної медичної системи, зокрема через руйнування інфраструктури, брак медичних фахівців у зонах бойових дій, а також необхідність забезпечення медичних послуг для великої кількості поранених і переміщених осіб. У таких умовах безконтактні технології набувають особливого значення, адже вони дозволяють забезпечити базовий медичний контроль навіть у віддалених або небезпечних для фізичного відвідування регіонах.

Віддалений моніторинг стає незамінним інструментом для пацієнтів, які перебувають у місцях із обмеженим доступом до лікарів чи медичного

обладнання, зокрема у тимчасових укриттях, евакуаційних центрах або польових умовах. Завдяки безконтактним технологіям лікарі можуть отримувати дані про стан здоров'я пацієнтів у режимі реального часу, знижуючи потребу в прямій взаємодії, що може бути небезпечною або неможливою.

Крім того, розвиток сучасних мобільних додатків і платформ для телемедицини дозволяє інтегрувати безконтактні методи вимірювання біосигналів у повсякденне життя. Це забезпечує швидкість і зручність отримання медичних даних, що особливо важливо в умовах, коли фізична доступність медичних послуг обмежена. Пацієнти можуть самостійно стежити за своїм станом і своєчасно передавати дані лікарям для аналізу та прийняття рішень щодо лікування. Можна виділити розробку компанії Binah.AI, зображену на рисунку 1.2.



**Рисунок 1.2** – Демонстрація мобільного додатку компанії Binah.AI<sup>2</sup>

<sup>2</sup> URL: [https://www.binah.ai/wp-content/uploads/2020/01/app\\_nobp.png](https://www.binah.ai/wp-content/uploads/2020/01/app_nobp.png)

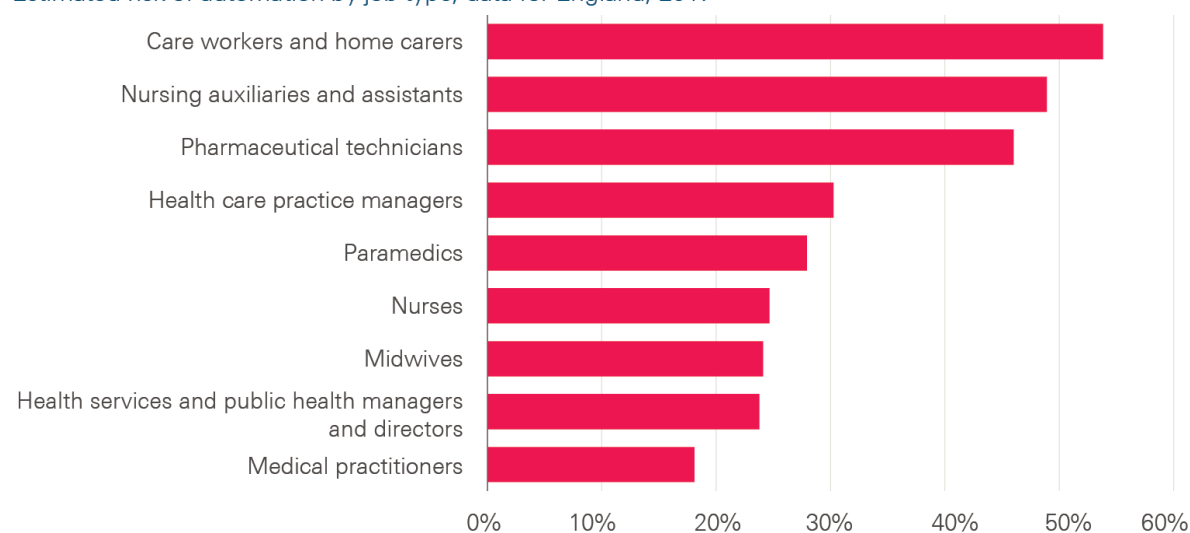
Програмне забезпечення Vinah.ai — це рішення для відеоаналізу стану здоров'я, доступне на пристроях із камерами, таких як смартфони чи планшети. Воно забезпечує зручний доступ до послуг моніторингу здоров'я, доступних будь-де та будь-кому. Vinah.ai пропонує компаніям і користувачам потужний інструмент із високою доступністю та простотою використання. Бачення компанії — це світ, де дані про здоров'я надаються швидко, просто, програмним шляхом і за менших витрат, що полегшує лікування та ухвалення рішень. На сьогодні це головний конкурент методу, що досліджується в роботі. Однак компанія має суттєвий недолік — закритість: додаток надається лише за запитом, який не завжди задовольняється. Через це технологію Vinah.ai не можна вважати загрозою темі цієї дисертаційної роботи.

### *1.3.2 Підвищення ефективності медичного обслуговування*

Застосування безконтактних технологій моніторингу біосигналів істотно підвищує ефективність медичних послуг завдяки автоматизації процесів збору та аналізу даних. Традиційні методи діагностики, такі як використання тонометра для вимірювання артеріального тиску або визначення пульсу вручну, потребують участі медичного персоналу чи спеціальної підготовки пацієнта для правильного застосування обладнання. Безконтактні технології долають ці обмеження, забезпечуючи швидке та автономне отримання даних із високою точністю. Все більше медичних послуг стають автоматизованими, що показано на рисунку 1.3.

## Which health care jobs are most likely to be automated?

Estimated risk of automation by job type, data for England, 2017



 **The Health Foundation**  
© 2019

Source: Office for National Statistics. Which occupations are at highest risk of being automated?  
[www.ons.gov.uk/employmentandlabourmarket/peopleinwork/employmentandemployeetypes/articles/whichoccupationsareathighestriskofbeingautomated/2019-03-25](https://www.ons.gov.uk/employmentandlabourmarket/peopleinwork/employmentandemployeetypes/articles/whichoccupationsareathighestriskofbeingautomated/2019-03-25)

### Рисунок 1.3 – Відсоток автоматизації у різних сферах медичних послуг<sup>3</sup>

Однією з головних переваг таких методів є зменшення навантаження на медичний персонал [3]. У медичних закладах, особливо під час кризових ситуацій, як-от пандемії або військові конфлікти, лікарі часто працюють у складних умовах перевантаження. Автоматизація збору даних за допомогою безконтактних систем звільняє персонал від рутинних завдань, дозволяючи їм зосередитися на аналізі отриманих даних та прийнятті рішень щодо лікування.

Безконтактні методи також забезпечують більшу точність вимірювань за рахунок усунення суб'єктивного впливу людського фактора. Наприклад, неправильне застосування традиційних приладів або людські помилки можуть призводити до похибок. Натомість алгоритми, які аналізують відеопотік, демонструють стабільність і високу повторюваність результатів, що підвищує надійність отриманих даних. Такі технології підвищують комфорт для пацієнтів. Їм більше не потрібно регулярно відвідувати

<sup>3</sup> URL: [https://www.health.org.uk/sites/default/files/styles/full\\_width\\_image/public/2019-08/20190822\\_risk\\_of\\_automation\\_by\\_job\\_type\\_web2x.png.webp?itok=7sPz3\\_Hi](https://www.health.org.uk/sites/default/files/styles/full_width_image/public/2019-08/20190822_risk_of_automation_by_job_type_web2x.png.webp?itok=7sPz3_Hi)

медичні заклади або використовувати громіздке обладнання. Завдяки інтеграції безконтактних методів у смартфони чи інші пристрої, пацієнти можуть у зручний для них час контролювати свій стан і оперативно передавати ці дані лікарю.

### *1.3.3 Зниження витрат на охорону здоров'я*

Впровадження безконтактних методів моніторингу біосигналів відкриває значні можливості для оптимізації витрат на медичне обслуговування як на рівні окремих пацієнтів, так і систем охорони здоров'я в цілому. Традиційні методи діагностики часто потребують дорогого обладнання, регулярного обслуговування цього обладнання та висококваліфікованого персоналу для його експлуатації. Безконтактні технології пропонують альтернативу, яка може суттєво скоротити ці витрати.

Одна з головних переваг таких систем полягає в мінімізації потреби у фізичному обладнанні. Для вимірювання основних біосигналів, таких як пульс або артеріальний тиск, достатньо використання камер звичайних смартфонів чи інших недорогих пристроїв. Це суттєво зменшує вартість впровадження системи, оскільки відпадає потреба в придбанні окремих медичних приладів. У великих масштабах це дозволяє суттєво зекономити бюджет медичних закладів та державних програм охорони здоров'я.

Крім того, зменшення кількості візитів до медичних установ також сприяє зниженню фінансового навантаження на пацієнтів. Часті відвідування лікаря, особливо у випадках хронічних захворювань, часто потребують значних витрат як на самі прийоми, так і на транспорт, а іноді і на проживання для мешканців віддалених регіонів. Безконтактні технології

дозволяють пацієнтам отримувати необхідні дані про свій стан здоров'я без виходу з дому, що значно знижує ці витрати.

Ще одним важливим аспектом є зниження навантаження на лікарів і медичний персонал. Завдяки автоматизації процесу збору та аналізу даних скорочується час, який лікарі витрачають на діагностику, що дозволяє їм обслуговувати більше пацієнтів без залучення додаткових ресурсів. Це також сприяє економії на зарплатах і підвищує ефективність роботи медичних закладів.

У регіонах із обмеженими ресурсами, особливо у віддалених чи кризових зонах, використання безконтактних методів стає економічно обґрунтованим рішенням. Їх впровадження дозволяє забезпечити базовий медичний контроль без значних інвестицій у розвиток інфраструктури. Це особливо актуально в умовах військових конфліктів чи природних катастроф, коли традиційна медична інфраструктура зазнає значних руйнувань.

#### *1.3.4 Поліпшення доступності медичних послуг*

Безконтактні методи моніторингу біосигналів сприяють значному покращенню доступності медичних послуг, зокрема для груп населення, які мають обмежений доступ до традиційної медичної інфраструктури. Це особливо важливо для людей, які проживають у віддалених чи сільських районах, де лікарні і медичні центри можуть бути розташовані на значній відстані. Завдяки використанню безконтактних технологій, таких як відеоаналітика для вимірювання пульсу і артеріального тиску, пацієнти отримують змогу отримувати медичні послуги без необхідності фізично відвідувати медичні заклади.

Один з основних аспектів поліпшення доступності — це можливість забезпечення медичних послуг у віддалених і сільських районах. В умовах, коли кількість медичних установ обмежена, а доступ до лікарів ускладнений, безконтактні технології можуть стати важливим інструментом для своєчасного виявлення проблем зі здоров'ям. Пацієнти можуть використовувати смартфони або інші доступні пристрої для вимірювання своїх біосигналів, після чого отримувати необхідні рекомендації через онлайн-платформи. Такий підхід дозволяє лікарям своєчасно отримувати дані про стан здоров'я пацієнтів і вживати відповідних заходів навіть без фізичного контакту.

Безконтактні методи також підвищують доступність медичних послуг для людей з обмеженими можливостями або для пацієнтів, які мають труднощі з мобільністю. Для таких осіб відвідування медичних закладів може бути складним і стресовим процесом. Використання дистанційного моніторингу дає змогу проводити регулярний контроль стану здоров'я без необхідності залишати домівку. Це важливо для людей похилого віку, осіб з інвалідністю, а також для пацієнтів, які проходять реабілітацію після важких захворювань чи травм.

Ще однією важливою перевагою є покращення доступності медичних послуг під час надзвичайних ситуацій. У випадку природних катастроф, військових конфліктів або інших криз, коли доступ до традиційних медичних установ може бути обмежений або навіть неможливий, безконтактні методи моніторингу дозволяють забезпечити базову медичну допомогу навіть у складних умовах. Вони дозволяють оперативно оцінити стан пацієнтів та виявити серйозні порушення, що потребують негайного втручання, без необхідності великої інфраструктури. Також варто відзначити, що інтеграція безконтактних технологій у мобільні додатки та інші цифрові платформи робить медичні послуги доступними для ширшого кола людей. Пацієнти можуть самостійно здійснювати вимірювання та аналіз своїх біосигналів, що дозволяє їм мати постійний контроль за своїм

здоров'ям і оперативно реагувати на будь-які зміни. Це значно покращує превентивний підхід до охорони здоров'я, коли своєчасне виявлення відхилень допомагає уникнути розвитку серйозних захворювань.

### *1.3.5 Покращення якості медичних послуг*

Безконтактні технології моніторингу біосигналів значно підвищують якість медичних послуг завдяки забезпеченню точності та регулярності вимірювань. Автоматизація процесу збору даних дозволяє виключити людські помилки, що часто можуть виникати при традиційному вимірюванні пульсу чи артеріального тиску. Окрім цього, безконтактні методи дають можливість проводити моніторинг стану пацієнта в реальному часі, що сприяє своєчасному виявленню відхилень і дозволяє лікарям приймати обґрунтовані рішення на основі точних і актуальних даних.

Такі технології також покращують ефективність лікування, оскільки дозволяють постійно відслідковувати динаміку стану пацієнта, що важливо для хворих з хронічними захворюваннями. Пацієнти отримують своєчасні рекомендації, а лікарі можуть коригувати лікування на основі отриманих результатів. Таким чином, безконтактні методи не лише покращують точність діагностики, але й сприяють більш персоналізованому підходу в лікуванні.

## 1.4 Наукова новизна та практична значущість роботи

Наукова новизна цієї роботи полягає в розробці та вдосконаленні методів безконтактного визначення біосигналів людини, таких як пульс і артеріальний тиск, на основі відеопотоку. Вперше в даному дослідженні запропоновано використання відеоаналітики для точного вимірювання цих біосигналів без прямого фізичного контакту з пацієнтом. Враховуючи досягнення в галузі комп'ютерного зору та обробки відео, було розроблено нові алгоритми, які забезпечують точність і надійність визначення фізіологічних параметрів людини в реальному часі.

Особливістю новизни є інтеграція методів відеоаналізу з традиційними вимірюваннями біосигналів. Запропоновані алгоритми дозволяють значно підвищити точність безконтактних вимірювань, що дає можливість використовувати цей метод у реальних умовах, навіть при використанні камер з низькою роздільною здатністю. Це робить запропоновані технології доступними для застосування в широкому спектрі медичних і побутових умов, включаючи віддалені райони, зони з обмеженим доступом до медичних установ або у випадках, коли застосування традиційних методів неможливе.

Практична значущість роботи полягає в можливості впровадження безконтактних технологій моніторингу в систему охорони здоров'я для тривалого спостереження за станом пацієнтів, особливо в умовах обмеженого доступу до медичних послуг. Це дозволить значно знизити витрати на лікування, покращити доступність медичних послуг для пацієнтів, зокрема для тих, хто знаходиться в важкодоступних регіонах або має обмежену мобільність. Також запропоновані технології можуть бути корисними в умовах надзвичайних ситуацій, таких як пандемії чи військові конфлікти, коли традиційна медична допомога може бути обмежена.

Впровадження безконтактних методів вимірювання біосигналів відкриває нові можливості для персоналізованого моніторингу здоров'я та раннього виявлення відхилень у стані пацієнта. Це дасть змогу медичним закладам і лікарям своєчасно реагувати на зміни стану пацієнтів, зменшуючи ризики ускладнень і підвищуючи ефективність лікування.

### **1.5 Особливості предметної області магістерської дисертації**

Медична складова роботи полягає в аналізі фізіологічних основ і методів визначення ключових біосигналів, таких як пульс і артеріальний тиск, які є важливими індикаторами стану серцево-судинної системи. Ці параметри відіграють центральну роль у діагностиці, моніторингу та прогнозуванні захворювань, що зумовлює необхідність їх точного та швидкого вимірювання.

Традиційні методи, які широко використовуються у медичній практиці, мають суттєві переваги, зокрема високу точність у контрольованих умовах. Однак вони обмежені контактним способом збору даних, що може створювати дискомфорт для пацієнта та ускладнювати моніторинг у динамічних або віддалених умовах. У цьому контексті безконтактні методи визначення біосигналів, зокрема за допомогою відеоаналізу, відкривають нові можливості для медицини. Вони дозволяють проводити вимірювання без фізичного контакту з пацієнтом, що робить процес зручним і підходящим для тривалого моніторингу. Водночас такі підходи стикаються з викликами забезпечення точності та надійності отриманих даних.

Подальший розгляд охоплює огляд ролі пульсу та артеріального тиску у медичних дослідженнях, аналіз переваг і обмежень традиційних методів

їх вимірювання та обґрунтування доцільності впровадження безконтактних технологій у медичну практику.

### *1.5.1 Роль біосигналів у діагностиці та моніторингу стану здоров'я*

Біосигнали є фізіологічними проявами життєдіяльності організму, які відображають діяльність основних систем, таких як серцево-судинна, дихальна, нервова. До них належать електричні сигнали, наприклад, електрокардіограма (ЕКГ) або електроенцефалограма (ЕЕГ), механічні сигнали, які виникають унаслідок роботи серця, такі як пульс, а також оптичні сигнали, які демонструють зміни у відбитому чи поглинутому тканинами світлі, наприклад, фотоплетизмограма. Ці сигнали дозволяють оцінювати функціональний стан організму, діагностувати патології та контролювати ефективність лікування.

Пульс і артеріальний тиск є ключовими показниками стану серцево-судинної системи. Пульс дозволяє оцінити частоту серцевих скорочень, ритм та стан судинного тону. Відхилення параметрів пульсу можуть свідчити про наявність аритмії, тахікардії чи брадикардії. Артеріальний тиск визначає силу тиску крові на стінки судин, а його аномальні рівні вказують на ризики гіпертонії, гіпотонії або судинних ускладнень. Моніторинг цих показників важливий як для лікування захворювань, так і для профілактики, особливо у здорових осіб.

Розвиток технологій значно розширює можливості використання біосигналів у медицині. Завдяки їм стає можливим створення персоналізованих профілів здоров'я, інтеграція даних із біосенсорів у системи телемедицини для дистанційного моніторингу, а також застосування алгоритмів машинного навчання для виявлення патологій на основі складних закономірностей у біосигналах. Отже, біосигнали, зокрема

пульс і артеріальний тиск, залишаються незамінними джерелами інформації у медичній практиці, відкриваючи нові перспективи завдяки сучасним технологіям аналізу та моніторингу.

### *1.5.2 Традиційні методи вимірювання пульсу та артеріального тиску*

Традиційні методи вимірювання пульсу та артеріального тиску є базовими інструментами у медичній практиці. Вони характеризуються високою точністю в умовах стандартних процедур, проте мають обмеження, які впливають на їхню ефективність у сучасному динамічному середовищі. Пульс вимірюють за допомогою кількох основних методів:

#### 1. Пальпація

Пальпація пульсу є простим і доступним методом визначення частоти та характеристик пульсу через фізичний контакт із поверхневими артеріями (рисунок 1.4). Вона базується на відчутті пульсових хвиль, які виникають через скорочення серця та викид крові в судини. Найчастіше для цього використовують артерії, розташовані близько до поверхні шкіри, такі як променева на зап'ясті, сонна на шиї, стегнова у паховій ділянці або тильна артерія стопи. Найпопулярнішою є променева артерія завдяки її зручному розташуванню.

Процедура пальпації передбачає накладання двох-трьох пальців (зазвичай вказівного, середнього та безіменного) на вибрану артерію зі злегка помірним натисканням. Це дозволяє відчувати пульсові хвилі, при цьому тиск пальців не повинен бути надмірним, щоб уникнути блокування кровотоку. Частоту пульсу зазвичай визначають, підраховуючи кількість пульсових хвиль за 15 або 30 секунд, а потім перераховуючи результат на хвилину.



**Рисунок 1.4 – Пальпація пульсу<sup>4</sup>**

Пальпація дозволяє оцінити кілька ключових параметрів пульсу. Це частота, тобто кількість хвиль за хвилину, ритм, що характеризує регулярність інтервалів між хвилями, наповнення, яке свідчить про силу пульсової хвилі та обсяг крові в судинах, а також напруга, яка вказує на ступінь опору артерії натисканню і дає уявлення про рівень артеріального тиску. Зміни в цих параметрах можуть сигналізувати про різні патологічні стани, такі як тахікардія, брадикардія, аритмії або гіповолемія.

---

<sup>4</sup> URL: <https://health.24tv.ua/resources/photos/news/202109/1728418.jpg?v=1658993947000>

Пальпація має низку переваг, оскільки не потребує спеціального обладнання і може бути проведена практично в будь-яких умовах — як у медичному закладі, так і в польових умовах або під час екстрених ситуацій. Це швидкий спосіб отримати базову інформацію про стан пацієнта та вирішити, чи потрібні більш точні обстеження.

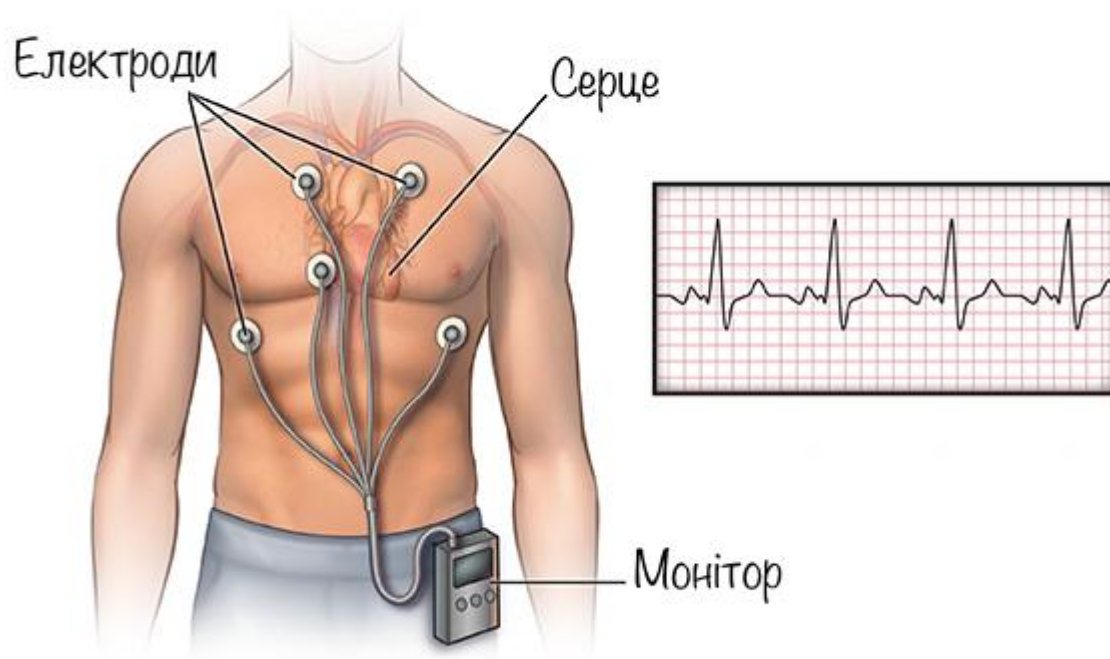
Проте метод має і свої обмеження. Він є суб'єктивним і залежить від досвіду медичного працівника. У випадках слабкої пульсації, спричиненої низьким артеріальним тиском або звуженням судин, пульс може бути важко відчуту. Крім того, пальпація неефективна для тривалого моніторингу, оскільки вимагає безпосередньої участі фахівця. Вона також не дозволяє отримати точних даних про форму чи динаміку пульсової хвилі, обмежуючись лише базовою оцінкою стану серцево-судинної системи.

## 2. Електрокардіографія (ЕКГ)

Електрокардіографія є одним із найпоширеніших методів вимірювання пульсу та оцінки функціонування серцево-судинної системи (рисунок 1.5). Цей метод базується на реєстрації електричної активності серця, яка виникає під час його циклічних скорочень. Сигнали, що утворюються в результаті електричних імпульсів серця, реєструються за допомогою спеціальних електродів і відображаються у вигляді графічної кривої — електрокардіограми. ЕКГ дає змогу отримати не лише частоту пульсу, а й повну картину його ритму, регулярності та можливих аномалій. Наприклад, метод дозволяє діагностувати такі стани, як аритмії, ішемію міокарда, гіпертрофію серцевих камер або порушення провідності.

Для проведення процедури на шкіру пацієнта накладають електроди, які розташовуються у певних точках тіла: на грудній клітці, зап'ястях і гомілкях. Розташування електродів регламентується стандартами і забезпечує отримання сигналів із різних відведень, що дозволяє оцінити роботу різних ділянок серця. Електрокардіографія може проводитися у різних форматах залежно від мети дослідження. Стандартна 12-відведення ЕКГ використовується для діагностики захворювань серця в стаціонарних

умовах. Амбулаторний моніторинг (Холтерівське моніторування) забезпечує тривалу реєстрацію ЕКГ протягом доби або більше. Цей підхід дозволяє виявити періодичні аритмії чи зміни, пов'язані з фізичним навантаженням або емоційним станом. Трендовий моніторинг застосовується для спостереження за пацієнтами в умовах інтенсивної терапії.



**Рисунок 1.5** – Схема зняття ЕКГ людини<sup>5</sup>

ЕКГ також використовується у спортивній медицині для оцінки фізичного стану спортсменів і в кардіології для тестування серця під час фізичних навантажень (стрес-тести). ЕКГ є високоінформативним методом, який забезпечує точне вимірювання частоти серцевих скорочень і дозволяє діагностувати широкий спектр серцево-судинних захворювань. Метод швидкий у виконанні, неінвазивний і практично безболісний для пацієнта.

<sup>5</sup> URL: <https://heartchef.com.ua/wp-content/uploads/2021/12/holter-1.jpg>

Він широко застосовується в клінічній практиці завдяки стандартам та уніфікованості процедури.

Попри численні переваги, метод має певні обмеження. ЕКГ забезпечує моментальний знімок активності серця, тому короткочасні або епізодичні порушення ритму можуть залишитися непоміченими при стандартній процедурі. Для виявлення таких станів потрібне тривале моніторування. Також процедура потребує фізичного контакту з пацієнтом, а точність даних залежить від правильної підготовки шкіри та коректного розташування електродів. Артефакти можуть виникати через рухи пацієнта, електричні перешкоди чи проблеми з обладнанням. Крім того, ЕКГ не дає прямої інформації про морфологічний стан серця або судин, тому зазвичай використовується у поєднанні з іншими методами, такими як ультразвукове дослідження.

### 3. ТонOMETричні методи з пульсовою хвилею

ТонOMETричні методи з пульсовою хвилею є важливою категорією технік для вимірювання артеріального тиску, які використовують аналіз пульсових хвиль для отримання даних про стан кровообігу та судинної системи. Ці методи базуються на вимірюванні змін тиску в артеріях, які виникають через пульсацію крові під час серцевих скорочень. Вони дозволяють отримати інформацію не тільки про рівень артеріального тиску, а й про характеристики пульсової хвилі, що може бути корисним для діагностики ряду серцево-судинних захворювань.

ТонOMETричні методи з пульсовою хвилею включають використання спеціальних пристроїв — тонOMETрів, які вимірюють тиск на стінки артерій під час їхнього розширення і скорочення [4]. У більшості сучасних приладів використовуються осцилометричні та аускультативні методи (рисунок 1.6), але останніми роками активно впроваджуються новітні технології, що дозволяють проводити точніший аналіз пульсової хвилі.

В осцилометричному методі реєстрація пульсової хвилі відбувається шляхом вимірювання коливань, що виникають під час пульсації крові. При

цьому датчики, розташовані в манжеті тонометра, фіксують зміни тиску в артерії, що дозволяє точно визначити систолічний і діастолічний тиск. Цей метод активно використовується в автоматичних тонометрах для домашнього використання.

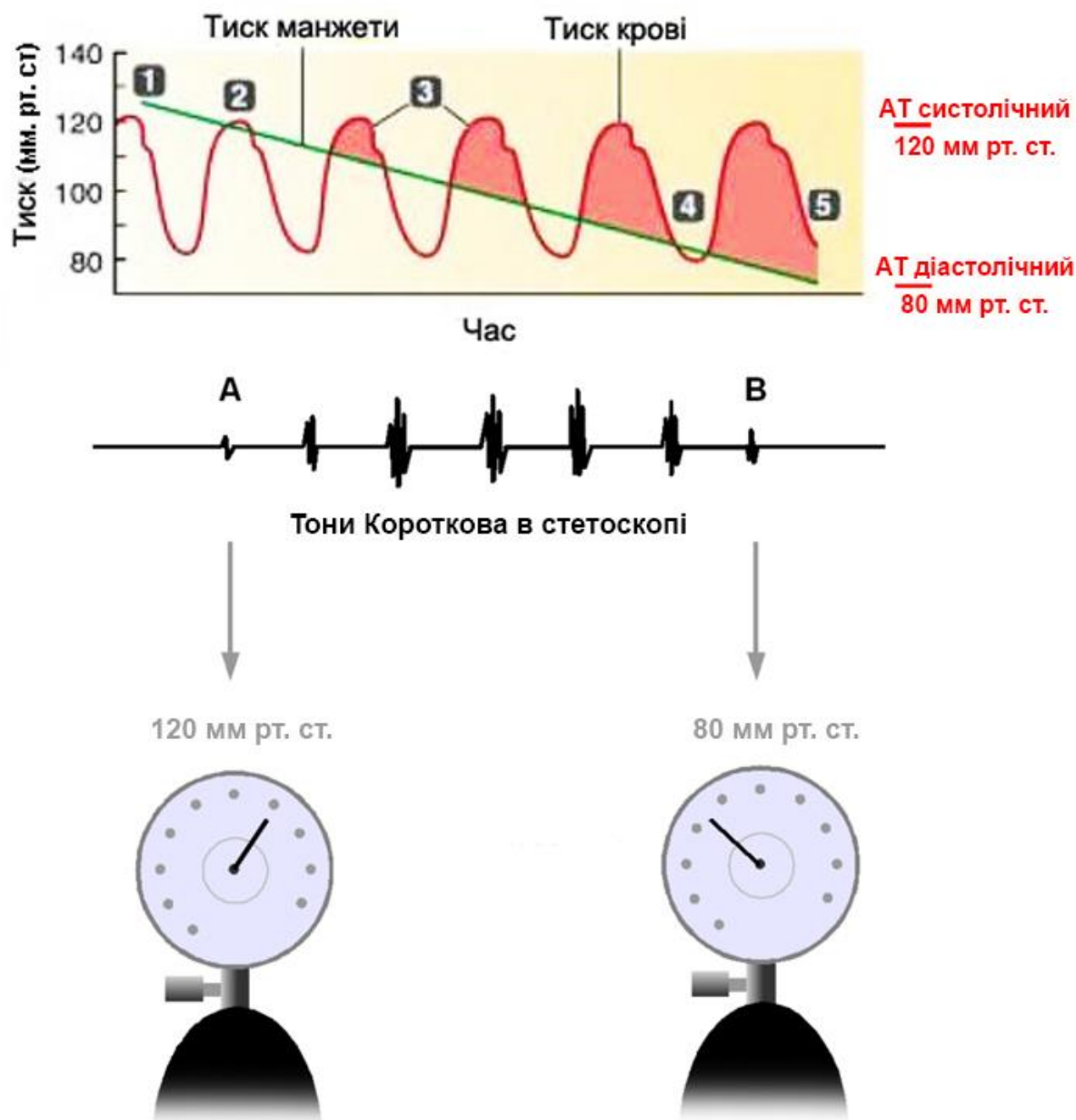


Рисунок 1.6 – Аускультативний метод тонометрії<sup>6</sup>

<sup>6</sup> URL: <https://cdn.aemc.org.ua/images/ck/447ca538c343179bf0fbdfab6cd10469afd.jpg>

Існує кілька методів, що використовують аналіз пульсової хвилі для визначення артеріального тиску і пов'язаних із ним характеристик. Одним з таких методів є аналіз пульсової хвилі за допомогою артеріографії або спеціальних біосенсорів, що вимірюють час проходження хвилі по артеріях. Це дає можливість не лише оцінити рівень артеріального тиску, а й отримати додаткову інформацію про еластичність судин, що є важливим для діагностики таких захворювань, як атеросклероз або гіпертонія.

Деякі пристрої використовують фотоплетизмографію (ФПГ), яка дозволяє вимірювати зміну об'єму крові в капілярах шкіри на основі інфрачервоного світла. Цей метод дозволяє фіксувати пульсову хвилю в реальному часі, що може бути корисно при моніторингу артеріального тиску в динаміці. Фотоплетизмографічні датчики часто інтегруються в носимі пристрої або вдосконалені тонометри для створення безконтактних методів вимірювання.

Тонометричні методи з пульсовою хвилею застосовуються не тільки для регулярного моніторингу артеріального тиску, але й для комплексної діагностики серцево-судинних захворювань. Поряд із стандартним вимірюванням артеріального тиску, вони дозволяють оцінити інші важливі параметри, такі як пульсовий індекс, швидкість поширення пульсової хвилі та еластичність артерій. Ці показники можуть допомогти виявити приховані захворювання або передбачити розвиток серйозних кардіологічних проблем, таких як серцева недостатність або ризик інсульту.

Методи з пульсовою хвилею особливо корисні в умовах постійного моніторингу, оскільки дозволяють отримати більше інформації про стан пацієнта за менший час. Вони використовуються в кардіології, геріатрії, а також у спортивній медицині для оцінки фізичних навантажень на організм.

Переваги цих методів полягають у високій точності та здатності отримати додаткову інформацію про стан артеріальних судин і серцево-судинної системи загалом. Тонометричні методи з пульсовою хвилею дозволяють проводити безконтактні вимірювання, що особливо зручно для

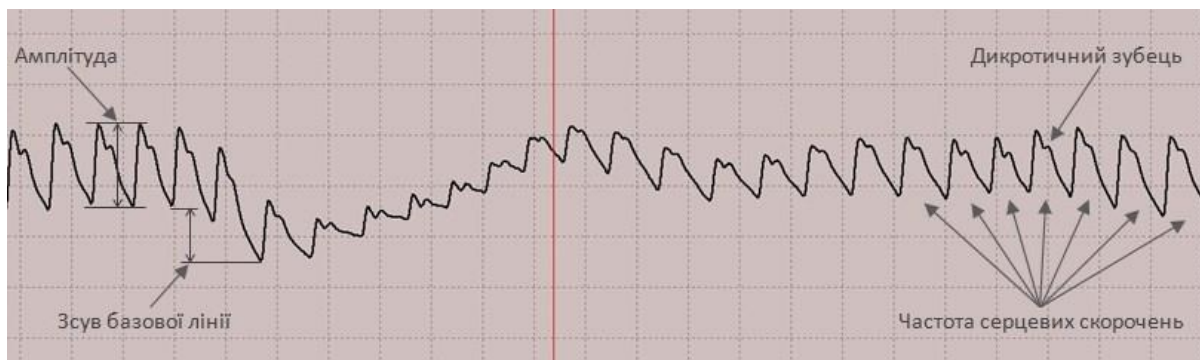
пацієнтів, які мають труднощі з використанням традиційних методів або потребують постійного контролю. Ці методи також можуть бути інтегровані у носимі пристрої, що дозволяє моніторити стан здоров'я в реальному часі без необхідності відвідування медичного закладу.

Однак, ці методи також мають певні обмеження. Наприклад, вони можуть бути менш точними в умовах сильних рухів пацієнта або при наявності серйозних патологій, таких як аритмії або судинні захворювання, які впливають на форму пульсової хвилі. Крім того, для деяких методів, таких як фотоплетизмографія, потрібна висока якість датчиків і точність налаштувань, що може ускладнювати їх використання в домашніх умовах або в польових ситуаціях.

#### 4. Фотоплетизмографія (ФПГ)

Фотоплетизмографія є безконтактним неінвазивним методом, який дозволяє вимірювати зміни об'єму крові в судинах на основі аналізу відбитого або поглиненого світла (рисунок 1.7). Цей метод використовує принцип, згідно з яким кров поглинає і відбиває світло залежно від її об'єму, що змінюється впродовж серцевого циклу. Він базується на тому, що під час кожного серцевого скорочення відбувається зміна об'єму крові, що приводить до коливань в кількості світла, яке проходить через шкіру. Ці зміни можна зафіксувати та проаналізувати для отримання інформації про пульс, частоту серцевих скорочень, кровообіг і навіть рівень кисню в крові.

ФПГ широко використовується в медицині для моніторингу різних біосигналів, зокрема пульсових хвиль, частоти серцевих скорочень, пульсової амплітуди та насиченості крові киснем (спірометрія). Перевага цього методу полягає в тому, що він є безболісним, неінвазивним і зручним для тривалого або постійного моніторингу, що робить його популярним у медичних пристроях, таких як пульсоксиметри та носимі фітнес-трекери.



**Рисунок 1.7** – Фотоплетизмограма з різними змінами в параметрах<sup>7</sup>

Для вимірювання пульсу та інших біосигналів за допомогою фотоплетизмографії використовуються спеціальні сенсори, які зазвичай складаються з джерела світла (наприклад, світлодіода) і фотодетектора. Світло проходить через шкіру, і частина його відбивається або поглинається кров'ю в судинах. Кількість світла, що поглинається або відбивається, змінюється відповідно до пульсації крові в судинах, що пов'язано з кожним серцевим скороченням. Ці зміни відображаються у вигляді графіка, що дозволяє отримувати інформацію про пульс, частоту серцевих скорочень, а також оцінювати кровообіг.

Одним із основних застосувань ФПГ є вимірювання насиченості крові киснем (пульсоксиметрія), що дає змогу швидко і безболісно оцінити рівень кисню в артеріальній крові. Це особливо корисно в реанімації, інтенсивній терапії, а також при моніторингу стану пацієнтів із респіраторними захворюваннями або серцево-судинними проблемами. Водночас ФПГ використовується для оцінки еластичності судин і якості кровообігу, що може бути корисно при діагностиці атеросклерозу, гіпертонії та інших захворювань серцево-судинної системи.

Метод також знайшов широке застосування в носимих пристроях, таких як фітнес-трекери, смарт-годинники та інші біосенсори, що дозволяють моніторити пульс і інші параметри [5] в режимі реального часу.

<sup>7</sup> URL: [https://www.polygraph-rubicon.com/upload/image/pssa\\_ukr..jpg](https://www.polygraph-rubicon.com/upload/image/pssa_ukr..jpg)

Ці пристрої стають все популярнішими серед користувачів, оскільки вони забезпечують доступ до безконтактних і простих у використанні методів моніторингу стану здоров'я, що можна здійснювати вдома або в будь-якому іншому місці.

Попри свою зручність і безболісність, фотоплетизмографія має певні обмеження. Точність вимірювань може знижуватися за умов поганого освітлення, при сильних рухах пацієнта, а також у випадках, коли кровообіг у певних ділянках тіла обмежений. Також цей метод може бути менш точним у пацієнтів із шкірою, яка має низьку прозорість або на ділянках тіла, де кровообіг слабший (наприклад, на кінцівках). Крім того, для забезпечення високої точності вимірювань необхідне правильне налаштування сенсорів і якісні датчики, що можуть збільшити вартість обладнання.

Фотоплетизмографія також активно використовується для виявлення порушень, пов'язаних із судинами, такими як зниження еластичності судин або змінення швидкості пульсової хвилі, що є важливим показником для діагностики серцево-судинних захворювань. Однак цей метод не дає повної картини стану кровообігу і судин, тому для більш детальної оцінки здоров'я судин і серця зазвичай поєднується з іншими методами діагностики.

#### 5. Нещодавно винайдені методи вимірювання біосигналів

Сучасні технології розширили можливості вимірювання пульсу. Електронні тонометри стали доступним рішенням для домашнього використання. Вони призначені для вимірювання артеріального тиску, але багато моделей також визначають частоту серцевих скорочень. Під час роботи пристрою тиск манжети створює зміну руху крові, що фіксується вбудованими сенсорами. Електронні тонометри дають змогу вимірювати пульс швидко і без спеціальних навичок, хоча точність може бути знижена, якщо манжета встановлена неправильно або якщо користувач рухається під час вимірювання.

Фітнес-браслети та смарт годинники є одним із найпопулярніших сучасних способів постійного моніторингу пульсу. Ці пристрої працюють на основі фотоплетизмографії – методу, який аналізує зміни у кровотоку через шкіру. Світлові сенсори випромінюють світло (зазвичай зелене), яке відбивається від крові в судинах. Інтенсивність відбитого світла змінюється залежно від пульсації крові, що дозволяє обчислити ЧСС. Перевагами цього підходу є зручність і можливість відстежувати пульс у режимі реального часу, навіть під час сну чи фізичних вправ. Однак точність таких пристроїв може знижуватись при сильному потовиділенні, неправильному приляганні браслета до шкіри або яскравому зовнішньому освітленні. На рисунку 1.8 показано розробку Apple Watch компанії Apple.



**Рисунок 1.8** – Фітнес браслет Apple Watch вимірює пульс<sup>8</sup>

Інший технологічний варіант – це мобільні додатки, які використовують камеру смартфона. Користувач кладе палець на камеру, і програма аналізує зміни кольору шкіри, спричинені пульсацією крові. Це

<sup>8</sup> URL: <https://images.macrumors.com/t/SvXdNmVeNbVH39x-Vn83ikA8ptU=/800x0/article-new/2015/06/Apple-Watch-Heart-Rate-Monitor-1-800x427.jpg?lossy>

також форма фотоплетизмографії, яка відрізняється доступністю і швидкістю. Втім, цей метод не підходить для постійного моніторингу і має обмежену точність, яка залежить від характеристик камери смартфона та умов освітлення.

Для більш медичних і клінічних цілей використовуються пульсоксиметри – компактні пристрої (рисунок 1.9), які одночасно вимірюють пульс і рівень насичення крові киснем. Їх часто використовують у лікарнях, особливо для пацієнтів із дихальними або серцево-судинними захворюваннями. Пульсоксиметри кріпляться на палець або мочку вуха, працюючи за допомогою інфрачервоного світла, яке проходить через тканини і аналізує об’єм крові. Ці пристрої є надзвичайно точними, хоча для повсякденного використання вони менш зручні порівняно з фітнес-браслетами.



**Рисунок 1.9 – Пульсоксиметр на руці людини<sup>9</sup>**

<sup>9</sup> URL: [https://www.microchip.com/en-us/solutions/medical/telehealth-and-home-monitoring-devices/pulse-oximeter/\\_jcr\\_content/root/responsivegrid/container\\_1958813806/cardgrid/card1/image.coreimg.jpeg/1611345524312/gettyimages-496972049.jpeg](https://www.microchip.com/en-us/solutions/medical/telehealth-and-home-monitoring-devices/pulse-oximeter/_jcr_content/root/responsivegrid/container_1958813806/cardgrid/card1/image.coreimg.jpeg/1611345524312/gettyimages-496972049.jpeg)

Доплерівські ультразвукові пристрої також використовуються для вимірювання пульсу, особливо в умовах, коли потрібно оцінити кровообіг у певній частині тіла. Вони працюють, аналізуючи відбиття ультразвукових хвиль від рухомих елементів крові, що дозволяє отримати детальну інформацію про серцевий ритм і судинну функцію. Цей метод найчастіше використовується в медичних закладах для глибокого аналізу.

Однак всі перераховані методи і пристрої є контактними, тобто потребують постійного фізичного контакту з людиною для вимірювання її пульсу, що обмежує їх застосування в певних ситуаціях. Крім того, існують і інші недоліки контактних методів.

1. Необхідність фізичного контакту: контакт із пристроєм може бути незручним або навіть неможливим для деяких категорій людей, наприклад, пацієнтів із опіками, ранами чи подразненнями шкіри.

2. Ризик передачі інфекцій: у медичних умовах багаторазове використання контактних пристроїв без належної дезінфекції може сприяти поширенню інфекцій, особливо під час пандемій.

3. Залежність від якості контакту: для точного вимірювання потрібен правильний і надійний контакт сенсора з тілом. Якщо пристрій розташований неправильно або погано прилягає до шкіри, результати можуть бути неточними. Це може статися, наприклад, через рухи під час вимірювання чи потовиділення.

4. Обмежена зручність для тривалого моніторингу: постійне носіння контактних пристроїв, таких як електроди або манжети, може бути незручним, особливо під час сну або фізичної активності.

5. Чутливість до механічного впливу: контактні пристрої можуть бути чутливими до механічного тиску або зміщення. Наприклад, якщо пульсоксиметр сильно притискається до пальця або, навпаки, погано прилягає, це може спотворити результати вимірювання.

6. Психологічний дискомфорт: у деяких людей сам факт фізичного контакту з медичним обладнанням викликає дискомфорт або тривогу, що

може вплинути на результати вимірювання, наприклад, підвищити ЧСС через стрес.

7. Потреба у правильному використанні: неправильне розташування пристрою (наприклад, манжети тонометра) може призвести до похибок у вимірюванні, а це вимагає навчання користувачів або нагляду медичного персоналу.

### *1.5.3 Переваги безконтактних методів*

Як зазначено вище, контактні методи мають ряд недоліків, що обмежує їх застосування в певних ситуаціях. Через це в даній дисертації запропоновано безконтактний метод вимірювання пульсу на основі фотоплетизмограми, що має ряд переваг над традиційними контактними методами.

1. Зручність і комфорт однією з головних переваг безконтактних технологій є комфорт користувача. Відсутність необхідності носити пристрій, кріпити сенсори чи підлаштовувати манжети робить процес вимірювання значно зручнішим. Такий підхід особливо цінний для людей з чутливою шкірою, опіками або іншими фізичними станами, які можуть ускладнити використання традиційних пристроїв.

2. Моніторинг у реальному часі – безконтактні системи можуть працювати постійно, не створюючи дискомфорту. Наприклад, камери з високою роздільною здатністю, встановлені в кімнаті, можуть аналізувати зміни кольору обличчя або мікро рухи тіла, спричинені серцевими скороченнями. Це дозволяє здійснювати безперервний моніторинг стану здоров'я навіть у багатолюдних місцях або під час сну.

3. Безпека в медичних умовах – у лікарнях чи інших медичних закладах безконтактні методи дозволяють уникнути поширення інфекцій, оскільки

виключають необхідність прямого контакту між пристроєм і пацієнтом. Це особливо актуально під час пандемій або в роботі з людьми, які мають ослаблений імунітет.

4. Легкість використання в масових масштабах – безконтактні системи можуть використовуватися в громадських місцях для швидкого скринінгу великої кількості людей. Наприклад, вони можуть допомагати виявляти потенційно хворих осіб у натовпі, не викликаючи затримок або необхідності фізичного втручання.

5. Інтеграція з існуючими системами – сучасні камери спостереження чи смартфони можна легко модернізувати, щоб вони виконували функцію вимірювання пульсу. Це відкриває можливості для інновацій, таких як системи «розумного дому» або носимі технології, які визначають стан здоров'я без будь-якої активної взаємодії користувача.

6. Підтримка у критичних ситуаціях – безконтактні методи можуть допомагати виявляти проблеми зі здоров'ям у тих, хто втратив свідомість або не може повідомити про свій стан. Наприклад, камери чи сенсори, вбудовані в автомобіль, могли б фіксувати серцевий ритм водія й попереджати про небезпечні стани.

7. Потенціал для глибшого аналізу – сучасні безконтактні технології можуть поєднувати вимірювання пульсу з іншими показниками, такими як рівень стресу, аритмії чи навіть кисневого насичення крові, аналізуючи тонкі зміни у вигляді чи русі.

Однак безконтактні методи також мають певні обмеження. Для їх точного функціонування потрібна висока якість обладнання, стабільне освітлення та мінімум рухів під час вимірювання. Але зі швидким розвитком технологій ці труднощі поступово долаються. Безконтактне вимірювання пульсу має великий потенціал у медицині, спортивній науці, побуті та громадській безпеці. Його переваги — зручність, універсальність і відсутність ризику передачі інфекцій — роблять цю технологію дуже перспективною. З удосконаленням алгоритмів штучного інтелекту та

сенсорних систем безконтактні методи можуть стати стандартом у моніторингу здоров'я найближчим часом.

## **Висновки до розділу 1**

Традиційні підходи, такі як пальпація, аускультация та електрокардіографія, демонструють високу точність і практичність, залишаючись золотим стандартом у клінічній практиці. Водночас новітні технології, зокрема фотоплетизмографія та тонометричні методи з аналізом пульсової хвилі, відкривають нові можливості для безконтактного моніторингу та покращення доступності медичних послуг.

Розвиток технологій дозволяє впроваджувати сучасні методи, які є менш інвазивними, зручними для використання в домашніх умовах і здатними забезпечити постійний моніторинг. Особливу роль відіграє інтеграція фотоплетизмографії у носимі пристрої, що значно розширює межі застосування цього методу, роблячи його доступним для широких верств населення. Тонометричні підходи з пульсовою хвилею, своєю чергою, забезпечують додаткову інформацію про еластичність судин і стан кровообігу, що важливо для раннього виявлення серцево-судинних захворювань. Разом із тим кожен із методів має свої переваги та обмеження, що обумовлює необхідність їх поєднання для отримання повної картини стану пацієнта. Традиційні методи забезпечують високу точність у контрольованих умовах, тоді як сучасні безконтактні технології відзначаються зручністю і можливістю використання в динамічних ситуаціях.

Загалом аналіз свідчить про важливість розвитку безконтактних методів у медицині, які можуть забезпечити якісний моніторинг біосигналів навіть поза межами лікарень. Це відкриває перспективи для створення

нових технологій, які поєднують точність традиційних підходів із комфортом і доступністю сучасних рішень. Таким чином, обґрунтована роль інноваційних методів у покращенні діагностики та моніторингу стану серцево-судинної системи людини.

## РОЗДІЛ 2 ОПИС СПОСОБУ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ

### 2.1 Теоретичні основи

Актуальність проблеми дистанційного безконтактного визначення біосигналів людини з відео-потоків обумовлена потребою у сучасних методах моніторингу фізіологічних показників, які не вимагають фізичного контакту з пацієнтом, описані раніше. Такі методи мають особливу цінність у сфері медицини, де мінімізація контакту з пацієнтом може бути критично важливою, наприклад, в умовах інфекційних захворювань або для обслуговування пацієнтів із обмеженими можливостями руху. Розвиток технологій комп'ютерного зору та аналізу біосигналів дозволяє створювати нові підходи до моніторингу стану здоров'я, зокрема, використовуючи відео як джерело інформації.

Мета цього розділу полягає у розробці та обґрунтуванні методології, що базується на сучасних алгоритмах виявлення обличчя, виділення регіонів інтересу на обличчі та аналізу фотоплетизмограми для отримання достовірних біосигналів із відео-потоків. Досягнення цієї мети включає огляд існуючих методів і технологій, зокрема, алгоритму Віюлі-Джонса для виявлення обличчя, розробку підходів до автоматичного виділення регіонів інтересу на обличчі, методик отримання фотоплетизмограми з обраних областей, а також обґрунтування використання архітектури нейронної мережі ResNet-34 для обробки отриманих даних.

#### *2.1.1 Метод виявлення обличчя на відео*

Процес виявлення обличчя є першим і ключовим етапом у завданні дистанційного визначення біосигналів з відео, оскільки саме на основі

точного визначення обличчя стає можливим подальше виділення регіонів інтересу (щік, лоба) для аналізу. У сучасній науковій літературі існує багато підходів до виявлення обличчя, які можна умовно розділити на класичні методи комп'ютерного зору та методи, що базуються на використанні глибоких нейронних мереж. У цьому підрозділі основна увага зосереджена на класичному алгоритмі Віоли-Джонса, який є одним із найвідоміших та найпоширеніших методів для виявлення обличчя у реальному часі.

Алгоритм Віоли-Джонса, запропонований у 2001 році, базується на каскадній структурі слабких класифікаторів, які використовують спеціальні характеристики зображення, відомі як ознаки Хаара, що зображені на рисунку 2.1. Ці ознаки, що являють собою прямокутні шаблони, ефективно оцінюють контраст між певними ділянками зображення, наприклад, між очима та верхньою частиною щік. Щоб зробити процес обчислення швидким, алгоритм використовує інтегральні зображення, що дозволяють обчислювати ознаки за фіксований час незалежно від розміру регіону [6].

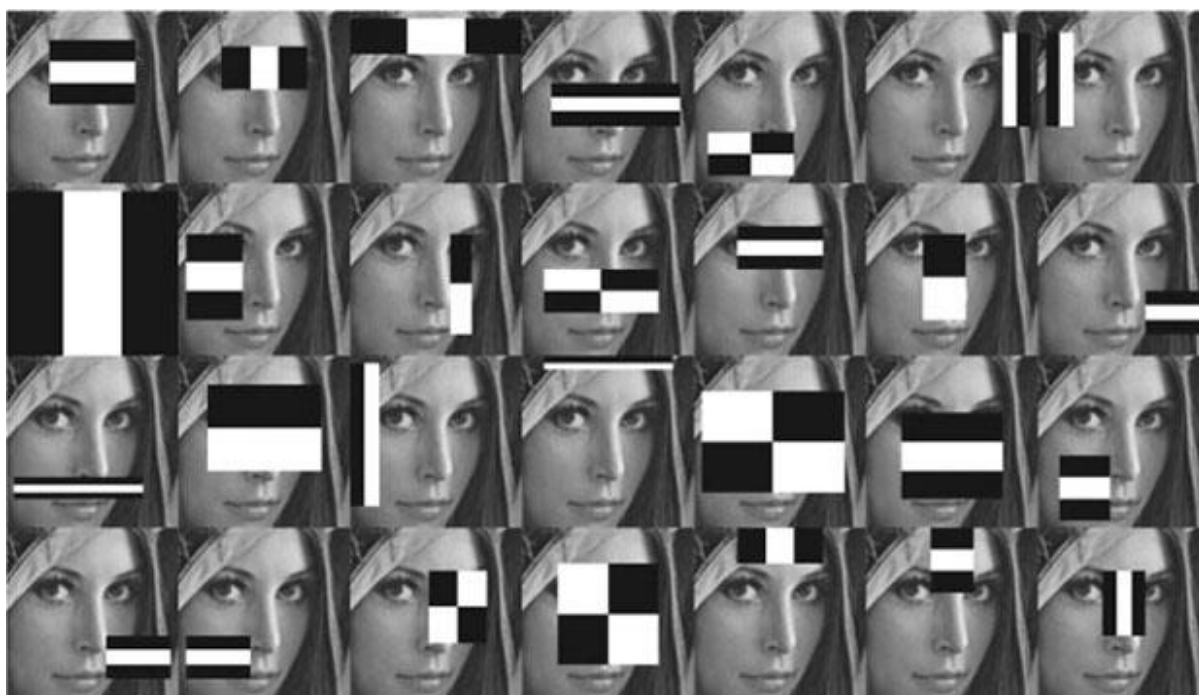


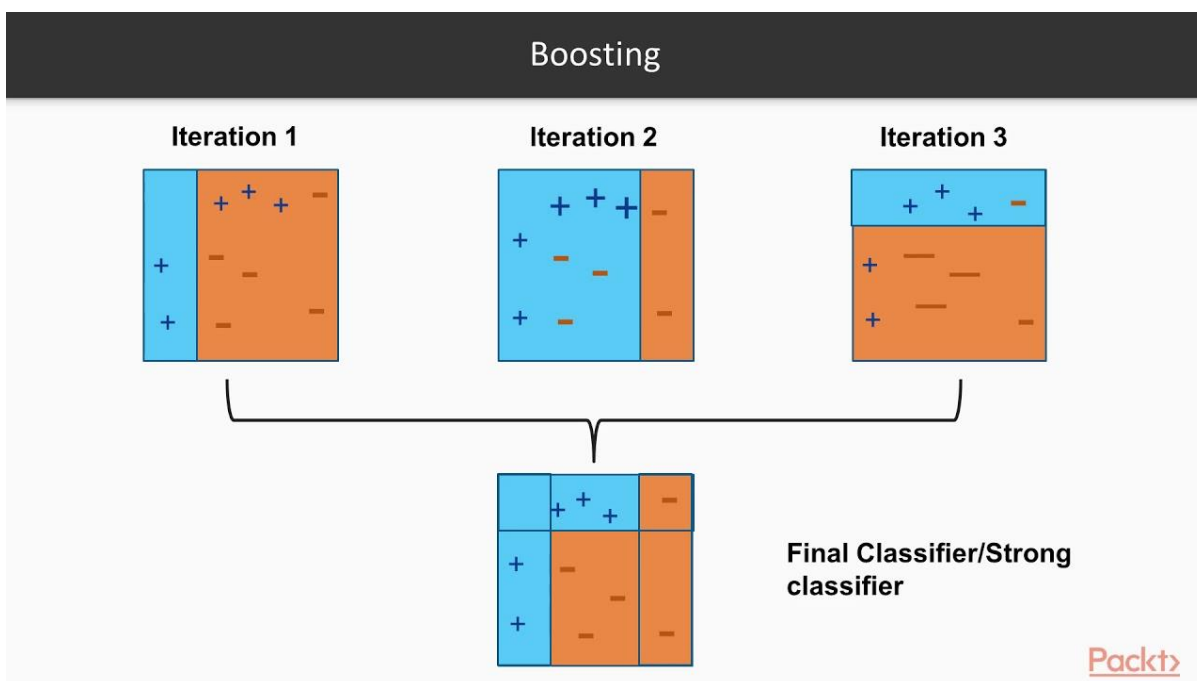
Рисунок 2.1 – Ознаки Хаара<sup>10</sup>

<sup>10</sup> URL: <https://d226lax1qjow5r.cloudfront.net/blog/blogposts/real-time-face-detection-in-net-with-opencv-and-video/haarfeaturesoverfaces.jpg>

Інтегральне зображення являє собою представлення вихідного зображення, де кожен піксель зберігає суму інтенсивностей усіх пікселів вище та лівіше від нього. Завдяки цьому будь-яка сума пікселів у прямокутній області може бути обчислена всього за чотири операції додавання або віднімання, незалежно від розміру області. Це забезпечує надзвичайно швидкий розрахунок ознак Хаара і є однією з ключових причин високої продуктивності алгоритму.

Іншою важливою особливістю алгоритму є його каскадна структура класифікаторів. У цій структурі класифікатори розташовані послідовно, і кожен із них виконує попередній відбір регіонів зображення. Регіони, які не відповідають заданим критеріям на початкових етапах, відсіюються, що дозволяє зосередитися лише на потенційно релевантних ділянках. Це суттєво зменшує обсяг обчислень. Кожен класифікатор базується на певній підмножині ознак Хаара і відповідає за перевірку наявності конкретних структурних елементів обличчя. Такий підхід дає можливість ефективно розпізнавати обличчя навіть за наявності шумів або невеликих змін у зовнішньому вигляді [7].

Процес навчання каскадної структури реалізується за допомогою алгоритму Adaboost, який схематично зображений на рисунку 2.2. Цей алгоритм обирає найбільш релевантні ознаки Хаара серед великої кількості доступних і формує із них сильний класифікатор шляхом поєднання слабких класифікаторів. Adaboost надає кожній ознаці вагу відповідно до її внеску у точність класифікації. Завдяки цьому алгоритм забезпечує високу точність виявлення обличчя навіть при використанні невеликої кількості ознак.



**Рисунок 2.2** – Схема Adaboost<sup>11</sup>

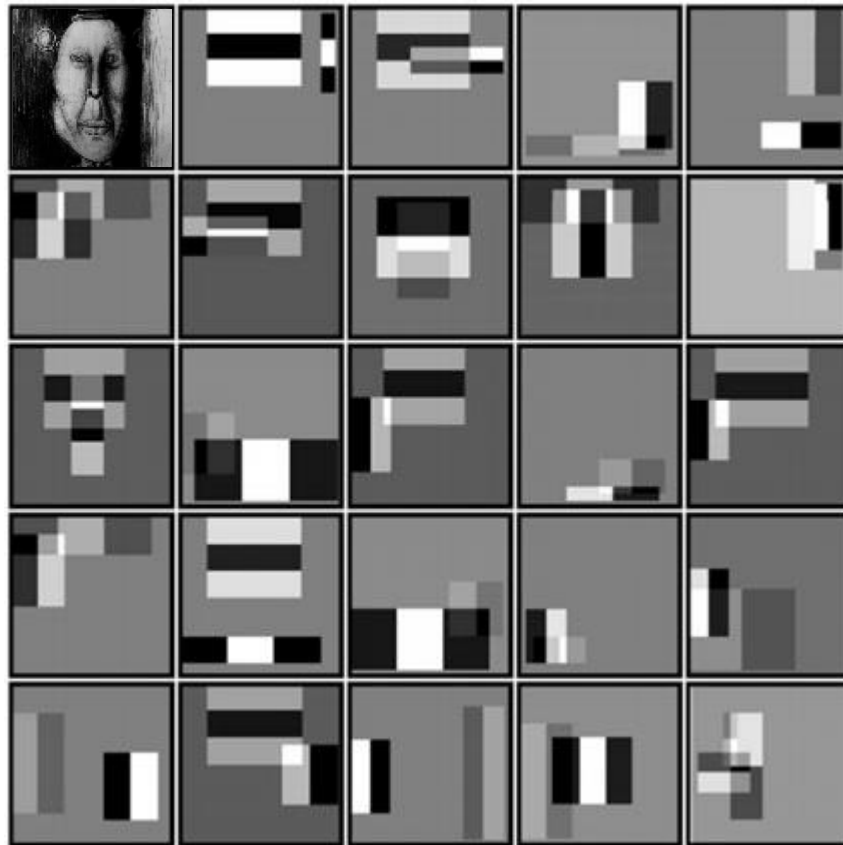
Алгоритм Віолі-Джонса складається з кількох ключових етапів, кожен із яких виконує важливу роль у процесі виявлення обличчя. Першим етапом є попередня обробка зображення, в процесі якої вихідне зображення конвертується в відтінки сірого. Це значно спрощує подальшу обробку, оскільки кольорова інформація не є необхідною для задачі виявлення обличчя. Робота із зображенням в градаціях сірого дозволяє зменшити обсяг обчислень, що є критичним при обробці зображень в реальному часі. Крім того, цей етап дозволяє уникнути впливу різноманітних кольорових відтінків на результат, зосереджуючи увагу лише на інтенсивності пікселів.

Наступним етапом є обчислення інтегрального зображення, що є важливим для швидкого обчислення ознак Хаара. Інтегральне зображення дозволяє значно пришвидшити процес обчислень, оскільки кожен піксель в інтегральному зображенні містить суму інтенсивностей усіх пікселів, що знаходяться в прямокутній області з верхнім лівим кутом у даному пікселі.

<sup>11</sup> URL:

<https://www.researchgate.net/publication/359798828/figure/fig1/AS:11431281104497367@1670091460170/Adaboost-Sources-http-wwwmediumcom.png>

Це дозволяє за допомогою лише чотирьох арифметичних операцій (додавання і віднімання) швидко отримати суму пікселів будь-якого прямокутного регіону на зображенні. Таким чином, обчислення ознак Хаара для будь-якого вікна стає значно ефективнішим. Процес обчислення ознак показано на рисунку 2.3.



**Рисунок 2.3** – Нашарування ознак Хаара за методом Віюлі-Джонса<sup>12</sup>

Після обчислення інтегрального зображення застосовується каскадна структура класифікаторів. Каскадний підхід передбачає, що зображення аналізується послідовно через кілька рівнів класифікаторів. Кожен рівень класифікатора відповідає за перевірку наявності певної ознаки (наприклад, структури обличчя) в кожному з регіонів зображення. Якщо на одному з рівнів класифікатор не виявляє ознаки обличчя, цей регіон одразу

<sup>12</sup> URL: <https://api-2d3d-cad.com/wp-content/uploads/1318.jpg>

відсіюється, що дозволяє значно зменшити кількість перевірених вікон. Тільки ті регіони, які пройшли всі етапи каскаду, продовжують аналіз, що підвищує швидкість виявлення облич.

Важливою частиною цього процесу є використання вікна, яке рухається по зображенню. Це вікно є прямокутною областю, що аналізує різні частини зображення. Щоб виявляти обличчя різних розмірів, вікно змінює свій масштаб, здійснюючи масштабування і перевіряючи зображення на різних рівнях деталізації. Це дозволяє алгоритму знаходити обличчя, що можуть бути як великими, так і маленькими, на зображенні, забезпечуючи масштабну інваріантність алгоритму.

Коли регіони зображення проходять всі рівні каскаду і відповідають вимогам, вони визначаються як такі, що містять обличчя. Алгоритм повертає координати цих регіонів, які потім можуть бути використані для подальшої обробки або виділення обличчя на зображенні. Такий підхід забезпечує високу точність при збереженні високої швидкості роботи, що робить алгоритм Віоли-Джонса одним із найбільш популярних для задач виявлення облич в реальному часі.

Попри свою ефективність, алгоритм має певні обмеження. Він є чутливим до змін освітлення, положення обличчя та його орієнтації. Також його точність може знижуватися у випадках із низькою роздільною здатністю зображення. Однак завдяки своїй простоті і швидкодії він залишається популярним для використання у реальному часі, особливо в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. У цьому дослідженні алгоритм Віоли-Джонса використовується як базовий метод для виявлення обличчя, що забезпечує швидке і надійне виділення ключових областей для подальшого аналізу.

В межах даного дослідження алгоритм Віоли-Джонса використовується як базовий метод для виявлення обличчя на відео. Його інтеграція у систему дозволяє забезпечити точність і швидкість виділення облич для подальшого аналізу регіонів інтересу. У наступних підрозділах

буде описано, як результати роботи цього алгоритму використовуються для побудови регіонів інтересу, з яких отримуються біосигнали.

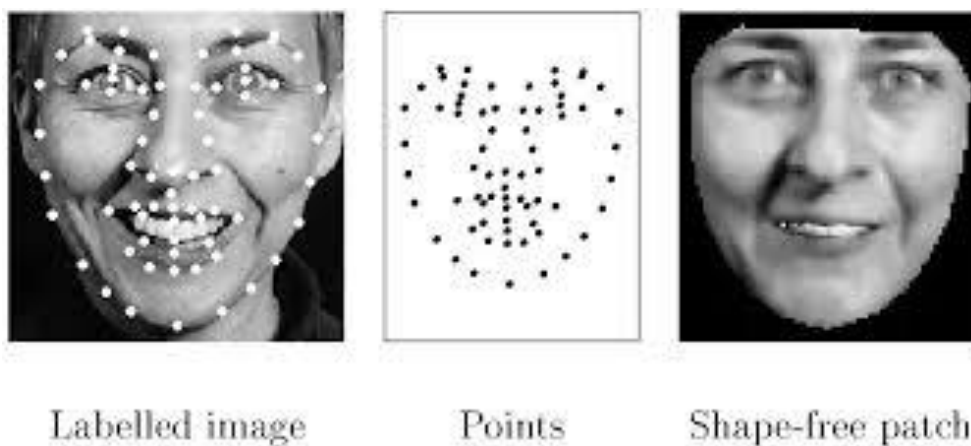
### *2.1.2 Виділення регіонів інтересу на обличчі*

Після виявлення обличчя на зображенні або в відеопотоці, необхідно визначити специфічні ділянки на обличчі, які найбільш підходять для подальшого аналізу. Зокрема, для отримання ФПГ особливе значення мають області на лобі та щоках, оскільки в цих зонах кровообіг найбільш виражений і стабільний, що дозволяє отримати чисті й точні пульсові сигнали.

Для виділення таких ділянок зазвичай використовується метод розпізнавання рис обличчя Active Appearance Model (AAM), його схематично показано на рисунку 2.4. Визначення положення очей, носа, рота та інших ключових точок дозволяє точно локалізувати важливі регіони на обличчі. Принцип роботи ААМ базується на поєднанні двох важливих аспектів: геометрії форми та текстури об'єкта. Це дозволяє моделі адаптуватися до різних варіацій вигляду обличчя, таких як зміни у виразах, позах або освітленні. ААМ є статистичною моделлю, яка навчається на великій кількості зображень, де відмічені ключові точки обличчя. В результаті модель здатна описувати варіації форми та текстури обличчя, що дозволяє відновити ці параметри на нових зображеннях. Першим етапом у створенні ААМ є збирання набору зображень обличчя, де відзначені ключові точки, наприклад, очі, ніс, рот та контури щік. Ці зображення повинні містити різні варіації освітлення, виразів та поз. Для кожного зображення координати точок нормалізуються, щоб привести всі зображення до однакової орієнтації та масштабу. Це дозволяє усунути

варіації у позиціях і орієнтації обличчя, що є важливим для подальшого аналізу.

Після нормалізації зображень наступним кроком є побудова моделі форми, яка використовує методи головних компонент (РСА). Цей метод дозволяє виділити основні напрямки варіацій у розташуванні точок на обличчі, наприклад, відмінності у висоті носа або ширині щік. Модель форми містить основні компоненти, які описують найбільш значущі варіації в геометрії обличчя. Окрім форми, ААМ також моделює текстуру обличчя. Текстура — це інформація про колір пікселів в межах області обличчя, що описується через текстурні карти. Ці карти спочатку створюються для кожного зображення, після чого застосовується РСА для аналізу текстури, що дозволяє визначити основні варіації кольору шкіри, тіней або освітлення на обличчі.



**Рисунок 2.4** – Принцип роботи Active Appearance Model<sup>13</sup>

Після моделювання форми і текстури, ААМ комбінує ці два аспекти в єдину модель, де кожен компонент форми та текстури описується відповідними параметрами. При роботі з новими зображеннями ці

<sup>13</sup> URL:

<https://media.discordapp.net/attachments/1206019080327405600/1317282582752264234/image.png?ex=675e1e81&is=675ccd01&hm=b1e9ad75af49d8b5b7d5f0b82534686f333336376a9fc4a37a06255963f1ae55&=&format=webp&quality=lossless&width=1152&height=520>

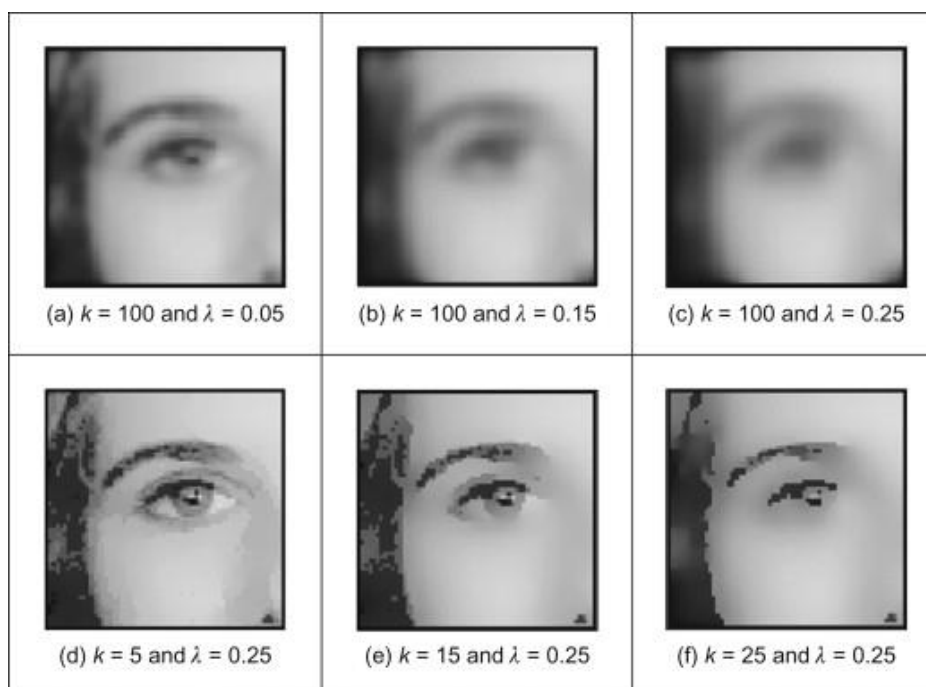
параметри оптимізуються так, щоб зменшити різницю між моделюючим зображенням та фактичним зображенням. Це досягається через процес мінімізації різниці між реконструйованим обличчям та зображенням на основі моделі. Процес адаптації моделі до нових зображень передбачає коригування параметрів, що описують форму та текстуру, поки зображення не стане найбільш схожим на реальне обличчя. Для цього використовуються методи оптимізації, наприклад, градієнтний спуск.

Однією з переваг ААМ є його здатність адаптуватися до різних варіацій обличчя, таких як зміни виразів, освітлення чи пози. Це робить модель особливо корисною для завдань, де потрібна висока точність і стабільність, наприклад, для розпізнавання обличчя або аналізу біосигналів, як фотоплетизмограма. Однак варто зазначити, що ААМ також має деякі недоліки, зокрема високу обчислювальну складність через необхідність навчання на великій кількості зображень та обчислення для кожного нового зображення. Крім того, модель може бути чутливою до шуму та варіацій у зображеннях, таких як зміни освітлення, що знижує точність у певних випадках. Однак сучасні модифікації ААМ часто включають додаткові методи для боротьби з цими проблемами, підвищуючи точність і стабільність результатів.

Важливий етап процесу визначення зонів інтересу — це застосування технік обробки зображень для фільтрації зайвих даних та шумів [8]. Застосовується метод гаусового згладжування, який допомагають зменшити вплив змін освітлення або артефактів, що можуть виникнути через рухи обличчя або камери. Його основна мета полягає в усуненні високочастотного шуму, водночас зберігаючи основні структури зображення, такі як контури і текстури. Це досягається шляхом заміни кожного пікселя на середньозважене значення його сусідів, при цьому найбільшу вагу мають пікселі, які розташовані найближче до центрального пікселя. Для обчислення цього середньозваженого значення

використовується функція Гауса, яка є нормально розподіленою функцією з експоненціальним спаданням.

Фільтр працює, застосовуючи функцію Гауса для кожного пікселя зображення. Функція Гауса визначає, що значення пікселів, які знаходяться ближче до центрального пікселя, матимуть більшу вагу, а віддалені пікселі матимуть меншу вагу. Цей процес забезпечує згладжування, яке особливо ефективно усуває високочастотний шум, одночасно зберігаючи основні риси зображення, такі як контури та структури. Математично функція Гауса для двовимірного простору виглядає як експоненціальне зменшення значень в залежності від відстані до центрального пікселя. Параметр, що визначає ступінь цього згладжування, є стандартним відхиленням  $\sigma$ , яке контролює, як швидко зменшуються значення пікселів відносно їх відстані від центру. Розмиття зображення фільтром Гауса показано на рисунку 2.5.



**Рисунок 2.5** – Розмиття Гауса<sup>14</sup>

<sup>14</sup> URL: <https://ars.els-cdn.com/content/image/3-s2.0-B9780123965493000033-f03-42-9780123965493.jpg>

Алгоритм застосування гаусового фільтра передбачає створення матриці ядра фільтра, яка містить значення, обчислені за допомогою функції Гауса для конкретного розміру вікна. Розмір вікна, зазвичай непарний (наприклад, 3x3, 5x5, 7x7), визначає, скільки сусідніх пікселів буде братися до уваги під час обчислення нового значення для кожного пікселя. Коли матриця ядра створена, вона переміщується по кожному пікселю зображення, і для кожної позиції ядра обчислюється середньозважене значення пікселів, що знаходяться в межах ядра. Отримане значення замінює вихідне значення пікселя на зображенні.

При застосуванні гаусового фільтра важливо враховувати пікселі на межах зображення, оскільки при переміщенні ядра фільтра в окремі частини зображення може виникнути ситуація, коли ядро виходить за межі зображення. Для цього зазвичай застосовуються методи, які дозволяють заповнити відсутні значення або відобразити пікселі з протилежних боків зображення. Після того як фільтр буде застосований до всіх пікселів, результат зберігається у вигляді нового зображення, яке є більш згладженим і вільним від шуму.

Значення параметра  $\sigma$ , яке визначає число Путца, є критично важливим для ефективності фільтра. Якщо  $\sigma$  обране занадто малим, фільтр буде застосовуватися слабо, і шум залишатиметься на зображенні. Якщо ж  $\sigma$  буде занадто великим, зображення може стати занадто розмитим, і важливі деталі, такі як контури або текстури, можуть бути втрачені. Тому вибір правильного значення  $\sigma$  є важливим для забезпечення балансу між видаленням шуму і збереженням основних рис зображення.

Нормалізація цих регіонів є ще одним важливим кроком, що забезпечує стабільність результатів в умовах різного освітлення та кута зйомки. Цей етап дозволяє врахувати варіації кольору шкіри та рівномірність освітлення на обличчі для забезпечення сталих результатів при порівнянні регіонів інтересу в різних кадрах відео або зображеннях, що можуть відрізнятися за розміром, орієнтацією та освітленістю.

Першим етапом нормалізації є масштабування ROI до однакових розмірів. Це здійснюється шляхом приведення кожного регіону інтересу до стандартного розміру, наприклад, 100x100 пікселів. Масштабування забезпечує однакові розміри об'єктів на зображеннях, незважаючи на те, що вони можуть бути представлені в різних масштабах через відстань до камери або інші фактори. Таке масштабування необхідне для подальшого порівняння регіонів, оскільки дозволяє стандартизувати розміри та структуру кожного зображення, забезпечуючи коректне визначення важливих ознак.

Другим етапом є корекція орієнтації ROI. Оскільки обличчя або інші об'єкти можуть бути представлені на зображенні під різними кутами, важливо, щоб вони мали однакову орієнтацію для точнішого аналізу. Для цього використовується метод, що визначає орієнтацію обличчя за допомогою геометричних характеристик, таких як лінія між очима або іншими ключовими точками. Після цього ROI коригується таким чином, щоб ця лінія стала горизонтальною або вертикальною, забезпечуючи однакову орієнтацію на всіх зображеннях.

Після корекції орієнтації проводиться нормалізація інтенсивності пікселів у ROI. Це важливо для забезпечення сталості зображень при різних умовах освітлення або контрасту. Для цього інтенсивність пікселів масштабується до певного діапазону, наприклад, від 0 до 255, що дозволяє вирівняти освітлення і забезпечити однаковий контраст на всіх зображеннях. Така нормалізація допомагає уникнути спотворення інформації через варіації освітленості або інших зовнішніх факторів.

В результаті цих етапів нормалізації регіони інтересу набувають однакових розмірів, орієнтації, інтенсивності та контрасту. Це дозволяє забезпечити стабільність і точність подальшого аналізу, незалежно від зовнішніх змін у зображеннях, таких як зміна освітлення або кута зйомки.

Після виконання етапу виділення регіонів інтересу на обличчі, отримуються чітко визначені області, що містять важливі біометричні

ознаки, такі як щоки та лоб. Ці регіони є оптимальними для подальшого аналізу, оскільки вони містять достатньо інформації для виявлення біосигналів, таких як пульс або фотоплетизмограма. Виділення та нормалізація цих регіонів дозволяють забезпечити точність і стабільність подальших етапів обробки, незалежно від змін у розмірі, орієнтації чи освітленні обличчя.

### *2.1.3 Фотоплетизмограма з відео-потoku*

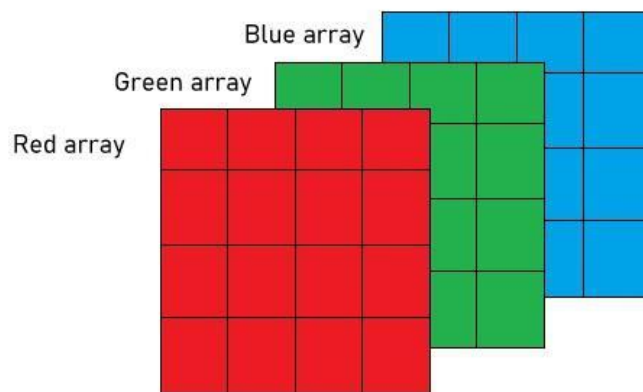
Зміни кровотоку мають прямий вплив на яскравість шкірних покривів, оскільки кров, зокрема її складова гемоглобін, поглинає і відбиває світло в різних спектральних діапазонах. Ці зміни в кровообігу відображаються на шкірі у вигляді варіацій інтенсивності світла, що дозволяє використовувати такі коливання для вимірювання біосигналів, зокрема пульсу, за допомогою фотоплетизмограми (PPG).

Кожен серцевий удар призводить до того, що кров прокачується через судини, що змінює об'єм крові в капілярах шкіри, і як наслідок – відображення світла від цих ділянок шкіри. Коли серце б'ється, обсяг крові, що надходить до шкірних покривів, збільшується, що призводить до того, що шкіра стає яскравішою через більшу кількість крові, що відбиває світло. Коли серце розслабляється і кров відводиться, обсяг крові зменшується, що призводить до зменшення відображеної інтенсивності світла і затемнення шкіри.

Ці циклічні зміни інтенсивності відбитого світла від шкіри стають основою для вимірювання пульсу або інших біосигналів, оскільки вони чітко синхронізовані з ритмом серця. У процесі пульсації крові, завдяки гемоглобіну в еритроцитах, кров поглинає світло, особливо в червоному діапазоні спектра, що дає змогу використовувати відповідні кольорові

канали для реєстрації таких змін. Камери, які записують відео, фіксують ці зміни, а методи обробки зображень та аналізу сигналу дозволяють отримати змінну яскравість шкіри в часі.

Відео зазвичай записується у форматі RGB, де кожен піксель містить значення інтенсивності для кожного з трьох основних кольорів, які показані на рисунку 2.6. Розкладання цього зображення на три окремі канали дозволяє отримати три монохромних зображення, кожне з яких відображає інтенсивність світла в відповідному спектральному діапазоні.



Arrrays stacked over each other to form a Digital Image.

**Рисунок 2.6** – Формат зображення RGB<sup>15</sup>

Червоний канал найбільш чутливий до змін кровообігу, оскільки гемоглобін у складі крові поглинає червоне світло сильніше за інші кольори. Коли обсяг крові в капілярах змінюється, інтенсивність відбитого червоного світла також коливається, що дозволяє виміряти ці зміни за допомогою

<sup>15</sup> URL: [https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1100/format:webp/1\\*w1WlibqxAwYHvuBHMwP40Q.png](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1100/format:webp/1*w1WlibqxAwYHvuBHMwP40Q.png)

відео-поток. Зміни в інтенсивності червоного каналу чітко синхронізуються з пульсом, що робить цей канал найбільш ефективним для аналізу фотоплетизмограми.

Зелений канал також використовують для аналізу, хоча він менш чутливий до змін кровообігу порівняно з червоним. Однак він може бути корисним для підтвердження результатів, отриманих з червоного каналу, або для корекції сигналу, особливо в умовах змінного освітлення або наявності інших артефактів.

Синій канал поглинається найменше і має мінімальний вплив на відображення кровообігу. Тому синій канал не використовується для аналізу фотоплетизмограми, але може бути корисним для виявлення артефактів на зображенні або для корекції кольору.

Розкладання зображення на ці канали дозволяє ефективно виділяти сигнал, що відповідає змінам кровообігу, та знижувати вплив шуми та артефактів, таких як зміни освітлення. Червоний канал є основним для аналізу, оскільки саме в ньому найбільше проявляються зміни, пов'язані з пульсацією крові. Комбінація сигналів з різних каналів або фільтрація дозволяють підвищити точність вимірювань.

Щоб знизити вплив шумів, забезпечити точність сигналу й усунути артефакти, спричинені рухами, застосовуються методи, що дозволяють відфільтрувати ці сигнальні аномалії. Тут використовуються аналогічні методи, що застосовані до попереднього кроку про визначення регіонів інтересу, а саме гаусовий фільтр та нормалізація.

## **2.2 Практичний підхід до реалізації**

Загальний опис запропонованої методики визначення фотоплетизмограми з відео-поток базується на поетапному аналізі

відеозображень обличчя з використанням сучасних алгоритмів комп'ютерного зору та нейронних мереж. Методика включає кілька ключових етапів: виявлення обличчя, виділення регіонів інтересу (щоки, лоб), вилучення фотоплетизмографічного сигналу, усунення артефактів, спричинених рухами, і остаточний аналіз отриманого сигналу.

На першому етапі проводиться детекція обличчя у відео за допомогою алгоритму Віюлі-Джонса, який забезпечує швидке і точне визначення області обличчя навіть у відео з низькою роздільною здатністю. Використовується каскадна структура класифікаторів, яка дозволяє виділити області, що найбільш імовірно містять обличчя. Цей процес є фундаментом для подальшого аналізу, оскільки точність визначення обличчя безпосередньо впливає на якість виділення фотоплетизмограми.

Після виявлення обличчя проводиться виділення регіонів інтересу. Ці регіони, які включають ділянки щік та лоба, обрані через їхню високу інформативність щодо змін кровообігу. У межах кожного регіону аналізуються колірні канали RGB, зокрема червоний канал, який є найбільш чутливим до змін, пов'язаних із пульсацією крові. Інтенсивність відбитого світла в цих регіонах використовується для формування сигналу, що відображає зміни кровотоку.

На наступному етапі з відео-даних вилучається фотоплетизмографічний сигнал. Це досягається шляхом розкладу колірних каналів та подальшої фільтрації, яка видаляє високочастотні шуми та артефакти, спричинені зовнішнім освітленням. Для цього використовуються низькочастотні фільтри, що дозволяють залишити лише ті компоненти сигналу, які пов'язані з пульсовою хвилею. Застосовується нормалізація амплітуди, щоб компенсувати вплив варіацій освітлення та зробити сигнал стабільним.

Особливу увагу приділено усуненню артефактів, спричинених рухами голови або зміщенням обличчя у кадрі. Для цього використовуються алгоритми корекції рухів, які аналізують зміщення регіонів інтересу між

кадрами, вирівнюють їх, а також виключають фрагменти відео, де рухи були надмірними. Це дозволяє отримати чистіший сигнал, який точно відображає лише зміни кровообігу, без впливу зовнішніх факторів.

Останнім етапом є аналіз отриманого сигналу для визначення пульсових характеристик. Для цього використовуються методи частотного аналізу, зокрема швидке перетворення Фур'є, що дозволяє виділити основну частоту сигналу, яка відповідає частоті серцевих скорочень. Отриманий результат буде використаний як вхідний параметр для подальшої обробки [9].

Такий поетапний підхід забезпечує комплексний аналіз відео-даних і дозволяє максимально точно відстежувати зміни, пов'язані з кровообігом, навіть у складних умовах. Для реалізації кожного етапу важливу роль відіграють взаємозв'язки між алгоритмами обробки зображень і архітектурою нейронних мереж, що використовуються для вилучення, фільтрації та аналізу сигналу. Подальший детальний опис методів і моделей, застосованих на кожному з цих етапів, дозволяє краще зрозуміти взаємодію компонентів системи та її загальну ефективність.

### *2.2.1 Поєднання алгоритму Віоли-Джонса, виділення ROI та аналізу PPG*

Поєднання алгоритму Віоли-Джонса, виділення регіонів інтересу (ROI) та аналізу фотоплетизмограми (PPG) є ключовим етапом запропонованої методики, який забезпечує точність і надійність визначення пульсових характеристик з відео-потоків. Цей процес базується на тісній інтеграції методів комп'ютерного зору, алгоритмів обробки зображень і аналізу сигналів, що дозволяє ефективно виявляти, відстежувати та

аналізувати біосигнали, незважаючи на наявність шумів або артефактів. Методику отримання фотоплетизмограми показано на рисунку 2.7.



**Рисунок 2.7** – Блок-схема структури визначення фотоплетизмограми з відео-потіку

На початковому етапі методика передбачає використання алгоритму Віоли-Джонса для детекції обличчя на кожному кадрі відео. Алгоритм забезпечує швидке і точне визначення місцезнаходження обличчя завдяки поєднанню декількох ключових технологій. Основою його роботи є побудова каскадної структури класифікаторів, яка дозволяє покроково аналізувати зображення, відсікаючи нерелевантні області та залишаючи лише ті, які потенційно можуть містити обличчя.

На першому етапі кожне відео-зображення конвертується в градації сірого, що спрощує обчислення і зменшує обсяг даних, необхідних для аналізу. Далі створюється інтегральне зображення, яке прискорює процес розрахунку характеристик кожної області. Ця техніка дозволяє визначати суму пікселів у будь-якому прямокутнику зображення за допомогою лише кількох арифметичних операцій, що значно знижує обчислювальну складність алгоритму.

Алгоритм послідовно аналізує області зображення, використовуючи вікна різного розміру, що дозволяє виявляти обличчя незалежно від їхнього масштабу. На кожному рівні каскаду застосовуються прості класифікатори, які оцінюють, чи може дана область містити обличчя. Класифікатори базуються на наборі характерних ознак (характеристик Хаара), які порівнюють локальні контрасти між різними частинами зображення, наприклад, між очима і щоками чи носом і верхньою частиною обличчя. Якщо область не відповідає критеріям на будь-якому рівні каскаду, вона одразу відкидається, що значно прискорює процес.

Області, які проходять через усі рівні каскаду, вважаються такими, що містять обличчя. Для кожної такої області визначаються її координати у вигляді обмежувального прямокутника. Цей прямокутник далі використовується як основа для виділення регіонів інтересу, таких як щоки та лоб, які є ключовими для аналізу фотоплетизмографічного сигналу.

Завдяки ефективності каскадної структури та використанню інтегральних зображень алгоритм Віоли-Джонса здатний працювати з високою швидкістю навіть на відео з низькою роздільною здатністю. Це робить його ідеальним вибором для початкового етапу аналізу, забезпечуючи високу продуктивність та точність у реальних умовах.

Після виявлення обличчя за допомогою алгоритму Віоли-Джонса відбувається етап виділення регіонів інтересу (ROI), що є ключовим для подальшого аналізу фотоплетизмографічного сигналу. Ці регіони визначаються у межах обличчя з метою отримання максимально

інформативних даних про кровообіг. Основними ділянками обираються щоки та лоб, оскільки вони характеризуються високою стабільністю і доступністю для аналізу. Ці області, на відміну від, наприклад, носа чи губ, рідше піддаються впливу динамічних змін, таких як міміка або часткове перекриття волоссям, що мінімізує ймовірність виникнення артефактів.

Процес виділення ROI включає точну локалізацію щік і лоба у межах обмежувального прямокутника, отриманого на попередньому етапі. Це досягається шляхом застосування фіксованих пропорцій або використання додаткових алгоритмів для аналізу структурних особливостей обличчя, таких як розташування очей і брів. Виділені області далі проходять додаткову перевірку на предмет коректності їхнього визначення, щоб виключити можливі похибки, спричинені незначним зміщенням обличчя або артефактами детекції.

З кожного регіону інтересу вилучається інформація про інтенсивність пікселів у колірних каналах, зокрема червоного, зеленого та синього (RGB). Найбільша увага приділяється червоному каналу, оскільки саме він є найбільш чутливим до змін кровотоку. Інтенсивність червоного світла, яке відбивається від шкіри, змінюється відповідно до пульсації крові у капілярах, що створює базу для формування фотоплетизмографічного сигналу.

Для забезпечення точності аналізу та усунення впливу зовнішніх факторів, таких як варіації освітлення, проводиться нормалізація даних у виділених регіонах. Нормалізація передбачає вирівнювання інтенсивності кольорів за допомогою методів усереднення або масштабування, які дозволяють зменшити варіативність, викликану нерівномірним освітленням чи тінями. Це особливо важливо для забезпечення стабільності сигналу, оскільки навіть незначні зміни у зовнішніх умовах можуть призвести до спотворень у даних.

Таким чином, процес виділення регіонів інтересу не лише формує основу для подальшого аналізу, але й забезпечує підготовку сигналу,

необхідного для отримання точних біомедичних параметрів, пов'язаних із кровообігом.

Наступним кроком у запропонованій методиці є аналіз фотоплетизмографічного сигналу, який формується шляхом вивчення змін інтенсивності світла у вибраних колірних каналах у межах визначених регіонів інтересу. Цей сигнал відображає коливання кровотоку у капілярах шкіри та є ключовим для визначення таких параметрів, як частота серцевих скорочень. Для забезпечення достовірності аналізу необхідно усунути вплив шумів та артефактів, які можуть спотворити отримані дані.

На першому етапі обробки фотоплетизмографічного сигналу застосовуються методи фільтрації для очищення даних. Високочастотні шуми, які можуть бути викликані коливаннями освітлення, електронними перешкодами або природними особливостями відеосенсора, усуваються за допомогою низькочастотних фільтрів, таких як фільтр Баттерворта або Гауссовий фільтр. Вибір оптимального фільтру залежить від характеристик сигналу і частоти шумів, які необхідно прибрати. Цей етап забезпечує виокремлення основного спектра сигналу, пов'язаного із кровотоком, від несуттєвих коливань.

Окрему проблему становлять артефакти, спричинені рухами об'єкта, такими як переміщення голови, мікровібрації чи зміна виразу обличчя. Ці артефакти можуть значно змінювати положення регіонів інтересу або створювати додаткові флуктуації у даних. Для їх усунення використовуються алгоритми стабілізації зображення, які аналізують послідовність кадрів відео. Наприклад, за допомогою оптичного потоку визначаються зсуви регіонів між кадрами, і ці зміщення компенсуються шляхом перекривання або вирівнювання ROI у просторі кадрів.

Також застосовуються методи просторової та часової стабілізації. Просторова стабілізація забезпечує фіксацію положення ROI у межах обличчя, використовуючи такі орієнтири, як очі, ніс або кути рота. Часова стабілізація, у свою чергу, допомагає згладжувати короточасні аномалії у

сигналі, що виникають через швидкі або випадкові рухи. Таким чином, навіть за умов руху об'єкта методика здатна забезпечити стабільний сигнал, придатний для подальшого аналізу.

Поєднання фільтрації, стабілізації та інших методів обробки дозволяє отримати чистий і стабільний фотоплетизмографічний сигнал. Це створює необхідні умови для проведення частотного аналізу, який визначає біофізичні параметри, такі як частота пульсу, з високою точністю.

Завершальний етап методики полягає в інтеграції результатів роботи всіх попередніх підсистем для формування остаточного фотоплетизмографічного сигналу. Цей процес передбачає узгоджене поєднання сигналів, отриманих з різних регіонів інтересу (ROI), таких як щоки та лоб, і застосування спеціалізованих алгоритмів для виділення ключових біофізичних параметрів. Основною метою цього етапу є підвищення точності та стабільності отриманого результату шляхом усунення залишкових артефактів і зменшення впливу шумів.

Перш за все, оброблені сигнали з кожного ROI проходять частотний аналіз, який дозволяє виокремити основну частоту, пов'язану з пульсацією крові. Частотний аналіз зазвичай виконується за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) або методів спектрального аналізу, які дозволяють визначити домінуючу частоту у спектрі сигналу. Ця частота відповідає частоті серцевих скорочень (ЧСС). Для забезпечення високої точності обчислень додатково застосовуються алгоритми приглушення залишкових шумів, які можуть впливати на спектр сигналу [10].

Одним із ключових аспектів цього етапу є синхронізація сигналів між регіонами інтересу. Хоча кожен ROI є незалежним джерелом даних, існує необхідність у їх узгодженні, щоб виключити вплив випадкових артефактів, спричинених локальними аномаліями. Наприклад, тимчасові збої в одному з регіонів через тіні або рухи обличчя можуть компенсуватися завдяки інтеграції сигналів з інших регіонів. Для цього використовуються

статистичні методи, такі як зважене середнє значення або кореляційний аналіз, які дозволяють виявити і врахувати відхилення в окремих сигналах.

Результати, отримані після інтеграції та частотного аналізу, представляють собою стабільний і точний фотоплетизмографічний сигнал, готовий для подальшого використання. Ця інтегрована методика забезпечує надійне визначення біосигналів за допомогою відео-потoku, використовуючи сильні сторони кожного компонента. Поєднання алгоритму Віоли-Джонса для детекції обличчя, точного виділення ROI та аналізу PPG дозволяє створити систему, здатну функціонувати в реальних умовах, таких як змінне освітлення, рухи об'єкта та шум у даних.

### *2.2.2 Опис архітектури нейронної мережі*

Для виділення обличчя і регіонів інтересу на відео-потоці використовувався інструмент **OpenFace** [11], який забезпечує детекцію 68 ключових точок обличчя:

- лінія щелепи: точки 0–16;
- права брова: точки 17–21;
- ліва брова: точки 22–26;
- ніс: точки 27–35;
- праве око: точки 36–41;
- ліве око: точки 42–47;
- рот: точки 48–67.

Ці точки слугували основою для створення рамки (bounding box). Для створення рамки ми визначили мінімальні та максимальні координати (x, y) серед усіх 68 точок. На основі цих крайніх координат були визначені межі обрізки. Після цього рамку було розширено: горизонтальні межі збільшили на 5%, щоб включити щоки та щелепу, верхню межу розширили на 25%

висоти рамки для захоплення чола, а нижню — на 10%, щоб включити підборіддя. Щоб гарантувати однакову пропорцію, коротшу сторону рамки було додатково розширено до довжини довшої, в результаті чого рамка набула квадратної форми. Після чого отримане зображення зменшується до розміру 128x128 пікселів з 3-ма каналами.

Після того, як з відео-потoku отримане обрізане відео обличчя розмірністю  $T \times H \times W \times C$ , де  $T$  – кількість кадрів,  $H$  і  $W$  – висота та ширина кадру,  $C$  – кількість каналів (3 для RGB), застосовуються аугментації для кожного кадру.

1. Горизонтальне віддзеркалення із ймовірністю 50%.
2. Випадкові зміни освітлення, збільшуючи або зменшуючи інтенсивність пікселів у всьому зображенні із середнім значенням 0 та стандартним відхиленням 15, якщо працюємо з цілими числами в діапазоні від 0 до 255.
3. Гаусівський шум для кожного пікселя з центром у 0 і стандартним відхиленням 3.
4. Значення пікселів масштабуються до форматів із плаваючою комою в діапазоні від 0 до 1.

На рисунках 2.8 і 2.9 показано попередню обробку вихідного відео-потoku і застосування аугментацій. За допомогою ключових точок визначається *bounding box*, по якому кадр обрізається щоби включати регіони кольоровості. Після цього поетапно застосовуються аугментації: горизонтальне віддзеркалення (*flip*, FL), зміни в освітленні (*lightning*, LI), Гаусівський шум (*Gaussian Noise*, NO), масштабування пікселів (*scaling*, SC). Виділення ключових точок обличчя працює однаково гарно навіть при іншому освітленні і положенні голови.

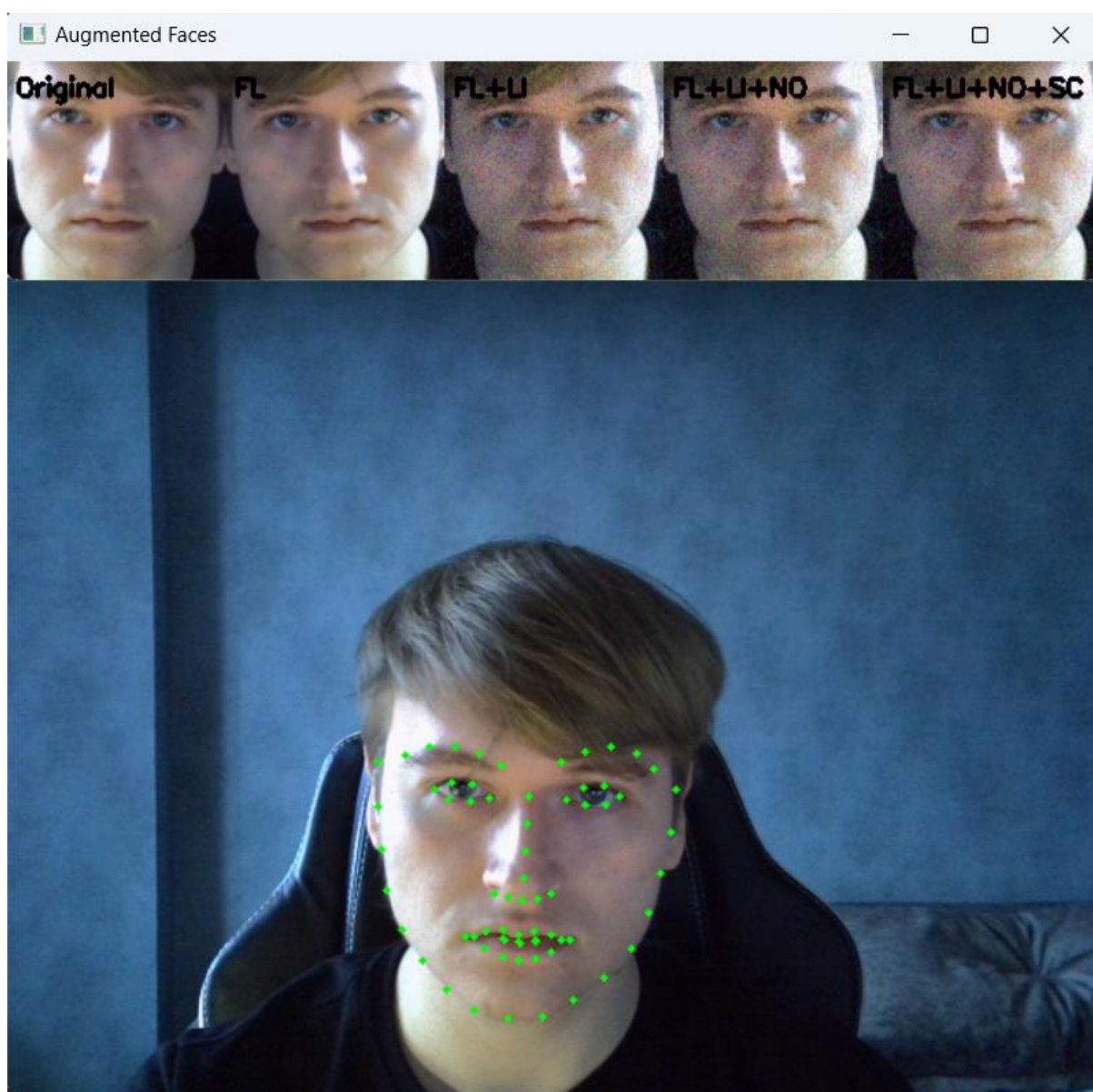
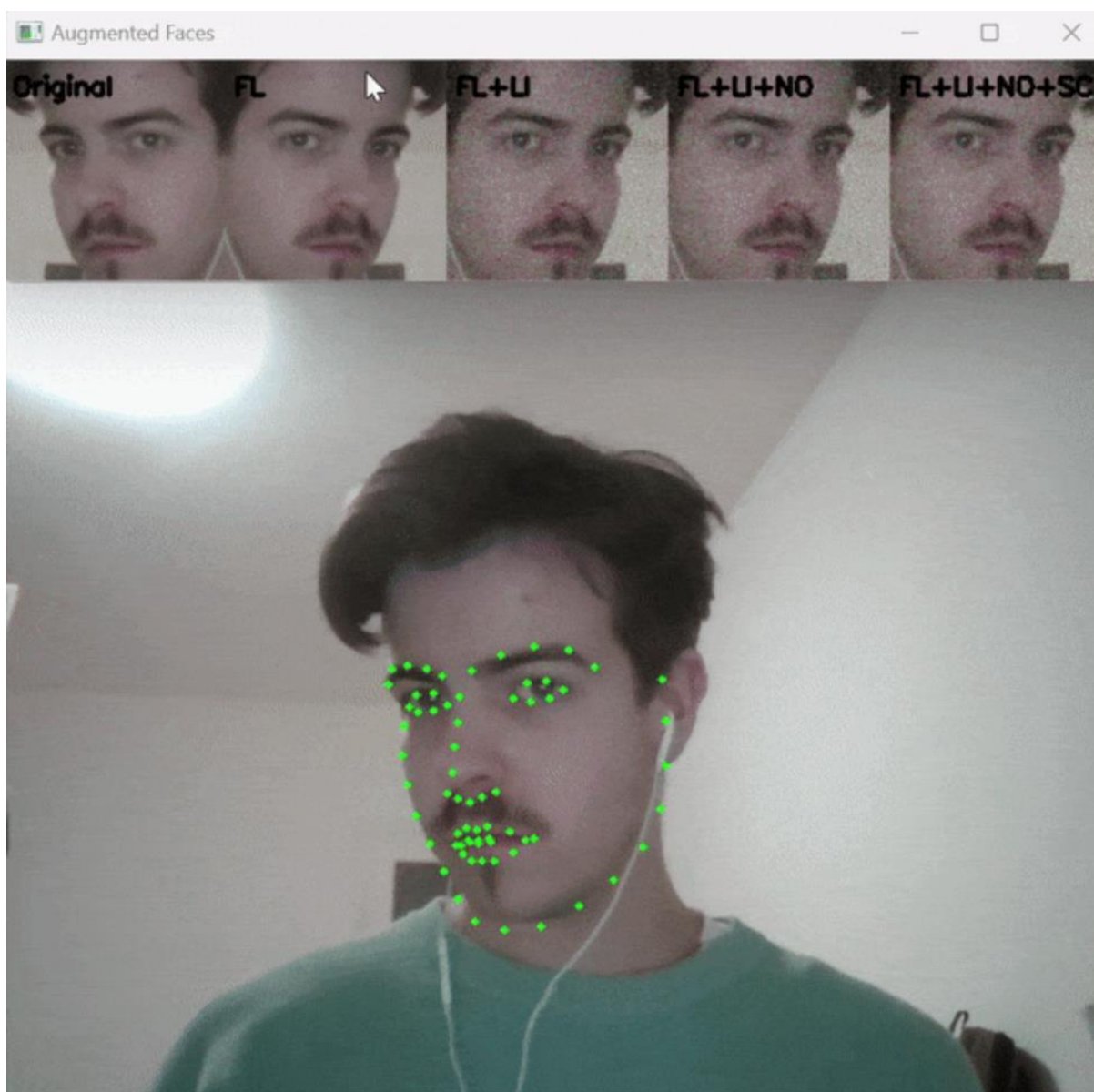


Рисунок 2.8 – Попередня обробка вихідного відео-потoku.



**Рисунок 2.9** – Попередня обробка вихідного відео-потoku.

Надалі застосовується 3DCNN для темпоральної регресії для апроксимації фотоплетизмограми. 3DCNN враховує як просторові, так і часові особливості відео. Архітектура мережі включає кілька основних компонентів.

1. Згорткові шари: перші шари мережі виконують обчислення просторових ознак на кожному кадрі. 3D-контексти дозволяють враховувати зміни кольоровості між послідовними кадрами, що є критичним для виділення слабких періодичних сигналів.

2. Агрегація ознак: подальші шари зменшують розмірність даних, об'єднуючи часові контексти. Це забезпечує збереження інформації про довготривалі залежності, які характерні для серцевих ритмів.

3. Фільтрація частот: сигнал проходить частотну фільтрацію для виділення діапазону, відповідного пульсу людини (зазвичай 0.7–3 Гц, що відповідає 40–180 bpm). Застосовується згладжування та видалення низькочастотного шуму.

4. Регресія ФПГ: останній шар моделі прогнозує значення сигналу фотоплетизмограми для кожного кадру. Це значення є відносним показником змін об'єму крові, який далі аналізується.

Сигнал ФПГ є часово-залежною послідовністю, що містить інформацію про кровотік. Його можна подати як суму гармонічних функцій через перетворення Фур'є, яке дозволяє розкласти сигнал на частотні компоненти. Більша частина сигналу зосереджена в діапазоні 0.7–3 Гц (відповідає серцевому ритму 40–180 bpm). Низькочастотні компоненти (<0.7 Гц) відповідають шуму або повільним змінам, наприклад, руху голови. Високочастотні компоненти (>3 Гц) переважно є артефактами, викликаними зовнішніми факторами, такими як освітлення. Після застосування перетворення Фур'є сигнал обробляється фільтром (bandpass filter), який видаляє компоненти поза діапазоном пульсу. Відфільтрований спектральний сигнал трансформується назад у часовий ряд, створюючи очищену фотоплетизмограму, яку можна використовувати для визначення біосигналів людини, комбінуючи її з уточнювальними мережами.

На рисунку 2.10 представлено архітектуру мережі 3DCNN, яку ми застосували для перетворення відео-потoku на сигнал фотоплетизмограми. На вхід подаються зображення розмірністю  $3 \times N \times 128 \times 128$ , (кількість каналів,  $N$  – кількість кадрів у навчальному прикладі, ширина, висота).

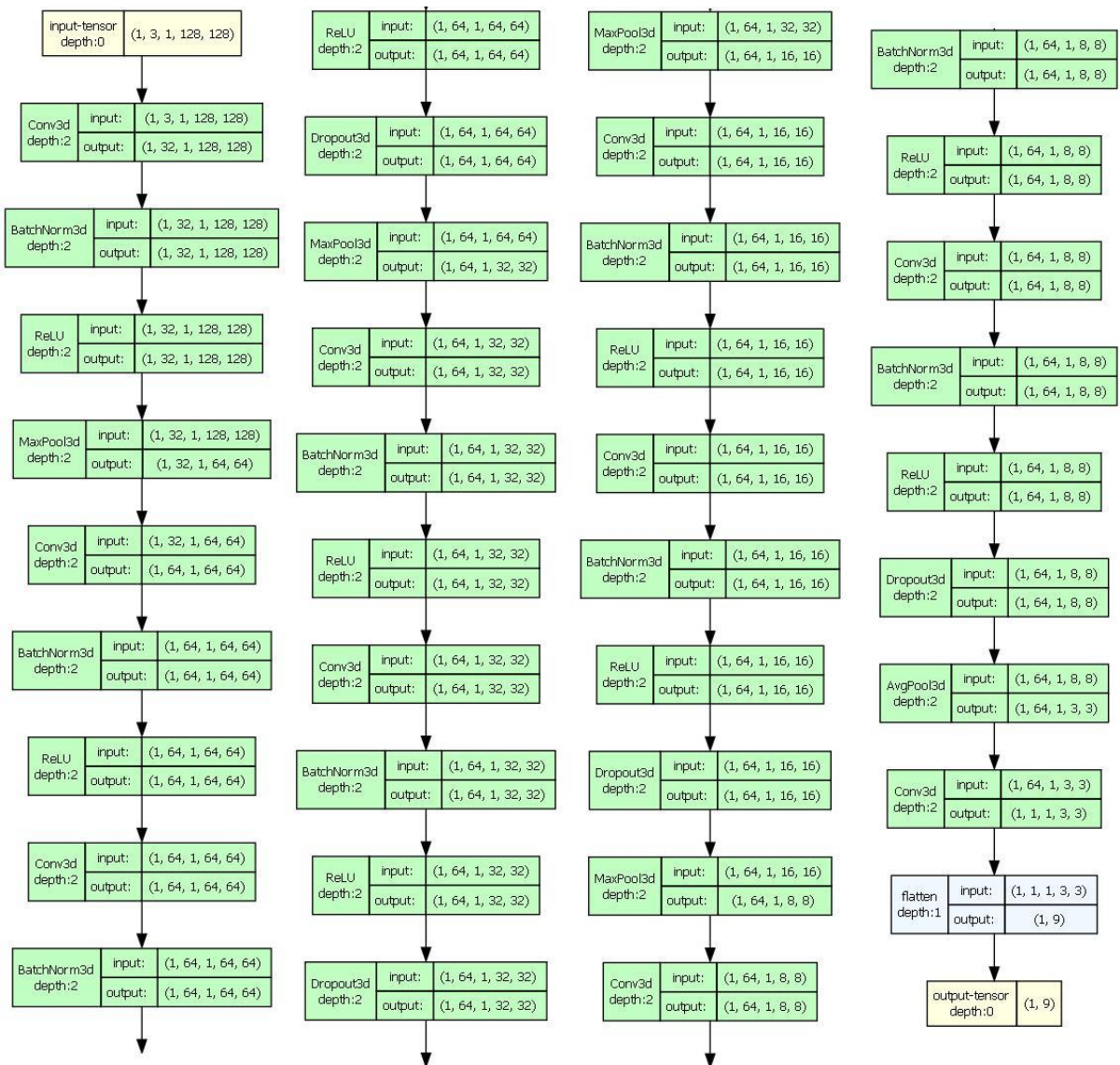


Рисунок 2.10 – Архітектура мережі 3DCNN

### 2.2.3 Інструменти для реалізації моделі

Для визначення обличчя і регіонів кольоровості використовується OpenFace — це бібліотека з відкритим вихідним кодом, розроблена в лабораторії Satya Університету Карнегі-Меллона, що спеціалізується на розпізнаванні облич з акцентом на точності, ефективності та простоті використання. Вона базується на глибоких нейронних мережах та методах,

описаних у статті FaceNet від Google, і дозволяє створювати 128-вимірні векторні представлення облич для ідентифікації та перевірки. Бібліотека включає попередньо навчені моделі, інструменти для тренування на власних даних, а також інтеграцію з популярними ML-фреймворками, такими як TensorFlow і PyTorch. OpenFace пропонує функції вирівнювання облич для покращення точності, використовує Dlib для виявлення облич та аналізу ключових точок, і оптимізована для реального часу. Основні обмеження включають залежність від попередньо навчених моделей, потребу в апаратному забезпеченні для швидкої обробки та типові виклики для систем розпізнавання облич, як-от робота з низькоякісними зображеннями або ускладненими умовами освітлення. Ми обрали OpenFace замість простіших моделей розпізнавання облич, оскільки його алгоритми забезпечують стабільніше положення ключових точок між сусідніми кадрами, що зменшує тремтіння рамок. Менш точні детектори облич часто спричиняють коливання (jitter) рамок, що може додавати небажаний шум до rPPG-сигналу.

Для побудови і навчання 3DCNN використовується PyTorch, що є однією з найпопулярніших бібліотек з відкритим вихідним кодом для машинного навчання та глибокого навчання, розробленою компанією Facebook's AI Research lab (FAIR). Вона забезпечує гнучкість та ефективність у створенні, навчанні та розгортанні моделей машинного навчання. У PyTorch основними будівельними блоками є тензори – багатовимірні масиви, схожі на масиви в NumPy, але з додатковою можливістю виконання обчислень на графічних процесорах (GPU). Тензори підтримують автоматичне диференціювання, що є ключовим для навчання нейронних мереж. Моделі в PyTorch зазвичай визначаються як класи, що успадковують від nn.Module. У цьому класі описуються всі шари мережі та операції, які виконуються під час проходження вперед (forward pass). PyTorch пропонує широкий набір вбудованих шарів (наприклад, лінійні, згорткові, рекурентні) та функцій активації. Це дозволяє легко комбінувати

різні типи шарів для створення складних архітектур. Для навчання моделі необхідно завантажити дані та провести їх попередню обробку. PyTorch надає інструменти, такі як `DataLoader` та `Dataset`, які спрощують завантаження даних, їх аугментацію та розбиття на батчі. Часто дані потребують нормалізації, масштабування або інших перетворень для покращення ефективності навчання. PyTorch дозволяє визначати послідовності перетворень, які автоматично застосовуються до даних під час завантаження. PyTorch пропонує різні функції втрат для різних типів задач, такі як крос-ентропія для класифікації або середньоквадратична похибка для регресії. Також вбудовано різні алгоритми оптимізації, такі як SGD, Adam, RMSprop, які можна вибирати в залежності від задачі та характеристик даних.

Навчальний процес моделі в PyTorch складається з декількох етапів.

1. **Проходження вперед (Forward Pass):** вхідні дані проходять через модель, і обчислюються передбачення. Це включає обчислення активацій кожного шару.

2. **Обчислення втрат:** порівнюються передбачення моделі з цільовими мітками даних за допомогою визначеної функції втрат.

3. **Проходження назад (Backward Pass):** використовуючи систему автоматичного диференціювання, обчислюються градієнти функції втрат відносно параметрів моделі.

4. **Оновлення параметрів:** оптимізатор оновлює ваги моделі на основі обчислених градієнтів з метою мінімізації функції втрат.

5. **Епохи та батчі:** навчальний процес повторюється протягом кількох епох (повних проходів через всі навчальні дані), причому дані зазвичай обробляються в малих групах (батчах) для ефективності обчислень та стабільності навчання.

6. **Валідація:** для оцінки продуктивності моделі використовується окремий набір даних, який не використовувався під час навчання. Це дозволяє визначити, наскільки добре модель узагальнює нові дані.

7. **Обчислення метрик:** в залежності від задачі можуть використовуватись різні метрики, такі як **accuracy**, **precision**, **recall**, **F1-score** для класифікації або середня абсолютна похибка для регресії.

8. **Перевірка на перенавчання:** Аналіз різниці між показниками на навчальному та валідаційному наборах допомагає виявити перенавчання та вжити заходів, таких як регуляризація або збільшення обсягу даних.

Після успішного навчання та оцінки модель може бути розгорнута для використання в реальних додатках. PyTorch підтримує експорт моделей у різні формати, що дозволяє інтегрувати їх у різні середовища, такі як мобільні додатки або веб-сервіси. PyTorch обрано через такі переваги:

- підходить для складних архітектур та інноваційних досліджень;
- інтуїтивний процес налагодження через інтеграцію з Python;
- більшість новітніх моделей та наукових статей реалізуються спочатку в PyTorch;
- PyTorch нативно підтримує навчання на GPU і є оптимізованим для обчислень на графічних процесорах.

#### 2.2.4 Навчання нейронної мережі

Навчання мережі відбувається за рахунок мінімізації негативного коефіцієнта кореляції Пірсона між хвилями прогнозованого сигналу фотоплетизмограми і міток з набору даних. Функція втрат має вигляд:

$$L = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}}, \quad (2.1)$$

де  $x$  – прогнозована хвиля фотоплетизмограми,

$y$  – фактична хвиля фотоплетизмограми,

$\bar{x}$  і  $\bar{y}$  – середні значення  $x$  та  $y$  відповідно,

$T$  – тривалість відео-потoku навчального прикладу.

Ми застосовуємо оптимізатор Adam із швидкістю навчання  $\alpha = 10^{(-3)}$  і стандартними значеннями інших параметрів.

Надійні системи на основі глибокого навчання вимагають навчання на великих обсягах відеоданих з різноманітними відтінками шкіри, освітленням, сенсорами камер і рухами. Однак збір одночасних відео та фізіологічних даних з контактним PPG або електрокардіограмами є складним завданням з кількох причин. По-перше, багато годин високоякісного відео створюють величезний обсяг даних, який складно обробляти. По-друге, запис різноманітної популяції учасників у умовах, що відображають реальну активність, важко реалізувати в лабораторних умовах. Нарешті, синхронізація контактних вимірювань з відео є технічно складною, і навіть контактні вимірювання, що використовуються як еталонні дані, можуть містити шум.

Через це для навчання було використати декілька датасетів.

1. **PURE** [12] - це еталонний набір даних для дистанційної фотоплетизмографії, що складається з записів 10 учасників протягом 6 сесій. Кожна сесія тривала приблизно 1 хвилину, а відео записувалося з частотою 30 кадрів на секунду. Сесії включали: (1) спокій, (2) розмову, (3) повільне переміщення голови, (4) швидке переміщення голови, (5) невеликі та (6) середні повороти голови. Пульсові показники були на рівні або близькі до стана спокою учасників.

2. **UBFC-rPPG** [13] – містить 1-хвилинні відеозаписи 42 учасників, записані з частотою 30 кадрів на секунду. Під час запису учасники грали в математичну гру на час, щоб підвищити частоту серцевих скорочень, але рухи голови були обмежені.

3. **Deception Detection and Physiological Monitoring (DDPM)** [14, 15] – набір даних, зібраний в умовах інтерв'ю, де учасники намагаються обманути інтерв'юера в окремих відповідях. Записи включають RGB-відео,

ближнє інфрачервоне (NIR) та довгохвильове інфрачервоне (LWIR) зображення, а також дані про серцевий ритм, насиченість крові киснем та аудіо. Після збору дані були анотовані, структуровані та розділені на тренувальні та тестові частини для проведення експериментів з виявлення обману. База даних містить майже 13 годин записів 70 учасників та понад 8 мільйонів кадрів у видимому, ближньому інфрачервоному та тепловому спектрах, а також відповідні метадані, аудіо та дані пульсоксиметра. Це набір даних, що пропонує записи п'яти модальностей в умовах інтерв'ю, які можуть бути використані як для досліджень виявлення обману, так і для дистанційної фотоплетизмографії.

Для оцінки якості навчання застосовано декілька метрик.

**1. MAE (Mean Absolute Error)** - це середнє абсолютне відхилення, яке вимірює середню величину помилок між передбаченими значеннями та фактичними спостереженнями. Воно ігнорує напрямок помилок (тобто, не залежить від того, чи є помилка позитивною або негативною), і надає рівну вагу всім помилкам і є більш стійким до викидів. Середнє абсолютне відхилення задається формулою:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (2.2)$$

де  $n$  – кількість прикладів,

$y_i$  – фактичне значення,

$\hat{y}_i$  – передбачене значення.

**2. RMSE (Root Mean Square Error):**

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (2.3)$$

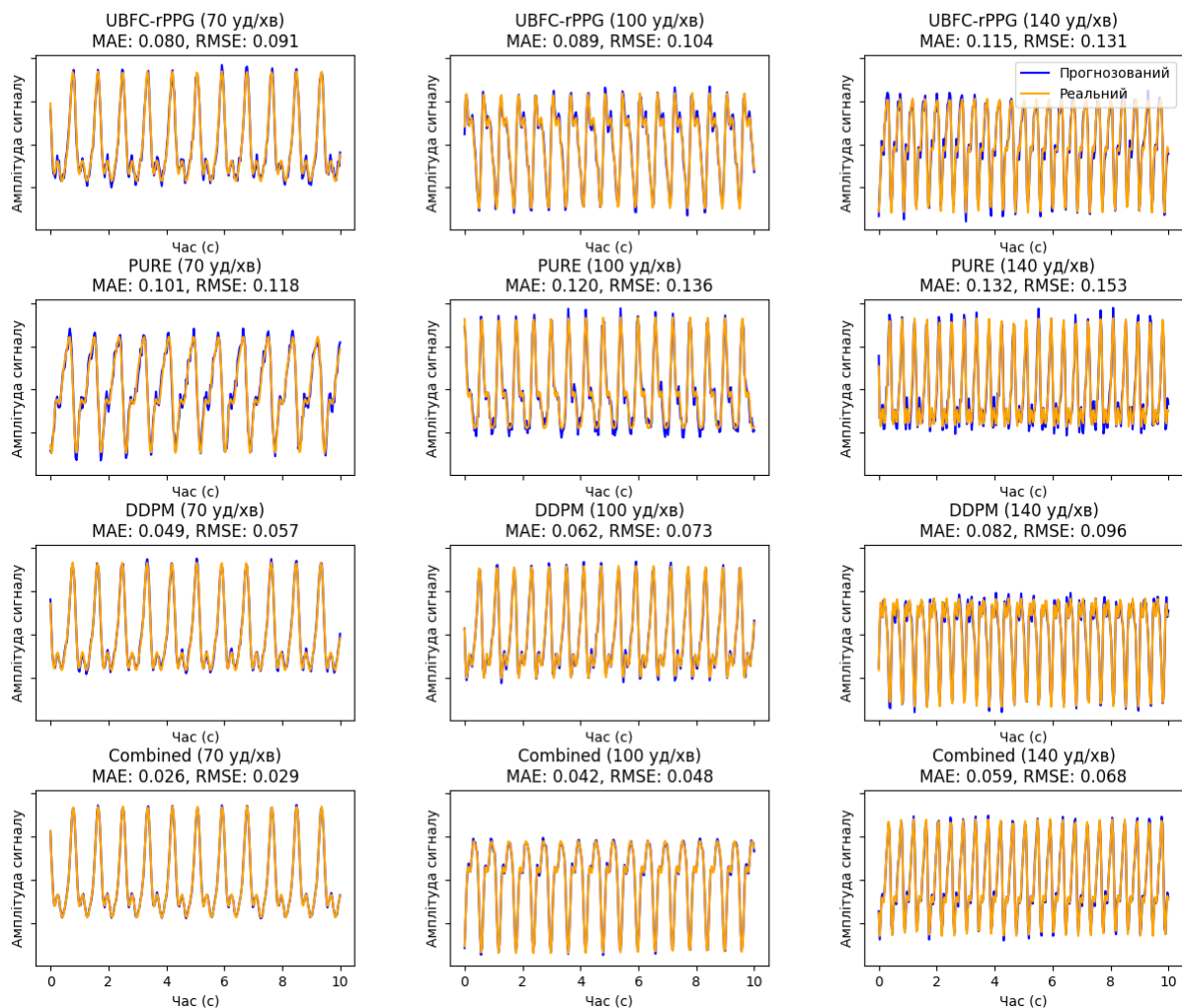
де  $n$  – кількість прикладів,

$y_i$  – фактичне значення,

$\hat{y}_i$  – передбачене значення.

Навчання тривало по 150 епох (ітерацій) на датасетах **PURE** та **UBFC-rPPG**, і 50 епох на датасеті **DDPM**, що обумовлено кількістю даних у ньому. Потім навчальні і валідаційні приклади з датасетів було зібрано в результуючий, комбінований датасет. На ньому навчання тривало також 50 епох. На рисунку 2.11 представлено результати навчання і значення метрик на обраних випадковим чином валідаційних прикладах.

Апроксимовані сигнали фотоплетизмограми для різних датасетів та частоти серцевих скорочень



**Рисунок 2.11** – апроксимовані сигнали фотоплетизмограми та значення метрик на 3 валідаційних прикладах

Результати навчання показують, що якість прогнозів моделі залежить від обсягу та якості навчальних даних. У цьому дослідженні модель була навчена та оцінена на чотирьох наборах даних: **UBFC-rPPG**, **PURE**, **DDPM** та комбінованому датасеті, що включає приклади з усіх трьох окремих наборів.

На графіках представлено валідаційні приклади для трьох станів серцевого ритму: **спокій (70 уд/хв)**, **підвищений ритм (100 уд/хв)** та **дуже високий ритм (140 уд/хв)**. Для кожного датасету наведено прогнозований сигнал фотоплетизмограми (синій колір) та реальний сигнал фотоплетизмограми (помаранчевий колір). Крім того, для кожного прикладу розраховано метрики **MAE (Mean Absolute Error)** та **RMSE (Root Mean Square Error)**, що відображають похибку між прогнозованим та реальним сигналом. З отриманих результатів можна певні зробити спостереження.

1. **PURE**: цей датасет має найменший обсяг даних для навчання, що призводить до вищих значень MAE та RMSE. На графіках видно, що модель має більше відхилень між прогнозами та реальними значеннями.

2. **UBFC-rPPG**: завдяки більшому обсягу даних результати точності покращуються порівняно з PURE. Графіки демонструють зменшення розриву між прогнозами та реальними сигналами.

3. **DDPM**: цей датасет найскладніший і має найбільший обсяг даних для навчання, що дозволяє моделі отримати кращу точність серед окремих датасетів. Значення MAE та RMSE тут найнижчі, а прогнозований сигнал добре відповідає реальному.

4. **Комбінований датасет**: об'єднання даних із всіх датасетів забезпечило найкращі результати. Модель, навчена на цьому датасеті, демонструє найменші похибки на валідаційних прикладах для всіх рівнів серцевого ритму.

5. Зі збільшенням частоти серцевого ритму похибки прогнозів трохи зростають, що є очікуваним через складність моделювання швидких змін сигналу.

6. У моделюванні враховано природну періодичність сигналів PPG, що є сумою кількох гармонічних компонентів.

## **Висновки до розділу 2**

В другому розділі описано теоретичні основи і практичну реалізацію безконтактного методу визначення біосигналів людини. Перший підрозділ присвячений теоретичним основам методу виявлення обличчя з відео-потоків, виділення регіонів інтересу і трансформації кольоровості цих регіонів на сигнал фотоплетизмограми.

В другому підрозділі описано практичний підхід до реалізації. Деталізовано архітектуру нейронної мережі 3DCNN, що апроксимує сигнал фотоплетизмограми з обличчя людини. Для того, щоб отримати обличчя і регіони кольоровості використано бібліотеку OpenFace, для реалізації мережі використано PyTorch.

Важливим кроком стало виділення регіонів інтересу (щоки та лоб), які обрано через їхню стабільність і мінімальний вплив зовнішніх факторів. Нормалізація цих регіонів дала змогу компенсувати зміни освітлення, що значно підвищило якість отриманого сигналу. Методика аналізу фотоплетизмографічного сигналу включала фільтрацію шумів, стабілізацію регіонів інтересу та корекцію артефактів руху. Ці підходи дозволили сформувати стабільний сигнал, придатний для точного визначення параметрів, що пов'язані з динамікою кровотоку.

Модель навчено на трьох датасетах і комбінованого, отриманого з навчальних і валідаційних прикладів цих датасетів. Модель перевірено на

валідаційних наборах даних. Отримані результати свідчать про коректність моделі. Для подальшого застосування очищеного сигналу фотоплетизмограми потрібно побудувати уточнювальні мережі, що будуть апроксимувати окремі біосигнали. Цей процес описано в третьому розділі.

## РОЗДІЛ 3 ВИЗНАЧЕННЯ RR ІНТЕРВАЛІВ

### 3.1 Важливість моніторингу пульсу людини

Моніторинг частоти серцевих скорочень (ЧСС), або пульсу, є важливим інструментом для оцінки стану здоров'я людини. Він дозволяє отримати інформацію про роботу серцево-судинної системи, виявити потенційні порушення і стежити за ефективністю лікування різних захворювань. Зміна пульсу може сигналізувати про ризик серцево-судинних захворювань ще до появи явних симптомів. Наприклад, прискорене серцебиття у спокійному стані може свідчити про стрес, гіпертонію чи порушення роботи серця. У свою чергу, уповільнений пульс може бути ознакою брадикардії або проблем із провідністю серця. Крім того, нерегулярність пульсу часто вказує на аритмії, такі як фібриляція передсердь. Рання діагностика цих станів дозволяє запобігти серйозним ускладненням, таким як інфаркт або інсульт.

ЧСС також є маркером реакції організму на зовнішні та внутрішні зміни. Зростання пульсу при лихоманці, фізичному навантаженні або стресі може бути нормальною реакцією, однак постійно підвищена частота скорочень серця може свідчити про хронічний стрес, ендокринні порушення чи інфекційні захворювання. Моніторинг ЧСС допомагає не лише діагностувати, а й контролювати стан пацієнта під час лікування, коригуючи терапію за потреби.

У критичних ситуаціях, таких як шок або інфаркт міокарда, пульс стає одним із ключових показників життєздатності. Його зміни дозволяють лікарям оперативно оцінити стан пацієнта і вчасно втрутитися. Регулярний контроль ЧСС також є ефективним інструментом для профілактики, особливо для осіб із ризиком серцевих захворювань. У здорових людей моніторинг ЧСС може допомогти оптимізувати фізичну активність і підтримувати серце в тонусі.

Таким чином, вимірювання пульсу — це простий, але важливий спосіб діагностики й контролю, який допомагає своєчасно виявляти проблеми зі здоров'ям і запобігати серйозним ускладненням.

### 3.2 Структура серцевого циклу

Серцевий цикл — це комплекс подій [18], які відбуваються в серці під час одного повного скорочення (систоли) і наступного розслаблення (діастоли). Його головне завдання — забезпечення ефективного перекачування крові по тілу. Цей процес розпочинається із систоли передсердь, коли їх м'язи скорочуються, підвищуючи тиск у камерах. Кров через відкриті атріовентрикулярні клапани (мітральний і трикуспідальний) спрямовується у шлуночки, доповнюючи їх об'єм. Хоча передсердя додають лише близько 20-30% від загального об'єму [19], ця фаза є важливою для наповнення шлуночків перед наступним скороченням. У серцевому циклі три фази: систола передсердя (0,1 с), систола шлуночків (0,3 с) і спільна пауза — діастола (0,4 с). Один цикл триває 0,8 секунди (за частоти серцевих скорочень 75 уд./хв.).

Систола шлуночків складається з двох ключових підфаз. Спочатку, під час ізометричного скорочення, м'язи шлуночків починають стискатися, але всі клапани залишаються закритими, що призводить до швидкого зростання тиску всередині шлуночків. Щойно тиск у шлуночках перевищує тиск у великих артеріях (аорті й легеневій артерії), відкриваються півмісяцеві клапани, і розпочинається фаза вигнання крові. Цей етап дозволяє крові потрапити до аорти й легеневої артерії, забезпечуючи транспорт кисню й поживних речовин по всьому організму.

Після скорочення шлуночків настає діастола, під час якої серце розслаблюється, а тиск у камерах поступово падає. На початку діастоли

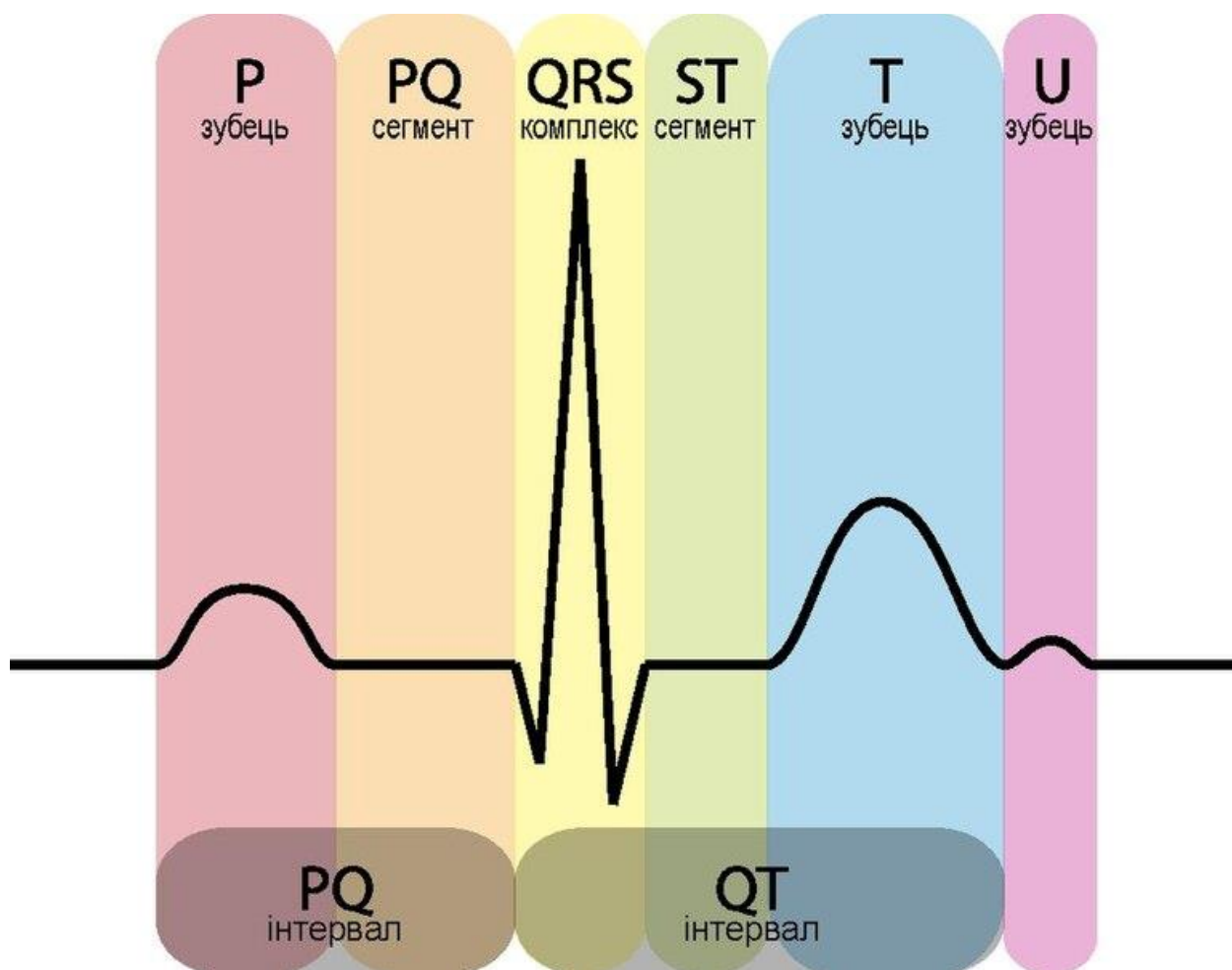
відбувається ізометричне розслаблення: клапани залишаються закритими, і шлуночки готуються до наповнення. Як тільки тиск у шлуночках стає нижчим, ніж у передсердях, відкриваються атріовентрикулярні клапани, і кров швидко наповнює шлуночки. Цей етап називають швидким наповненням. У фінальній фазі діастолі, відомій як діастаз, кров надходить повільніше, очікуючи наступного скорочення передсердь.

Синхронна робота клапанів має вирішальне значення для нормального серцевого циклу. Атріовентрикулярні клапани відкриті під час діастолі, дозволяючи крові наповнювати шлуночки, і закриваються під час систоли, щоб запобігти зворотному току. Півмісяцеві клапани, навпаки, відкриваються під час систоли для вигнання крові й закриваються під час діастолі, щоб перешкоджати її поверненню до шлуночків.

Серцевий цикл забезпечує підтримку життєдіяльності організму: доставку кисню, поживних речовин і видалення продуктів обміну. Він також визначає основні фізіологічні параметри, такі як частота серцевих скорочень (HR), серцевий викид (кількість крові, яку серце перекачує за хвилину), і варіабельність серцевого ритму (HRV), що відображає адаптаційні можливості серцево-судинної системи.

### **3.3 Серцевий цикл на електрокардіограмі**

Кожен серцевий цикл залишає свій слід на електрокардіограмі (ЕКГ), як зображено на рисунку 3.1. Р-хвиля відповідає електричному збудженню передсердь, QRS-комплекс — скороченню шлуночків, а Т-хвиля відображає їх реполяризацію, тобто відновлення для наступного циклу. Паралельно із цими електричними змінами змінюється і тиск у камерах серця. Він досягає піку під час систоли й падає до мінімуму під час діастолі.



**Рисунок 3.1** – Структура серцевого циклу на ЕКГ<sup>16</sup>

Електрокардіограма (ЕКГ) є графічним відображенням електричної активності серця під час його роботи і є одним із ключових методів діагностики стану серця. Серцевий цикл на ЕКГ відображається у вигляді хвиль, сегментів і інтервалів, кожен із яких відповідає певній фазі електричних і механічних процесів у серці [20].

1. На початку серцевого циклу ми спостерігаємо Р-хвилю, яка відображає деполяризацію передсердь. Цей процес забезпечує скорочення передсердь і виштовхування крові до шлуночків через атріовентрикулярні клапани. Р-хвиля має невелику амплітуду і триває приблизно 0,08–0,1 секунди, що відображає нормальну роботу передсердь.

<sup>16</sup> URL: <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/uk/3/3b/%D0%95%D0%9A%D0%93-%D1%81%D1%85%D0%B5%D0%BC%D0%B0.pdf>

2. Після Р-хвилі слідує інтервал PR (або PQ), який охоплює час, необхідний для проходження електричного імпульсу від передсердь до шлуночків. Під час цього інтервалу імпульс уповільнюється в атріовентрикулярному вузлі, що забезпечує повне наповнення шлуночків перед їх скороченням. Тривалість PR-інтервалу зазвичай становить 0,12–0,2 секунди.

3. Далі настає QRS-комплекс, який є основною частиною ЕКГ. Він відображає деполяризацію шлуночків, що ініціює їх скорочення (систолу). QRS-комплекс складається з трьох частин: Q-хвилі, яка є невеликим негативним відхиленням; R-хвилі, що є великим позитивним піком; і S-хвилі, яка слідує за R-хвилею і має негативне значення. Цей комплекс зазвичай триває 0,06–0,1 секунди, і його форма та тривалість дають інформацію про функцію провідної системи шлуночків.

4. Після QRS-комплексу спостерігається ST-сегмент, який відображає період між закінченням деполяризації шлуночків і початком їх реполяризації. У цей момент шлуночки перебувають у фазі максимального скорочення, і кров виштовхується в аорту та легеневу артерію. У нормі ST-сегмент розташований на ізоелектричній лінії. Відхилення цього сегмента, як підйом, так і депресія, можуть вказувати на ішемію або гострий інфаркт міокарда.

5. Т-хвиля, яка слідує за ST-сегментом, відповідає реполяризації шлуночків, тобто їх відновленню після скорочення. Вона зазвичай має позитивну форму і триває приблизно 0,16–0,24 секунди. Завершення Т-хвилі означає початок діастолі, під час якої шлуночки розслаблюються і наповнюються кров'ю.

6. Інтервал QT охоплює період від початку деполяризації до закінчення реполяризації шлуночків. Це час, протягом якого шлуночки проходять повний електричний цикл. Тривалість QT-інтервалу варіюється залежно від частоти серцевих скорочень, але зазвичай становить 0,36–0,44 секунди.

7. Іноді після Т-хвилі можна спостерігати U-хвилю, яка має невелику

амплітуду і позитивну форму. Її походження не завжди зрозуміле, але передбачається, що вона може відображати реполяризацію папілярних м'язів або інших структур серця.

ЕКГ дає змогу оцінити стан здоров'я людини. Норми показників ЕКГ для дорослої людини показані в таблиці 3.1.

**Таблиця 3.1** – Норми ЕКГ для дорослої людини [21]

<i>Параметр</i>	<i>Що означає</i>	<i>Норма</i>
Зубець Р	Демонструє ступінь скорочень і розслаблень передсердя	0.1 с, 0.5–2.5 мм
Зубець Т	Відображає реполяризацію міокарда, показує розслаблення шлуночків	0.1 – 0.25 с
Зубець R	Роздача імпульсів по міокарду правого та лівого шлуночків	–
Зубець S	Збудження у базальному шарі шлуночків	Амплітуда коливань не більше 20 мм
Зубець Q	Збудження перетинки між шлуночками	0.03 с, не більше 2 мм
Інтервал PQ	Час проведення збудження по передсердям міокарду шлуночків	0.12 – 0.2 с
Сегмент ST	Період повного збудження шлуночків. Час залежить від частоти пульсу	Сегмент розташований на ізолінії, його підйом не перевищує 1 мм

Таким чином, ЕКГ відображає усі фази електричної активності серця, що тісно корелюють із механічними фазами серцевого циклу. Аналіз ЕКГ дозволяє оцінити:

- **серцевий ритм**, що визначається за зубцями R. Відстань між ними повинна бути однаковою;
- **частоту серцевих скорочень** – кількість ударів серця за хвилину. В нормі вона становить 60-80 уд/хв. На схемі (рисунок 3.2) треба відстань між зубцями R помножити на швидкість ЕКГ, щоб дізнатися цей параметр;
- **провідність**, яка оказує передачу імпульсу. Рівномірний розподіл по кожному водію ритму;
- **локалізацію водія ритму**, що визначається за зубцями P;
- **електричну вісь серця**, що Показує процес збудження шлуночків за зубцями Q, S, R.

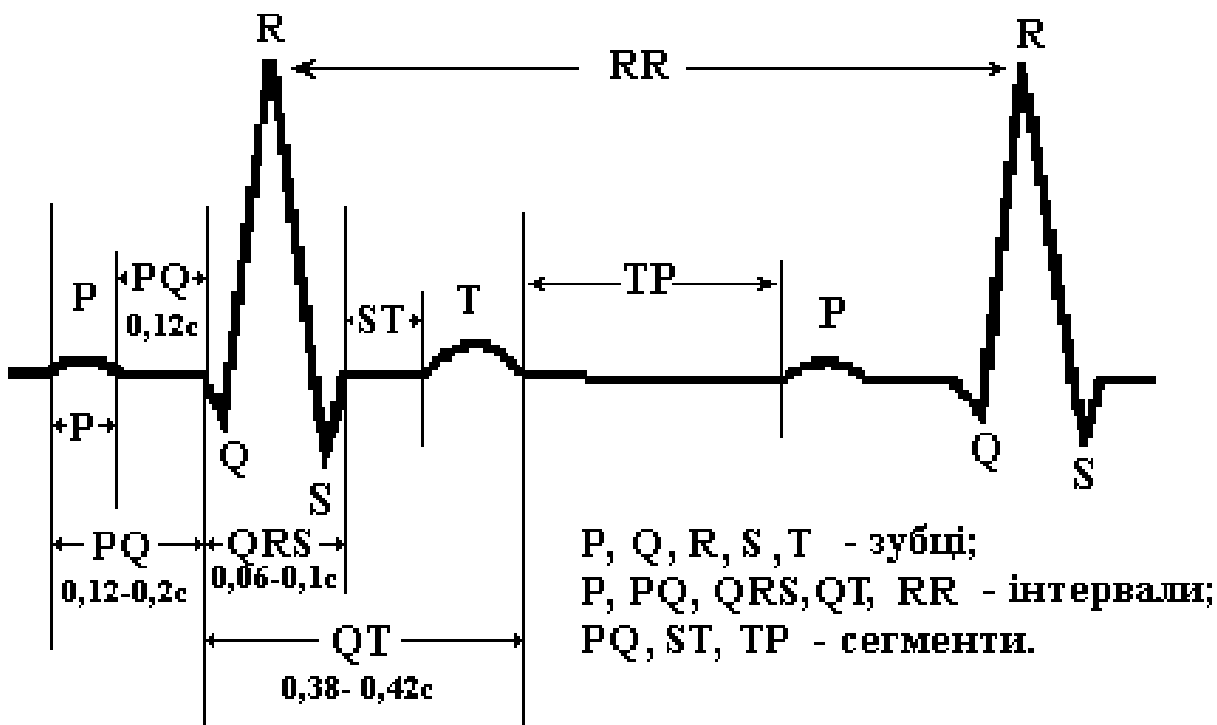


Рисунок 3.2 – RR інтервал [22] та інші зубці ЕКГ<sup>17</sup>

<sup>17</sup> URL: [https://studfile.net/html/2706/898/html\\_uyFHUym6Wf.Y1w2/img-Y56vD2.png](https://studfile.net/html/2706/898/html_uyFHUym6Wf.Y1w2/img-Y56vD2.png)

Таким чином, пульс (ЧСС) людини можна визначити за формулою:

$$HR = \frac{60}{\text{тривалість серцевого циклу}}, \quad (3.1)$$

де тривалість серцевого циклу – фактично довжина (в секундах) RR інтервалу.

### **3.4 Визначення пульсу з фотоплетизмограми**

У контактних методах проведення фотоплетизмографії, фотоплетизмографічний пристрій, зазвичай оснащений світлодіодом (LED) і фотодетектором, випромінює світло через поверхню шкіри. Фотодетектор реєструє кількість світла, що проходить через шкіру і тканини, і цей сигнал перетворюється в електричний. Отриманий сигнал буде варіюватися в залежності від пульсації крові, і на виході ми маємо електричний сигнал, який періодично змінюється, утворюючи коливання, які відповідають серцевому ритму.

У запропонованому безконтактному методі, обличчя людини знімає камера; зазвичай для цих цілей використовуються камери, що знімають у видимому спектрі або навіть у інфрачервоному діапазоні, оскільки інфрачервоне світло може проникати глибше в тканини, і це дозволяє виявляти більш тонкі зміни в кровообігу. Однак у багатьох випадках достатньо і звичайного відео в реальному часі. Камера записує відео особи, яка знаходиться на відстані, при цьому для отримання точних результатів бажано знімати в стабільних умовах: при хорошому освітленні, в умовах мінімальних рухів людини (особливо особи). Камера захоплює

послідовність зображень (кадрів), на яких можна спостерігати коливання кольору шкіри, що відбуваються у відповідь на пульсацію крові.

Коли серце скорочується, об'єм крові в артеріях збільшується, що впливає на колір шкіри в цих ділянках. Під час систоли, коли кров активно прокачується по артеріях, шкіра трохи змінює свій колір, стаючи більш червоною через збільшення вмісту крові в судинах. Це можна помітити, наприклад, на шкірі обличчя або руках.

Оскільки камери фіксують інтенсивність світла, відбитого від шкіри, ці зміни в кольорі стають доступними для аналізу. Колір шкіри змінюється синхронно з пульсацією крові, і ці зміни фіксуються в серії кадрів, які будуть використовуватися для подальшої обробки.

Відео, що отримується, не є безпосереднім сигналом пульсу, тому потрібно провести обробку знятих даних. Цей процес включає кілька етапів.

1. **Виділення важливих частин зображення.** Оскільки зміни кольору шкіри найбільш помітні в деяких ділянках тіла (наприклад, на лобі, на зап'ястях, під очима), алгоритм обробки вибирає певні ділянки зображення для аналізу. Це може бути зона на обличчі або іншій частині тіла, де найбільш виражена пульсація крові.

2. **Перетворення відео в графік.** Кожен кадр відео є зображенням, що містить інформацію про рівень світло поглинання шкірою. Обробка кадрів в реальному часі дає змогу побудувати графік інтенсивності світла для кожної точки або області на шкірі. Це дозволяє виявити коливання інтенсивності світла, які відповідають пульсаціям крові.

3. **Фільтрація сигналу.** Оскільки на відео можуть бути присутні різні шуми, наприклад, від рухів тіла, освітлення або інших фізіологічних факторів, проводиться фільтрація сигналу. Для цього використовуються різноманітні фільтри, зокрема:

- а) **низькочастотні фільтри**, які усувають повільні зміни, такі як рухи або дихання;

б) **високочастотні фільтри**, що допомагають усунути швидкі коливання, які не є частиною пульсації крові.

4. **Виявлення пульсації.** Після очищення сигналу від шумів проводиться виявлення коливань інтенсивності світла. Це можуть бути піки, що відповідають пульсації крові, що кожен раз з'являються на графіку. Зміни в світлі в основному відбуваються у вигляді синусоїдальних коливань, причому кожен пік відповідає серцевому скороченню (систолі), а спад — діастолі.

5. **Розрахунок пульсу.** Після того як піки пульсації знайдені, визначається інтервал між ними — це інтервал RR, який відображає час між двома серцевими скороченнями. Для обчислення пульсу використовуються відстані між цими піками, згідно формули (3.1). Якщо інтервал RR становить, наприклад, 1 секунду, пульс буде 60 ударів на хвилину ( $60/1 = 60$ ). Якщо інтервал RR коротший, пульс буде вищим.

6. **Аналіз варіабельності пульсу.** Пульс може бути нерівним через різні фактори, такі як фізіологічна варіабельність або аритмії. Для точного аналізу пульсу використовуються додаткові методи, які враховують варіабельність серцевого ритму. Алгоритми для корекції нерівномірних інтервалів RR можуть включати інтерполяцію між пиками або статистичні методи для розрахунку середнього пульсу та варіабельності ритму.

Розраховані дані про пульс і варіабельність пульсу можуть бути використані для моніторингу стану здоров'я людини в реальному часі.

### 3.5 Опис архітектури моделі

Загальний підхід до визначення пульсу людини з відео-потоків можна розділити на такі етапи:

- розпізнавання обличчя у відео-поточі;

- виділення важливих частин зображення, таких як лоб і щоки;
- оцінка кольоровості у виділених регіонах обличчя, трансформація сигналу у фотоплетизмограму;
- усунення шумів і згладжування нерівностей у сигналі;
- відфільтрований сигнал потрапляє в нейронну мережу, яка виконує апроксимацію RR-інтервалу на основі вхідного сигналу фотоплетизмограми.

Етапи 1-4 реалізовано в другому розділі дисертації. Для цього було застосовано інструменти OpenFace і PyTorch [23]. Темпоральну регресію для апроксимації фотоплетизмограми було проведено за допомогою моделі 3DCNN.

П'ятий етап потребує реалізації уточнювальної моделі, що приймає на вхід сигнал фотоплетизмограми і апроксимує сигнал серцевого циклу, з якого можна безпосередньо отримати частоту серцевих скорочень. Так як сигнал фотоплетизмограми – це часовий ряд, то для отримання сигналу серцевого циклу цілком логічно використати архітектуру Long Short-Term Memory (**LSTM**). Але PPG-сигнали є шумними і містять комбінацію періодичних і неперіодичних патернів. Ці сигнали часто супроводжуються високочастотним шумом (наприклад, артефактами руху) і низькочастотними патернами, пов'язаними з фізіологічними сигналами, такими як серцеві хвилі. При цьому серцевий цикл є більш згладженим, періодичним сигналом, отриманим з PPG, що вимагає як виявлення короткострокових патернів (для очищення та виділення ознак), так і виявлення довготривалих часових залежностей (для відстеження періодичності). Через це використаємо архітектуру **CNN-LSTM** [24] – ця мережа поєднує згорткові нейронні мережі (**CNN**) і мережі довгострокової короткочасної пам'яті (**LSTM**), щоб використовувати їхні сильні сторони для прогнозування часових рядів. **CNN** ефективні у вилученні просторових або часових шаблонів, тоді як **LSTM** відмінно справляються з моделюванням послідовних залежностей. Разом **CNN-LSTM** особливо

добре підходять для завдань прогнозування часових рядів, що включають великі набори даних зі складними, ієрархічними або багатомасштабними часовими моделями [25]. **CNN-LSTM** обрано через такі переваги.

1. CNN чудово виявляють короткострокові локалізовані шаблони в даних. У контексті сигналів фотоплетизмограми це означає:

- виявлення піків, спадів і інших локальних характеристик хвилі;
- фільтрацію високочастотного шуму шляхом навчання стійких ознак;

2. CNN можуть зменшувати розмірність вхідних даних шляхом підсемплінгу сигналу (наприклад, через пулінг), що покращує обчислювальну ефективність і дозволяє LSTM зосередитися на ширших часових тенденціях.

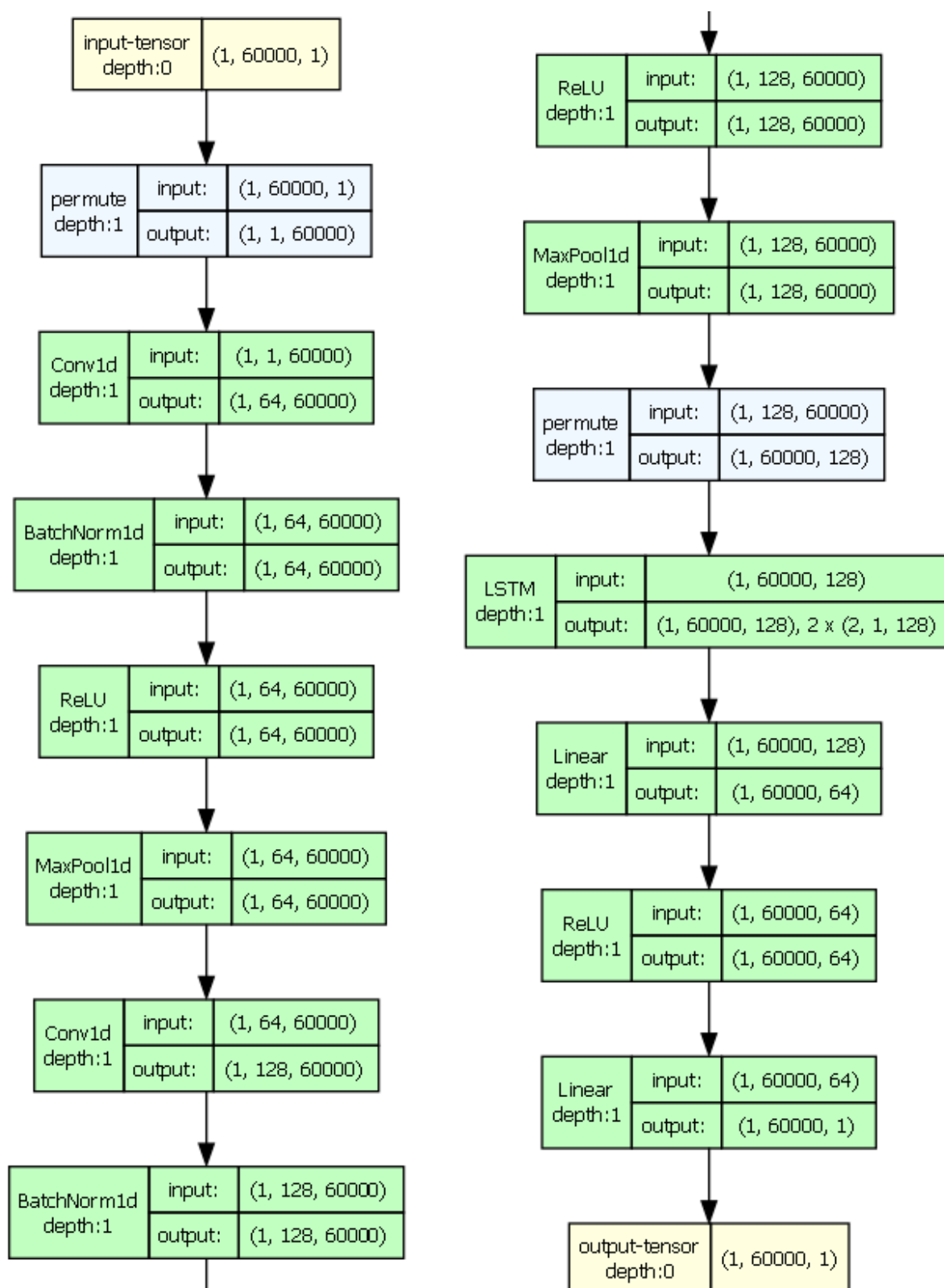
3. Шари згортки (convolutional layers) автоматично навчаються ознакам, стійким до незначних спотворень або шуму, що критично важливо для обробки артефактів руху в фотоплетизмограмі.

4. Long Short-Term Memory мережі призначені для моделювання послідовних даних і захоплення довгострокових часових залежностей. LSTM може відстежувати періодичність і послідовний характер сигналу PPG, створюючи плавний і безперервний сигнал серцевої хвилі.

5. LSTM зберігають пам'ять про попередні входи, що дозволяє враховувати довготривалі тенденції, необхідні для моделювання фізіологічних ритмів, таких як варіабельність серцевого ритму.

6. CNN виступає як вилучувач ознак, який перетворює сирий сигнал PPG на високорівневі ознаки шляхом виявлення локальних шаблонів. Ці ознаки передаються до LSTM, яке інтерпретує їх у контексті всієї послідовності. Попередня обробка даних за допомогою CNN дозволяє LSTM отримувати стисле та збагачене представлення сигналу. Це зменшує складність задачі LSTM і покращує ефективність навчання. CNN фільтрує високочастотний шум і неважливі ознаки, тоді як LSTM моделює часові взаємозв'язки, необхідні для реконструкції сигналу серцевої хвилі.

Підсумовуючи, архітектура CNN-LSTM (рисунок 3.3) обґрунтована необхідністю вирішити подвійне завдання: вилучення значущих ознак із шумних даних фотоплетизмограми, що забезпечується CNN, і захоплення довготривалих залежностей і періодичності для передбачення серцевих хвиль, що забезпечується LSTM. Ця комбінація надає потужну систему для перетворення сигналу фотоплетизмограми на сигнал серцевих циклу, що робить її особливо корисною для моніторингу здоров'я та діагностичних застосувань.



**Рисунок 3.3** – Архітектура мережі CNN-LSTM

Архітектура мережі CNN-LSTM має декілька шарів.

1. Вхідний шар приймає часовий ряд як вхідні дані, наприклад, вікно з  $n$  зразків сигналу фотоплетизмограми, що має форму (batch\_size, n, features).

Так як вхідний сигнал один, то  $features = 1$ .

2. Після цього йде блок згорткової нейронної мережі, що витягує локальні ознаки, тобто короткострокові патерни в сигналі. Він містить в собі такі компоненти: згортковий шар, нормалізація, ReLU і MaxPooling.

3. Далі йде блок LSTM, що моделює довгострокові патерни в сигнал.

4. Повнозв'язні шари перетворюють вихід з LSTM у сигнал серцевого циклу.

5. Вихідний шар створює прогнозований часовий ряд.

### 3.6 Навчання моделі

Кількість параметрів обумовлено розмірністю обраного датасету – Remote Pulse Detection '21 (**RPD21**) [26]. Набір даних складається з 86 наборів записів, причому кожен набір представляє собою пару одночасно записаних відео RGB та NIR, середня тривалість яких становить понад 10 хвилин на кожне відео. Під час запису оплачувана актриса проводила інтерв'ю, що складалося з 24 запитань. Перед початком учасників проінструктували, на які запитання вони повинні відповідати правдиво, а на які – обманювати. Учасників просили тримати руку з оксиметром нерухомо, але вони вільно рухали головою, говорили та виражали емоції на обличчі. Така свобода спілкування учасників точно відображає сценарії визначення пульсу в реальних умовах, але також додає шуму через жорсткі та м'які рухи обличчя, що ускладнює задачу. Акт обману викликав змінність частоти пульсу, що рідко спостерігається в наборах даних rPPG. Одночасно знімали показники серцевого ритму, насичення крові киснем і хвилі об'єму крові за допомогою оксиметра. Відео RGB і NIR записувалися з роздільною здатністю  $1920 \times 1080$  пікселів при частоті 90 кадрів на секунду (fps) за допомогою камер. Обидва відео були без втрат стиснуті за допомогою

кодування H.264 для збереження всіх необроблених відеоданих і уникнення пошкодження оптичного пульсового сигналу. Середня тривалість записів становила приблизно 11 хвилин, що давало майже 60 000 кадрів високої роздільної здатності на кожне інтерв'ю. Таким чином, розмір і умови збору даних роблять цей набір унікальним.

Навчання мережі відбувається за рахунок мінімізації **Root Mean Squared Error (RMSE)**. Функція втрат має вигляд:

$$L = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (3.2)$$

де  $y_i$  – прогнозовано мітка  $i$ -го прикладу,

$\hat{y}_i$  – фактична мітка  $i$ -го прикладу.

Ми використовуємо оптимізатор Adam зі швидкістю навчання  $\alpha = 10^{(-3)}$  і стандартними значення інших параметрів; `batch_size = 32`, `window_size = 1000`; Через велику кількість даних у датасеті (60000 окремих кадрів), навчання проходило 30 епох.

Для оцінки якості навчання застосовано декілька метрик.

**1. MAE (Mean Absolute Error)** – середня абсолютна помилка. Вимірює середню величину абсолютної різниці між прогнозами та істинними значеннями. Значення 0 означає ідеальну відповідність прогнозу до істинних значень.

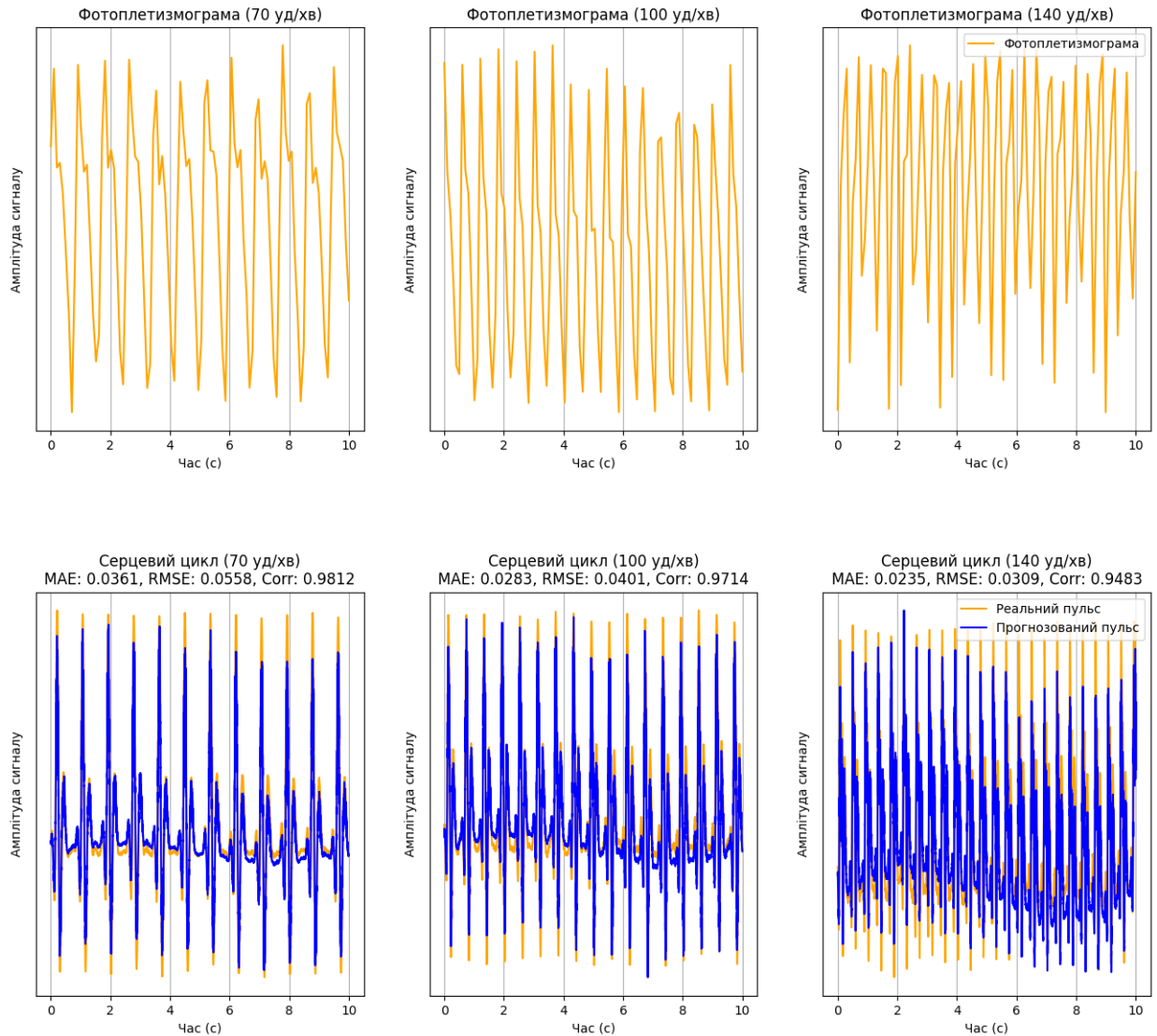
**2. RMSE (Root Mean Squared Error)** – середньоквадратична помилка. RMSE є чутливішим до великих помилок, ніж MAE, оскільки квадратичне обчислення посилює вплив великих відхилень. Значення 0 означає ідеальну відповідність.

**3. PCC (Pearson correlation coefficient)** – коефіцієнт кореляції Пірсона. PCC вимірює лінійну залежність між двома змінними. Значення ближче до 1 вказують на сильну лінійну кореляцію між прогнозами та істинними

значеннями.

Результат навчання показано на рисунку 3.4 на трьох валідаційних прикладах, а саме для трьох рівнів серцевого ритму: спокій (70 уд/хв), підвищений ритм (100 уд/хв) та дуже високий ритм (140 уд/хв).

Сигнали фотоплетизмограми, реальний та прогнозований пульс



**Рисунок 3.4** – Фотоплетизмограма, хвиля серцевого циклу, її апроксимації та значення метрик на 3 валідаційних прикладах

На графіках представлені прогнозований сигнал серцевого циклу (синій колір) та реальний сигнал (помаранчевий колір). Для кожного

прикладу розраховано метрики MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Square Error) та PCC (Pearson Correlation Coefficient), які відображають відповідність прогнозованого сигналу реальному.

1. **Спокійний стан (70 уд/хв):** прогнозований сигнал серцевого циклу добре узгоджується з реальним. Значення MAE та RMSE мінімальні, що вказує на високу точність моделі. Коефіцієнт кореляції PCC близький до 1, демонструючи сильний лінійний зв'язок між сигналами.

2. **Підвищений ритм (100 уд/хв):** у стані з підвищеним ритмом точність моделі залишається високою, але похибки (MAE та RMSE) трохи зростають. Це пов'язано зі збільшенням динаміки змін сигналу, що ускладнює моделювання. Значення PCC підтверджують, що модель все ще ефективно відтворює основні характеристики реального сигналу.

3. **Дуже високий ритм (140 уд/хв):** у цьому стані похибки MAE та RMSE досягають максимальних значень серед усіх трьох рівнів серцевого ритму. Це очікувано, оскільки швидкі зміни сигналу складніше моделювати точно. Тим не менш, значення PCC залишаються високими, що свідчить про те, що модель відображає загальну форму сигналу.

4. **Загальні тенденції:** прогнозований сигнал демонструє високу відповідність реальному на всіх рівнях ритму, особливо у стані спокою. Зі збільшенням частоти серцевого ритму похибки прогнозу (MAE та RMSE) поступово зростають. Це пояснюється складністю відтворення швидких змін гармонічних компонентів сигналу. Природна періодичність сигналів серцевого циклу, яка є сумою кількох гармонічних компонентів, була успішно врахована під час прогнозування.

Модель демонструє високу ефективність для прогнозування сигналу серцевого циклу, особливо за стабільних умов. Незважаючи на складнощі моделювання швидких змін ритму, результати, зведені в таблиці 3.2 підтверджують здатність моделі генерувати точні та корельовані сигнали.

Таблиця 3.2 – Результати навчання моделі **3DCNN-LSTM** в

порівнянні з аналогічними алгоритмами в нових

дослідженнях на основі метрик MAE, RMSE, PCC.

Порівнюються результати на окремих датасетах

Датасет	UBFC-rPPG			PURE		
Метрика	MAE (уд/хв)	RMSE (уд/хв)	PCC	MAE (уд/хв)	RMSE (уд/хв)	PCC
Модель						
<b>CHROM</b>	2.36	9.23	0.87	0.75	2.23	1.00
<b>RPNet</b>	0.53 ± 0.01	1.78 ± 0.02	0.99 ± 0.00	1.15 ± 0.27	5.77 ± 1.25	0.96 ± 0.02
<b>ContrastPhys</b>	0.64	1.83	1.00	1.00	1.40	0.99
<b>3DCNN- LSTM</b>	<b>0.56 ± 0.02</b>	<b>1.86 ± 0.03</b>	<b>0.97 ± 0.01</b>	<b>0.85 ± 0.05</b>	<b>2.72 ± 0.10</b>	<b>0.96 ± 0.02</b>
Датасет	DDPM			RPD21		
Метрика	MAE (уд/хв)	RMSE (уд/хв)	PCC	MAE	RMSE	PCC
Модель						
<b>CHROM</b>	13.48	28.53	0.56			
<b>RPNet</b>	3.46 ± 0.24	12.47 ± 0.68	0.91 ± 0.01			
<b>ContrastPhys</b>	9.70 ± 2.90	25.02 ± 6.01	0.58 ± 0.19			
<b>3DCNN- LSTM</b>	<b>2.98 ± 0.15</b>	<b>11.00 ± 0.50</b>	<b>0.95 ± 0.02</b>	<b>0.72± 0.03</b>	<b>1.52± 0.12</b>	<b>0.98± 0.01</b>

Таблиця 3.2 показує узагальнені результати навчання моделі 3DCNN-LSTM у порівнянні з іншими алгоритмами, що були навчені на

тих самих датасетах UBFC-rPPG, PURE та DDPM, таких як **CHROM** [27]. **RPNet** [28], **ContrastPhys** [29]. 3DCNN-LSTM додатково навчено на RPD21. 3DCNN-LSTM демонструє конкурентоспроможні результати оцінювання частоти серцевих скорочень порівняно з існуючими методами. Значення метрик MAE, RMSE, PCC є на одному рівні з актуальними досліджуваними методами на відомих наборах даних.

### Висновки до розділу 3

В третьому розділі описано теоретичні основи і практичну реалізацію методу прогнозування сигналу серцевого циклу з сигналу фотоплетизмограми. В перших трьох підрозділах описано структуру серцевого циклу, дано визначення поняттю RR-інтервалів. В четвертому розділі повністю деталізовано дистанційний безконтактний метод визначення пульсу людини з відео-потоків.

В п'ятому підрозділі описано практичний підхід до реалізації моделі CNN-LSTM, що апроксимує сигнал серцевого циклу із фотоплетизмограми. Для практичної реалізації застосовано бібліотеку PyTorch. Надано описано шарів і параметрів моделі, описано мотивацію вибору саме цієї архітектури.

В шостому підрозділі обрано набір даних – Remote Pulse Detection '21. Набір даних складається з 86 записів, кожен з яких містить одночасні відео RGB та NIR тривалістю понад 10 хвилин. Учасники відповідали на 24 запитання, чергуючи правдиві відповіді та обман, що викликало змінність частоти пульсу, рідкісну для rPPG наборів. Відео знімали з роздільною здатністю 1920×1080 пікселів і частотою 90 fps, зберігаючи показники серцевого ритму, насичення крові киснем і хвилі об'єму крові. Унікальність набору полягає в реалістичних умовах запису, що включають рухи обличчя, міміку та шум, характерні для реальних сценаріїв.

Проведено навчання моделі на даному датасеті, модель перевірено на валідаційній вибірці. Отримані результати свідчать про коректність моделі та про її конкурентність з існуючими актуальними дослідженнями по тематиці дистанційного моніторингу пульсу. Висновки дослідження демонструють перспективність використання архітектури CNN-LSTM для задач дистанційного визначення пульсу людини з відео. Однак, існує ряд напрямків для вдосконалення розробленої моделі та розширення сфер її застосування.

По-перше, модель може бути вдосконалена шляхом використання більш складних архітектур, таких як трансформери або гібридні моделі (наприклад, поєднання CNN-LSTM з Attention-механізмом). Це дозволить моделі ефективніше обробляти довготривалі залежності в сигналі та адаптуватися до складних і шумних сценаріїв.

По-друге, впровадження даних мультिकанального аналізу (комбінація сигналів RGB і NIR) може покращити точність прогнозів. Аналіз декількох каналів сигналу дозволить моделі краще враховувати вплив зовнішніх факторів, таких як зміна освітлення або рухи обличчя.

По-третє, для підвищення узагальнювальної здатності моделі, варто використати техніки попереднього навчання (transfer learning) на великих наборах даних, а також впровадити додаткову аугментацію даних для симуляції різноманітних умов запису (наприклад, зміну частоти кадрів).

Перспективним напрямком є застосування моделі в різних галузях:

- **Медицина:** Дистанційний моніторинг стану пацієнтів, зокрема пульсу, у віддалених регіонах або в умовах обмеженого доступу до медичних ресурсів.
- **Фітнес і спорт:** Аналіз фізичного стану користувачів у реальному часі під час тренувань, забезпечуючи безконтактний контроль частоти серцевих скорочень.
- **Безпека:** Моніторинг фізіологічного стану операторів критично важливих об'єктів (наприклад, в авіації або на атомних станціях).

- **Криміналістика:** Використання технології в оцінці психофізіологічних реакцій під час допитів.

Насамкінець, дана магістерська дисертація підтвердила ефективність архітектури 3DCNN-LSTM для дистанційного визначення пульсу з відео. Використання набору даних Remote Pulse Detection '21 дозволило оцінити модель в реалістичних умовах, що підтвердило її конкурентність та перспективність для практичного застосування в медицині, фітнесі, безпеці та інших галузях.

## РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОГО СТАРТАП-ПРОЕКТУ

### 4.1 Резюме стартап-проекту

**Назва проекту:** «Застосування нейронних мереж для визначення біосигналів людини з відео-потoku».

**Мета стартапу:** задовольнити потребу медичних установ та споживачів у безконтактному моніторингу біосигналів людини за допомогою нейронних мереж з метою отримання прибутку.

**Предмет стартапу:** створення програмного забезпечення, яке використовує відеоаналіз і нейронні мережі для визначення біосигналів людини, включаючи частоту серцевих скорочень, фотоплетизмограму та артеріальний тиск, безконтактно та в реальному часі.

**Об'єкт стартапу:** процес дистанційного та безконтактного вимірювання біосигналів людини за допомогою аналізу відео-потoku із застосуванням технологій комп'ютерного зору та нейронних мереж.

Результатом роботи стартапу стане готове до впровадження програмне рішення, яке дозволяє безконтактно визначати основні біосигнали людини, такі як частота серцевих скорочень, фотоплетизмограма та артеріальний тиск, з використанням звичайних камер. Продукт буде відзначатися високою точністю, швидкістю роботи та інтеграцією з медичними системами для широкого застосування у сфері охорони здоров'я.

Запорукою успішності стартапу є використання сучасних технологій нейронних мереж та комп'ютерного зору, що забезпечують високу точність і надійність визначення біосигналів. Додатковим фактором успіху є актуальність безконтактних методів моніторингу здоров'я в умовах зростаючого попиту на дистанційні медичні послуги та персоналізовані рішення для підтримки здоров'я.

Споживачами виступають медичні установи, компанії, що займаються розробкою пристроїв для моніторингу здоров'я, фітнес-індустрія, а також

кінцеві користувачі, зацікавлені у доступних і простих рішеннях для контролю свого фізіологічного стану.

Головними перевагами даної технології є безконтактність, висока точність, доступність для звичайних камер та універсальність застосування.

Резюме стартап-проекту описано в таблиці 4.1.

**Таблиця 4.1** – Резюме стартап-проекту

<i>Показник</i>	<i>Характеристика</i>
1. Сутність ідеї	Використання нейронних мереж для безконтактного визначення біосигналів людини з відео-потoku
2. Наявність аналогів або прототипів ідеї	Аналог: Vinah.AI, що має business-to-business модель і поки не має працюючого додатку сканування біосигналів з камери у публічному доступі.
3. Основна потреба, яку задовольнить реалізований стартап	Можливість безконтактного моніторингу біосигналів людини в реальному часі для медичних установ, фітнес-індустрії та кінцевих користувачів, що не потребує спеціалізованих пристроїв.
4. Ступінь розробленості технології реалізації	Розроблено програмне забезпечення з показником ефективності більше 85% точності у визначенні біосигналів людини з відео-потoku.
5. Класифікація продукту стартапу за міжнародною класифікацією товарів	42 клас - проектування та розробляння комп'ютерного апаратного і програмного забезпечення
6. КВЕД, до якого може належати дане виробництво	<u>62.0.</u> Комп'ютерне програмування, консультування та пов'язана з ними діяльність
7. Очікувана потужність стартапу	Мале підприємство
8. За масштабом виробництва	Масове
9. За рівнем спеціалізації	Вузькопрофільне
10. За ресурсами, що споживатимуться	Інформаційномістке, працемістке
11. За чисельністю персоналу (мале, середнє, велике)	Мале

## Продовження таблиці 4.1

<i>Показник</i>	<i>Характеристика</i>
12. Органи управління при реалізації стартапу	Національні, міжнародні
13. Бажане географічне розташування - потужностей стартапу, -офісу стартапу, -збутової мережі - постачальників комплектуючих	Офіс в місті Київ, для розміщення комп'ютерних потужностей. Збутова мережа – медичні установи, компанії, що займаються розробкою пристроїв для моніторингу здоров'я, фітнес-індустрія, а також кінцеві користувачі, зацікавлені у доступних і простих рішеннях для контролю свого фізіологічного стану. Постачальником комплектуючих будуть іноземні компанії – комп'ютерні потужності, а інформаційні дані поставлятимуть наукові інститути.
14. Місце ідеї у ланцюжку цінностей інноваційного процесу	Розвиток технологій
15. Гранична корисність ідеї стартапу	Позитивна, так як нейронна мережа постійно навчається, і, відповідно, кожне наступне використання покращує результат.
16. Бізнес-модель стартапу	B2B, B2C, B2G
17. Конкуренти вітчизняні	Не було знайдено конкурентів на вітчизняному ринку
18. Конкуренти іноземні	Vinah.AI, що має business-to-business модель і поки не має працюючого додатку сканування біосигналів з камери у публічному доступі
19. Ключові фактори успіху стартапу	Компетентна команда, наявність датасетів
20. Споживачі	Юридичні особи - державні та приватні медичні установи або лабораторно-діагностичні центри
21. Планова кількість продукту розробки для першого етапу реалізації	Одна версія програмного забезпечення
22. Мінімальна кількість виробництва за методом точки беззбитковості	Так як це програмне забезпечення, то це дозволяє масштабувати одну версію для багатьох користувачів, не витрачаючи додаткових ресурсів.

## Кінець таблиці 4.1

<i>Показник</i>	<i>Характеристика</i>
23. Споживачі на етапі розвитку	Науково-дослідні установи
24. Споживачі на етапі зрілості	Науково-дослідні установи, лабораторні та діагностичні центри
25. Конкурентна ціна на продукт стартапу	30\$ / місяць
26. Плановий рівень рентабельності при реалізації продукту	74 %
27. Капіталовкладення в проект	27000 \$
28. Період повернення капіталовкладень у проект	27 місяців
29. Джерела фінансування	Власні фонди, кредитування
30. Основні компоненти продукції стартапу	Програмне забезпечення для аналізу відео-потоків, моделі нейронних мереж для визначення біосигналів, інтерфейс для інтеграції з медичними системами, а також API для взаємодії з іншими додатками та пристроями.
31. Потенційні постачальники складових компонентів розробки	Іноземні - ASUS
32. Планове місце реалізації результату розробки	Науково-дослідні центри та лабораторно-діагностичні установи по всій Україні, СНД та країнах Європи.
33. Наявність посередників при реалізації	Без посередників
34. Методи просування результатів розробки на ринок	Просування через інтернет, періодичні видавництва, наукові журнали та книги.

## 4.2 Аналіз зовнішнього та внутрішнього середовища стартапу

Фактори зовнішнього середовища стартап проекту проаналізовано в таблиці 4.2.

**Таблиця 4.2** – Аналіз факторів зовнішнього середовища

<i>Фактор</i>	<i>Загрози</i>	<i>Можливості</i>
<b>Політика</b>	Зміни в податковому кодексі можуть вплинути збільшити витрати.	Можливість розповсюдження ідеї нейромережі закордон.
<b>Економіка</b>	Зростання цін на матеріальні ресурси. Ріст конкуренції, при успішній реалізації стартапу	Вибір альтернативних постачальників матеріальних ресурсів.
<b>Демографія</b>	Зменшення кількості населення призведе до спаду попиту	Збільшення попиту при зростанні кількості населення
<b>Географія</b>	Велика кількість потенційних конкурентів, так як велика кількість ІТ-спеціалістів знаходиться в столиці.	Значна кількість кваліфікованих кадрів, які можуть допомогти реалізувати проєкт.
<b>Соціально-культурний</b>	Низький рівень освіченості у питаннях автоматизованих технологій і їх застосуванні у наукових і медичних цілях.	Підвищити рівень обізнаності у сферах застосування комп'ютерних технологій у медичних цілях.
<b>Науково-технічний прогрес</b>	Відсутність інтересу до даної розробки, через нестачу кваліфікації при роботі з нейронними мережами та культурою клітин. Відсутність готових датасетів для навчання.	Створення власних наборів даних, з необхідними параметрами. Більша кількість використань нейронних мереж, призводить до покращення результату.

Фактори зовнішнього оперативного середовища стартап проекту проаналізовано в таблиці 4.2.

**Таблиця 4.3** – Аналіз факторів зовнішнього оперативного середовища

<i>Фактор</i>	<i>Переваги</i>	<i>Недоліки</i>
<b>Конкуренти</b> 1. проєкт Binah.AI	Відсутність подібної технології. Можливість вдосконалити технологію. Адаптація технології під власні датасети.	Відсутність чіткого розуміння про попит та ринок. Поява схожих технологій.
<b>Постачальники</b> 1. Обладнання -ASUS, ZenBook 14 2. Інтернет-провайдер – Lanet.	Обладнання підлягає ремонту, існують комплектуючі на вітчизняному ринку, присутні сервісні центри для обслуговування.	Низька швидкість інтернету. Перебої в роботі обладнання.
<b>Споживачі</b> 1. Юридичні особи 2. Фізичні особи	Інтерес до технології, так як відсутні готові подібні рішення. Значне підвищення ефективності праці. Оптимізація ресурсів.	Неактуальність технології через відсутність попиту. Відсутність розуміння цінності технології для наукових і медичних цілей.

Зацікавлені сторони стартап проекту проаналізовано в таблиці 4.2.

**Таблиця 4.4** – Аналіз зацікавлених сторін

<i>Зацікавлена сторона</i>	<i>Вплив її на реалізацію проекту</i>	<i>Цікавість її до проекту</i>	<i>Загальний коефіцієнт впливу на проект</i>
<b>Суб'єкти внутрішнього середовища</b>			
<i>Виробник:</i>			
ТМ «SmartBiometrics»	0,8	0,95	0,875
<i>Постачальник</i>			
ASUS	0,5	0,1	0,3
Lanet	0,5	0,2	0,35
<i>Споживачі</i>			
Інститут кардіології	0,7	0,9	0,8
Інститут терапії	0,3	0,5	0,4

Кінець таблиці 4.4

<i>Зацікавлена сторона</i>	<i>Вплив її на реалізацію проекту</i>	<i>Цікавість її до проекту</i>	<i>Загальний коефіцієнт впливу на проект</i>
Фіз. особи	0,2	0,3	0,25
<b>Зовнішнє середовище</b>			
Політичні структури	0,1	0,1	0,1
Суб'єкти економічного середовища	0,2	0,3	0,25
Власник місця оренди	0,4	0,2	0,3
Суб'єкти демографії	0,1	0,1	0,1
Суб'єкти культурного середовища	0,1	0,1	0,1
Суб'єкти НТП	0,6	0,8	0,7

SWOT-аналіз проекту наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – SWOT-аналіз

<b>Сильні сторони</b>	<b>Слабкі сторони</b>
1.Зростання ефективності аналізу відео-потoku. 2.Автоматизація розширення датасетів.	1.Відсутність чітко сформованого ринку та попиту. 2.Ефективність роботи програмного забезпечення різниться з кожним дослідом.
<b>Можливості</b>	<b>Загрози</b>
1.Відсутність конкурентів. 2.Створення нової технології і нових датасетів.	1.Підвищений ріст конкуренції. 2.Не якісне навчання нейронної мережі. 3.Зростання цін на електроенергію і обладнання.

### 4.3 Визначення ключових факторів успіху проекту

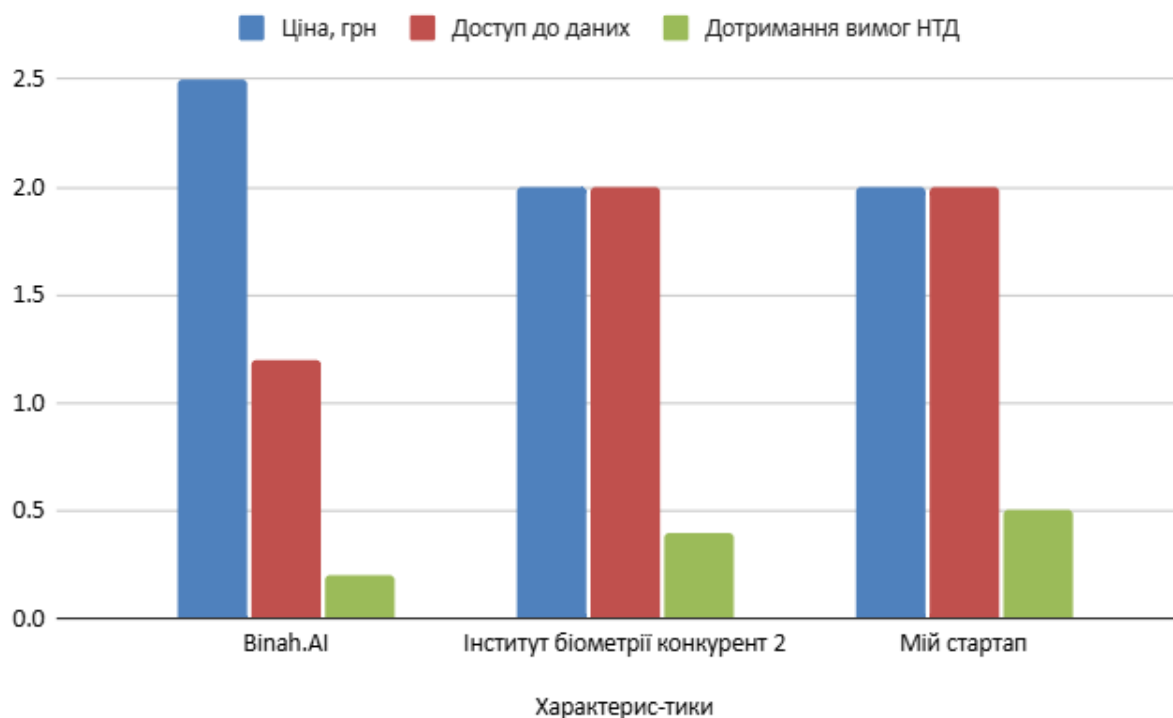
В таблиці 4.6 визначено ключові фактори успіху проекту.

**Таблиця 4.6** – Визначення ключових факторів успіху проекту методом Шонфільда\*

Характеристики	Вагомості	Вінаh.AI конкурент 1	Інститут біометрії конкурент 2	Мій стартап
Ціна, грн	0,5	5	4	4
Доступ до даних	0,4	3	5	5
Дотримання вимог НТД	0,1	2	4	5

\*оцінка від 1 (крайне негативна оцінка) до 5 (крайне позитивна оцінка)

З урахуванням коефіцієнту вагомості характеристики визначається бальна оцінка кожної характеристики для нашої продукції і для конкурентів показано на рисунку 4.1.



**Рисунок 4.1** – Аналіз ключових факторів успіху проекту за Шонфільдом

Основний конкурент за підсумками аналізу виявився конкурент №2 Інститут біометрії. Доступ до даних має ключове значення в даній розробці. Але крім доступу до даних, необхідна правильна інтерпретація результатів, та обробка отриманих даних, саме це дозволить отримати перевагу.

В таблиці 4.7 розкрито варіанти розвитку ідеї стартапу.

**Таблиця 4.7** – Варіанти розвитку ідеї стартапу

<i>Варіант</i>	<i>Стислий опис можливого розвитку</i>
А. Найкращий	Розвиток стартапу проходить вдало, кількість користувачів зростає, при цьому зростає ефективність роботи програмного забезпечення. Точка безбитковості досягається за 18 місяців. Широкий попит серед іноземних наукових установ дозволяє розширити географію співпраці.
Б. Реалістичний	Технологія пройшла успішну апробацію в медичних центрах, але в ролі користувачів таких центрів одиниці. Це в свою чергу збільшує час настання точки безбитковості. Основна увага приділяється розширенню бази користувачів.
В. Песимістичний	Відсутність попиту на створене програмне забезпечення. І як варіант вирішення цієї проблеми – продаж ідеї і напрацювань або зміна вектору навчання нейромережі для інших задач.

#### **4.4 Визначення потенційних споживачів**

Потенційних споживачів класифіковано в таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 – Класифікація потенційних споживачів

<i>Критерій</i>	<i>Значення</i>
<b>Юридична особа</b>	
1. Форма власності	Приватна, державна
2. КВЕД	86.10 Діяльність лікарняних закладів. 86.90 Інша діяльність у сфері охорони здоров'я
3. За потужністю	Малі, середні
4. За масштабом виробництва	Одиничні
5. За рівнем спеціалізації	Вузькопрофільні, багатoproфільні
6. За ресурсами, що споживаються	Матеріаломісткі, капіталомісткі, працемісткі, інформаційномісткі
7. За чисельністю персоналу	Малі, середні
8. За сферою діяльності	Посередницькі
9. За приналежністю капіталу і контролю	Національні, іноземні, спільні
10. За географічним розташуванням	Країни СНД та Європи
11. За віддаленістю органів управління	Національні, міжнародні
12. За характером господарської діяльності	Медичні, комп'ютерні
13. За рівнем технологічної цілісності	Провідні, філії
14. За долею іноземного капіталу	З іноземними інвестиціями (більше 10 %)
15. За формуванням статутного капіталу	Унітарні
16. За організацією виробничих процесів	Періодичні
17. За роботою протягом року	Позасезонні
18. За географічним розташуванням на території України	У обласних центрах
19. За наявністю вільних ОБЗ (коштів)	Наявні

Кінець таблиці 4.8

Критерій	Значення
20. За динамікою розвитку регіону розташування юридичної особи: - регіон - чисельність населення - динаміка росту регіону - структура регіону - правові обмеження торгівлі	Регіон: місто Київ Чисельність населення: 2,88 млн (2021 р.) Динаміка росту регіону: з кожним роком населення зростає на 10-40 тисяч осіб. Структура регіону: територія міста поділена на 10 адміністративних районів. Правові обмеження торгівлі: відсутні
<b>Фізична особа</b>	
1. Вік	Не має значення
2. За платоспроможністю	50\$/місяць
3. За соціальним рівнем споживачів	ЗП від 700 \$/місяць
4. За способом життя (звички, традицій, стереотипи поведінки)	Фізично, психологічно, емоційно та духовно зрілі особистості.
5. Тип особистості споживачів	Реаліст
6. За ставленням до товару	Мотивація придбання: інтерес до вивчення клітин Пошук вигоди: знаходження нових закономірностей для монетизації результатів. Ставлення до товару: позитивне. Інформованість про товар: цільова аудиторія проінформована через статі в журналах і виданнях. Інтенсивність споживання товару: коливається від одного місяця до кількох років.
7. За сімейними цінностями (склад сім'ї, рівень сімейного доходу, етап життєвого циклу сім'ї, традиції)	Рівень сімейного доходу достатній для використання програмного забезпечення.
8. За співвідношенням бажання придбати і цінової межі	Місячний дохід (від 700\$/місяць) – вартість одиниці товару (50 \$/місяць) 14 : 1
9. За інтенсивністю споживання товару	Разове або періодичне придбання
10. За інформованістю	Самоосвіта, спеціальні джерела

В таблиці 4.9 розписано основні групи потенційних споживачів та їх потреби.

**Таблиця 4.9** – Основні групи потенційних споживачів і їх потреби

<i>Категорія (група) клієнтів</i>	<i>Потреби, які задовольняються за допомогою продукту</i>
1. Науково-дослідні установи та лабораторно-діагностичні центри	Оптимізація людських ресурсів з підвищенням ефективності роботи, більш точні визначення змін у клітинах.
2. Фізичні особи	Підвищення рівня освіти, пошук нових закономірностей в наборах даних.

В таблиці 4.10 ідентифіковано паспорт потенційного клієнта.

**Таблиця 4.10** – Паспорт потенційного клієнта

<i>Характеристика</i>	<i>Значення</i>
Організаційно-правова форма	ТОВ
Класифікація	За потужністю: мале За чисельністю персоналу: мале За обсягом виробництва: одиничне За сезонністю виробництва: позасезонне
Розташування	Не залежно від розташування
Вид продукту, який потрібен даному споживачеві	Програмне забезпечення на основі нейронних мереж
Призначення придбаної розробки	Придбана розробка застосовується для підрахунку клітин і визначення структурних і світлових змін.
Кваліфікація персоналу підприємства	Кваліфікований і компетентний персонал
Потенційний обсяг споживання розробки	3-5 років.
Хто приймає рішення про придбання розробки	Директор науково-дослідного інституту або лабораторно-діагностичного центру

Запланований обсяг реалізації стартап-проекту деталізовано в таблиці 4.11.

**Таблиця 4.11** – Запланований обсяг реалізації стартап-продукту (товарів, послуг)

	01/ 25	02/ 25	03/ 25	04/ 25	05/ 25	06/ 25	07/ 25	08/ 25	09/ 25	10/ 25	11/ 25	12/ 25
Кількість користувачів	3	5	7	10	10	10	13	13	15	25	20	20

За перший місяць планується запуснути платформу з програмним забезпеченням, перевірити роботоспроможність і залучити перших 3-х постійних користувачів. Завдяки першим користувачам, вдасться ліквідувати наявні помилки в програмному забезпеченні, покращити ефективність роботи.

Далі планується поступове залучення людей з наукового кола завдяки описаних в статтях дослідів з використанням створеного програмного забезпечення.

До кінця року необхідно залучити 20 постійних користувачів, при цьому постійно покращувати нейронну мережу, вирішуючи виникаючі задачі.

#### 4.5 Ціна інноваційної пропозиції на ринку

В таблиці 4.12 наведено витрати, передбачені при створенні продукту, а таблиці 4.13 розписано проектні ціни продажу.

**Таблиця 4.12** – Витрати, передбачені для створення програмного забезпечення на основі нейронних мереж

<i>Стаття витрат</i>	<i>Витрати на місяць, дол.</i>	<i>Витрати за рік, дол.</i>	<i>Разові витрати</i>	<i>Разом за рік</i>
Купівля або оренда приміщення	200	2400		2400
Купівля обладнання			1500	1500
Витратні матеріали	5	60		60
Створення та обслуговування сайту, хостингу, покупка необхідних скриптів			300	300
Зарплата	200	2400		2400
Сплата податків	100	1200		1200
Непередбачені витрати			1000	1000
Разом	405	4860	2800	6760

**Таблиця 4.13** – Проектні ціни продажу технології, методики, програми

<i>Найменування товару</i>	<i>Планові обсяги продажу</i>		<i>Аналоги, прототипи</i>	
	<i>Кількість користувачів в на рік</i>	<i>Ціна, дол/рік</i>	<i>Кількість користувачів на рік</i>	<i>Ціна, дол/рік.</i>
ПЗ на основі нейронних мереж для розпізнавання змін в клітинах	36	150	Binah.AI, 20	250

Основні методи ціноутворення:

1) Витратний метод.

$$\text{Ц} = \text{С} + \%П = \frac{6760}{36} + 20 \% = 225 \text{ дол}, \quad (4.1)$$

де Ц – ціна одиниці товару, грн., С – собівартість одиниці, грн., %П – відсоток прибутку.

2) Агрегатний метод.

Не застосовуємо цей метод для даної технології.

3) Параметричний метод.

$$\text{Ц}_н = \frac{Б_н}{Б_б} \cdot \text{Ц}_б = \frac{6}{8} \cdot 250 = 187,5 \text{ дол/рік}, \quad (4.2)$$

де Ц<sub>н</sub> – ціна нового продукту, грн., Ц<sub>б</sub> – ціна базового продукту (була взята ціна на технологію проекту Vinah.AI, дол., Б<sub>б</sub> – бали за властивості базового продукту, Б<sub>н</sub> – бали за властивості нового продукту (для нашого продукту: спосіб обробки даних та архітектура нейромережі).

4) Метод точки беззбитковості.

$$\text{Ц} = \text{С} = \frac{6760}{3600} = 187,7 \text{ дол/корист.}, \quad (4.3)$$

де Ц – ціна одиниці товару, грн., С – собівартість одиниці, грн.

5) Метод конкурентних цін.

$$\text{Ц} = \frac{\text{Ц}_{x1} + \text{Ц}_{x2} + \text{Ц}_{x3}}{N} = \frac{200}{1} = 200 \text{ дол/рік}, \quad (4.4)$$

де Ц – ціна одиниці товару, грн., Ц<sub>x1,x2,x3</sub> – ціни конкурентів, грн., N – кількість використаних цін конкурентів.

Був знайдений лише 1 конкурент, але технології неоднакові і можуть дотикатись лише в певних областях.

В таблицях 4.14-4.16 деталізовано забезпеченість проекту основними засобами, оборотними фондами та трудовими ресурсами.

**Таблиця 4.14 – Забезпеченість проекту основними засобами**

<i>Місце ОЗ у технологічному процесі</i>	<i>Назва ОЗ</i>	<i>Повна початкова вартість ОЗ, дол</i>	<i>Плановий період експлуатації ОЗ, років</i>	<i>Очікуваний постачальник</i>	<i>Джерело фінансування придбання</i>
Стадія росту продукту	Комп'ютерне обладнання	1200	5	ASUS	Власні фонди
Стадія росту продукту	Платформа з нейромережею	500	5	Розроблено самостійно	Власні фонди
Увесь процес	Будівля	2400	15	----- ----	Власні фонди

**Таблиця 4.15 – Забезпеченість проекту оборотними фондами**

<i>Група ОбФ</i>	<i>Назва</i>	<i>Норма витрат на рік</i>	<i>Ціна, дол/одиниця</i>	<i>Очікуваний постачальник</i>	<i>Джерело фінансування</i>
Паливо, електроенергія	Електроенергія	18800 кВт	0,063	Київтеплоенерго	Власні фонди
Інші витрати	Податки	-	100	ДПС	
Аренда сервера та домена	Сервер, домен	-	100	Weebly	

**Таблиця 4.16 – Забезпеченість проекту трудовими ресурсами**

<i>Категорія кадрів</i>	<i>Назва посади</i>	<i>Чис</i>	<i>Кваліфікаційні вимоги</i>	<i>Плановий рівень Зароб. плати, дол</i>	<i>Джерела фінансування ФОП</i>
Спеціалісти	Інженер-програміст	1	Наявне портфоліо з реалізації проєктів на основі нейронних мереж.	400	Прибуток
Спеціаліст	Незалежний науковий консультант	1	Досвід роботи за спеціальністю від 2 років. Профільна вища освіта, досвід роботи з культурою клітин.	200	Прибуток

В таблиці 4.17 розкрито техніко-економічні показники проєкту.

**Таблиця 4.17 – Техніко-економічні показники проєкту**

<i>Показники</i>	<i>Одиниця виміру</i>	<i>Умовне позначення, формула розрахунку</i>
1. Річний обсяг реалізації ідеї, технології, методики	користувачів	$B = 36$
2. Середньорічна чисельність персоналу за списком	Осіб	$O = 2$
4. Середньорічний виробіток робітника	Корист./особу	18
5. Капіталовкладення у проєкт:		$K = 4860$
- всього	Дол.	135
- на одиницю продукції	Дол./од.	
6. Повна собівартість:		$K = 6760$
- всього	Дол.	187,7
- на одиницю продукції	Дол./од.	

Кінець таблиці 4.17

<i>Показники</i>	<i>Одиниця виміру</i>	<i>Умовне позначення, формула розрахунку</i>
7. Відносний прибуток	Дол./корист.	$\Pi = 138,03$
8. Рентабельність	%	$R = (\Pi / C) \times 100 = 61\%$
9. Період повернення капіталовкладень	Місяців	$T_{пов} = K / \Pi = 36$ місяців
10. Фондовіддача виробничих фондів	Дол./дол.	$\Phi B = (Ц \times V) / O\Phi = 0,79$
11. Фондоємкість	Дол./дол.	$\Phi C = 1 / \Phi B = 1,26$
12. Продуктивність праці	Дол./особу	$\Pi\Pi = V / (Ч_{сп} \times T) = 6$
13. Коефіцієнт економічної ефективності		$E = \Pi / K = 0,02$

#### 4.6 Концепція бізнес-моделі проекту та карта бізнес-процесів реалізації проекту

В таблиці 4.18 наведено карту бізнес-процесів проекту.

**Таблиця 4.18** – Карта бізнес-процесів виконання стартап-проекту

<i>Стадія реалізації стартап - проекту</i>	<i>Бізнес-процеси</i>	<i>Характеристики</i>		
		<i>Задіяні ресурси</i>	<i>Орієнтовна тривалість процесу (у днях)</i>	<i>Верхня межа фінансових витрат, дол</i>
<b>Розробка ідеї стартапу</b>	1. Пошук ідеї	Людський, інтернет	14	70
	2. Аналіз інформації	Людський, інтернет	7	50
	3. Формулювання процесу монетизації проекту	Людський	21	40

Продовження таблиці 4.18

<i>Стадія реалізації стартап - проекту</i>	<i>Бізнес-процеси</i>	<i>Характеристики</i>		
		<i>Задіяні ресурси</i>	<i>Орієнтовна тривалість процесу (у днях)</i>	<i>Верхня межа фінансових витрат, дол</i>
<b>Реалізація ідеї</b>	4. Аналіз ринку нерухомості для пошуку офісного приміщення	Людський, приміщення, засоби зв'язку та передачі інформації	21	100
	5. Підготовка приміщення	Людський	14	250
	6. Придбання та установка апаратури	Людський, обладнання, приміщення	7	1500
	7. Розробка технології програмного забезпечення	Людський, комп'ютер	90	100
	8. Пошук персоналу	Людський, інструкції та навчальні матеріали, інтернет, засоби зв'язку та передачі інформації, приміщення	30	300
<b>Впровадження у виробництво</b>	9. Доопрацювання технології, виправлення помилок	Людський, обладнання, комунікації	14	100
<b>Випуск готового продукту</b>	10. Організація наукової діяльності в періодичних виданнях	Людський, інтернет	30	150 дол / місяць

Кінець таблиці 4.18

<i>Стадія реалізації стартапу - проекту</i>	<i>Бізнес-процеси</i>	<i>Характеристики</i>		
		<i>Задіяні ресурси</i>	<i>Орієнтовна тривалість процесу (у днях)</i>	<i>Верхня межа фінансових витрат, дол</i>
<b>Закриття або продаж проекту</b>	11. Пошук покупців технології	Людський, інтернет засоби зв'язку та передачі інформації, презентації	30	30
	12. Переговори з покупцями	Людський, засоби зв'язку та передачі інформації, приміщення	7	50
	13. Продаж технології	Людський	3	-

В таблиці 4.19 проведено системний аналіз бізнес-процесів стартапу.

Таблиця 4.19 – Системний аналіз бізнес-процесів стартапу

<i>Функції</i>	<i>Елементи</i>	
	<i>Інженер-програміст</i>	<i>Незалежний науковий консультант</i>
1. Пошук ідеї	+	
2. Аналіз інформації	+	+
3. Формулювання процесу монетизації проекту	+	
4. Аналіз ринку нерухомості для пошуку офісного приміщення	+	
5. Підготовка приміщення	+	
6. Придбання та установка апаратури	+	
7. Розробка технології програмного забезпечення	+	+

Кінець таблиці 4.19

<i>Функції</i>	<i>Елементи</i>	
	<i>Інженер-програміст</i>	<i>Незалежний науковий консультант</i>
8. Пошук персоналу	+	+
9. Доопрацювання технології, виправлення помилок	+	+
10. Організація наукової діяльності в періодичних виданнях	+	+
11. Пошук покупців технології	+	
12. Переговори з покупцями	+	
13. Продаж технології	+	

#### 4.7 Ризики стартап-проекту та методи управління ними

В таблиці 4.20 наведено ризики інноваційної розробки.

**Таблиця 4.20** – Ризики інноваційної розробки

<i>Назва стадії реалізації проекту</i>	<i>Бізнес- процеси</i>	<i>Зовнішні ризики</i>	<i>Внутрішні ризики</i>
<b>Розробка ідеї стартапу</b>	1. Пошук ідеї		Нестача знань у певних областях
	2. Аналіз інформації		Невміння шукати інформацію, відсутність доступу до якісної інформації.
	3.Формулювання процесу монетизації проекту	Відсутність можливості монетизувати проєкт	Відсутність ідей монетизації проєкту,

Кінець таблиці 4.20

<i>Назва стадії реалізації проекту</i>	<i>Бізнес- процеси</i>	<i>Зовнішні ризики</i>	<i>Внутрішні ризики</i>
<b>Реалізація ідеї</b>	4. Аналіз ринку нерухомості для пошуку офісного приміщення	Недоброчесність ріелторів, низька якість приміщень, відсутність необхідних комунікацій	Висока орендна плата
	5. Підготовка приміщення		Збільшення орендної плати через витрати на облаштування приміщення
	6. Придбання та установка апаратури	Пошкодження обладнання в процесі доставки	Неправильно обране обладнання та апаратура
	7. Розробка технології програмного забезпечення	Відсутність готового обладнання, необхідність ручного збирання обладнання.	Невірно підібрані комплектуючі для обладнання, невірно обрані дані для створення програмного забезпечення.
	8. Пошук персоналу	Незначний відгук серед найманих робітників	Міжособистісні конфлікти
<b>Впровадження у виробництво</b>	9. Доопрацювання технології, виправлення помилок	Відсутність готових рішень	Неможливість самотужки виправити помилки, необхідність звертатись до сторонньої допомоги.
<b>Випуск готового продукту</b>	10. Організація наукової діяльності в періодичних виданнях	Відсутність зростання інтересу до технології	Вибір не правильних каналів для поширення діяльності.
<b>Продаж проекту</b>	Продаж технології		Незадовільні умови продажу.

В таблиці 4.21 деталізовано ризики розробки та їх вірогідність.

**Таблиця 4.21** – Ризики інноваційної розробки та ймовірність їх настання

<i>Види ризиків</i>	<i>Назва ризику</i>	<i>Ймовірність настання</i>	<i>Вплив на очікуваний результат</i>
<b>Зовнішні ризики</b>			
Науково-технічний ризик	Відсутність доступу до якісної інформації	1	1
Політико-законодавчий ризик	Зміни в законодавстві, стосовно оформлення юридичної особи, оподаткування бізнесу.	2	2
Макроекономічний, інвестиційний ризик	Відсутність джерел фінансування	2	3
Науково-технічний ризик	Неправильно підібрані комплектуючі при самостійному формуванні обладнання	1	2
Товарний ризик	Відсутність готового обладнання на ринку.	1	2
Ринковий ризик	Відсутність сформованого ринку та попиту	2	2
<b>Внутрішні ризики</b>			
Інформаційний ризик	Невміння шукати актуальну інформацію	1	2
Техніко-технологічний ризик	Присутність помилок через людський фактор і нестачу знань	2	3
Майновий ризик	Не вигідні умови оренди	2	1
Фінансовий ризик	Неправильний підрахунок фінансових ресурсів для реалізації проєкту	1	3
Інформаційний, організаційний ризик	Не вірно обраний канал який спрямований не на цільову аудиторію	3	1

В таблицях 4.22-4.23 наведено матрицю оцінки ризиків та план заходів з їх мінімізації.

**Таблиця 4.22** – Матриця оцінки ризиків

<i>За впливом ризиків на очікуваний результат</i>		<i>За ймовірністю настання ризиків</i>		
<b>Критерій ризику</b>	<b>Числове значення</b>	Низька ймовірність	Середня ймовірність	Висока ймовірність
		<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Високий рівень впливу	<b>3</b>	1 (1 x 3)	2 (2 x 3)	1 (3 x 3)
Середній рівень впливу	<b>2</b>	4 (1 x 2)	2 (2 x 2)	0 (3 x 2)
Низький рівень впливу	<b>1</b>	0 (1 x 1)	1 (2 x 1)	0 (1 x 1)

**Таблиця 4.23** – План заходів з управління ризиками

<i>Назва ризику</i>	<i>Назва методу управління ризиком</i>	<i>Відповідальні виконавці</i>	<i>Період виконання / застосування методу</i>	<i>Очікувані результати від впровадження методів управління</i>
Науково-технічний ризик	Пошук інформації лише з перевірених джерел	Незалежний науковий консультант	Увесь час	Фундаментальна інформація для надійних дослідів
Політико-законодавчий ризик	Завчасно моніторити усі зміни в законодавстві	Інженер-програміст	Увесь час	Відсутність довгого процесу оформленню документів
Макроекономічний, інвестиційний ризик	Правильне планування ресурсів, які доступні на даний час	Інженер-програміст	Увесь час	Відсутність боргів чи розбіжностей в планах
Науково-технічний ризик Товарний ризик	Звернення до сторонньої допомоги кваліфікованих кадрів	Інженер-програміст	За необхідності	Розробка нової технології

Кінець таблиці 4.23

<i>Назва ризику</i>	<i>Назва методу управління ризиком</i>	<i>Відповідальні виконавці</i>	<i>Період виконання / застосування методу</i>	<i>Очікувані результати від впровадження методів управління</i>
Ринковий ризик	Контактувати з виробниками, можливо вони можуть створити обладнання за спецзамовленням	Інженер-програміст	За необхідності	Якісне виготовлення комплектуючих обладнання
Інформаційний ризик	Активне дослідження ринку, виявлення прихованого попиту	Інженер-програміст	За необхідності	Виявлення попиту і тенденцій на ринку
Техніко-технологічний ризик	Активна перевірка проробленої роботи незалежним науковим консультантом	Незалежний науковий консультант	Увесь час	Усунення помилок через неухважність
Майновий ризик	Пошук альтернативних варіантів	Інженер-програміст	Увесь час	Пошук оптимальних варіантів офісу
Інформаційний, організаційний ризик	Тестування різних каналів впливу на аудиторію	Інженер-програміст	За необхідності	Ефективне просування продукту в маси

## **Висновки до розділу 4**

Розробка стартап-проекту на основі безконтактного методу визначення біосигналів людини демонструє потенціал для успішної реалізації на ринку медичних технологій. Використання сучасних підходів до діагностики серцево-судинних захворювань на основі ШІ дозволяє створити інноваційний продукт, що вирішує важливу проблему охорони здоров'я. Завдяки ретельному технологічному аудиту, аналізу ринку та ефективній маркетинговій стратегії, стартап-проект має всі шанси стати провідним гравцем у своєму сегменті.

## ВИСНОВКИ

В першому розділі магістерської дисертації викладено мету, об'єкт та предмет дослідження – розробку безконтактного методу визначення біосигналів людини з відео-потоків на основі методу фотоплетизмографії. Проаналізовано актуальність роботи, розглянуто актуальні дослідження по цій темі.

В другому розділі цієї роботи описано спосіб визначення біосигналів людини. Розглянуто теоретичний підхід до виділення сигналу фотоплетизмограми з обличчя людини на відео-потокі. Наведено архітектуру нейронної мережі 3DCNN, що апроксимує сигнал фотоплетизмограми з відео. Для навчання мережі задіяно декілька окремих датасетів, так як набори даних по тематиці безконтактного виміру біосигналів важко збирати і відео зазвичай тривають всього декілька хвилин, а умови експерименту – статичні. Показано роботу моделі на декількох валідаційних прикладах.

В третьому розділі магістерської дисертації розглянуто задачу трансформування апроксимованого сигналу фотоплетизмограми у сигнал серцевого циклу. Наведено теоретичний опис структури серцевого циклу і процесу визначення RR інтервалів, і відповідно пульсу, з сигналу фотоплетизмограми. Побудовано модель CNN-LSTM для трансформації сигналу фотоплетизмограми на сигнал серцевого циклу. Розглянуто додатковий датасет для апроксимації пульсу. Проведено навчання моделі, наведено порівняльний аналіз з алгоритмами інших актуальних досліджень по тематиці. Підведено підсумки щодо доцільності використання моделі, описано шляхи для подальшого покращення і сфери можливого застосування.

В четвертому розділі запропоновано ідею стартап проекту, основою якого є наведене дослідження, і проведено необхідний набір досліджень ринку, цільової аудиторії тощо для цього.

Першу частину математичний методу регуляризації, покладеного в основу методу, опубліковано в роботі під назвою «Linear Algebraic Systems Neural Network Solution. Part 1» авторами Мамонов. В. В., Шатіхін Є. О., Тимошенко Ю. О. в журналі ELECTRONICS AND CONTROL SYSTEMS Vol. 1 No. 75 (2023), 2023-03-26. <https://doi.org/10.18372/1990-5548.75.17542>

Другу частину математичного методу регуляризації заплановано опублікувати під назвою «Linear Algebraic Systems Neural Network Solution. Part 2. Dynamic Method Of Regularization Of Ill-Posed Problems» авторами Шатіхін Є. О., Коваль М.Д., Тимошенко Ю. О. в журналі ELECTRONICS AND CONTROL SYSTEMS у січні 2025 р.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. European Patent Office. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: [https://report-archive.epo.org/about-us/annual-reports-statistics/statistics/2020/healthcare-and-life-sciences\\_de.html](https://report-archive.epo.org/about-us/annual-reports-statistics/statistics/2020/healthcare-and-life-sciences_de.html)
2. Binah.AI. About us. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: <https://www.binah.ai/company/>
3. The Health Foundation. Which health care jobs are the most likely to be affected by automation. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: <https://www.health.org.uk/reports-and-analysis/analysis/which-health-care-jobs-are-the-most-likely-to-be-affected-by>
4. Агенція Екстреної Медичної Допомоги. Історія методу вимірювання артеріального тиску. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024): <https://aemc.org.ua/info/article/171/>
5. ResearchGate. PQRST cycle. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: [https://www.researchgate.net/figure/FECG-is-showing-key-features-the-PQRST-complex\\_fig5\\_26266219](https://www.researchgate.net/figure/FECG-is-showing-key-features-the-PQRST-complex_fig5_26266219)
6. P. Viola and M. J. Jones, “Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features”. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf>
7. OpenCV. Cascade Classifier. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: [https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial\\_cascade\\_classifier.html](https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial_cascade_classifier.html)

8. Y. Kortli, M. Jridi, A. A. Falou, and M. Atri, "Face Recognition Systems: A Survey," *Sensors* (Basel, Switzerland), vol. 20, no. 2, Jan. 2020
9. Ayesha A. H., Qiao D., Zulkernine F. (2021). "Heart rate monitoring using PPG with smartphone camera," in 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Houston, TX, USA, 09-12 December 2021, 2985–2991.
10. Parati G, Saul JP, Di Rienzo M, Mancia G. Spectral analysis of blood pressure and heart rate variability in evaluating cardiovascular regulation. A critical appraisal. *Hypertension*. 1995;25:1276–86.
11. Baltrusaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y.C., Morency, L., 2018. Openface 2.0: Facial behavior analysis toolkit, in: IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition (FG), pp. 59–66.
12. Ronny Stricker, Steffen Muller, and Horst Michael Gross. Non-contact video-based pulse rate measurement on a mobile service robot. *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pages 1056–1062, 2014.
13. Serge Bobbia, Richard Macwan, Yannick Benezeth, Alamin Mansouri, and Julien Dubois. Unsupervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography. *Pattern Recognition Letters*, 124:82–90, 2019.
14. Jeremy Speth, Nathan Vance, Adam Czajka, Kevin Bowyer, Diane Wright, and Patrick Flynn. Deception detection and remote physiological monitoring: A dataset and baseline experimental results. In *International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*, pages 4264–4271, 2021.
15. Nathan Vance, Jeremy Speth, Siamul Khan, Adam Czajka, Kevin W. Bowyer, Diane Wright, and Patrick Flynn. Deception detection and remote physiological monitoring: A dataset and baseline experimental results. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science (TBIOM)*, pages 1–1, 2022.
16. J. Speth, N. Vance, P. Flynn and A. Czajka, "Non-Contrastive

- Unsupervised Learning of Physiological Signals from Video," 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, BC, Canada, 2023, pp. 14464-14474, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.01390.
17. Speth, Jeremy & Vance, Nathan & Flynn, Patrick & Bowyer, Kevin & Czajka, Adam. (2021). Unifying frame rate and temporal dilations for improved remote pulse detection. *Computer Vision and Image Understanding*. 210. 103246. 10.1016/j.cviu.2021.103246.
18. Onkar N. Tripathi, T. Alexander Quinn, Ursula Ravens (2023). *Heart Rate and Rhythm: Molecular Basis, Pharmacological Modulation and Clinical Implications* (2nd ed.). Springer. Pages 27-42.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-031-33588-4>
19. Kreidieh, B., Keramati, A., Kowey, P.R. (2024). Cardiac Rhythms and Cardiovascular Outcomes. In: Maki, K.C., Wilson, D.P. (eds) *Cardiovascular Outcomes Research. Contemporary Cardiology*. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-54960-1\\_15](https://doi.org/10.1007/978-3-031-54960-1_15)
20. Lilly, Leonard S. (2016). *Pathophysiology of Heart Disease: A Collaborative Project of Medical Students and Faculty*, 6th Edition. Lippincott Williams & Wilkins. pp. 70–78. ISBN 978-1-4698-9758-5. OCLC 1229852550.
21. Основи електрокардіографії. Методика зняття ЕКГ. Нормальна ЕКГ. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: <https://fm.tdmu.edu.ua/materiali-dla-pidgotovki/interni/medicina-nevidkladnih-staniv/osnovi-ekg-diagnostiki>
22. Amekran Y, Damoun N and El Hangouche AJ (2024) Analysis of frequency-domain heart rate variability using absolute versus normalized values: implications and practical concerns. *Front. Physiol.* 15:1470684. doi:10.3389/fphys.2024.1470684
23. Документація бібліотеки RuTorch. [Електронний ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL:

<https://pytorch.org/docs/stable/index.html>

24. Ha, Asmaa & Gunawan, Teddy & Habaebi, Mohamed & Halbouni, Murad & Kartiwi, Mira & Ahmad, Robiah. (2022). CNN-LSTM: Hybrid Deep Neural Network for Network Intrusion Detection System. IEEE Access. PP. 1-1.10.1109/ACCESS.2022.3206425.
25. T. N. Sainath, O. Vinyals, A. Senior and H. Sak, "Convolutional, Long Short-Term Memory, fully connected Deep Neural Networks," 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), South Brisbane, QLD, Australia, 2015, pp. 4580-4584, doi:10.1109/ICASSP.2015.7178838.
26. Remote Pulse Detection '21 [Электронный ресурс] (Дата останнього доступу: 13/12/2024). URL: <https://cvrl.nd.edu/projects/data/#remote-pulse-detection-21>
27. G. De Haan and V. Jeanne. Robust pulse rate from chrominance-based rppg. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 60(10):2878–2886, 2013.
28. Jeremy Speth, Nathan Vance, Adam Czajka, Kevin Bowyer, and Patrick Flynn. Unifying frame rate and temporal dilations for improved remote pulse detection. Computer Vision and Image Understanding (CVIU), pages 1056–1062, 2021.
29. Zhaodong Sun and Xiaobai Li. Contrast-phys: Unsupervised video-based remote physiological measurement via spatiotemporal contrast. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2022.

**ДОДАТОК А ЛІСТИНГ КОДУ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ**

```
import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
import pandas as pd
import numpy as np
import os
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import torch.optim as optim
from sklearn.metrics import mean_absolute_error,
mean_squared_error

class ThreeDCNN(nn.Module):
    def __init__(self, input_channels=3, drop_p=0.5, t_kern=5,
padding_mode='replicate'):
        '''
        input_channels: the number of channels of input video
(RGB=3)
        drop_p: dropout probability during training
        t_kern: temporal kernel width
        padding_mode: pad for input and convolutions to avoid
edge effects
        '''
        super(ThreeDCNN, self).__init__()

        t_pad = (t_kern//2, 1, 1)

        self.conv1 = nn.Conv3d(in_channels=input_channels,
out_channels=32, kernel_size=(1,5,5), padding=(0,2,2),
padding_mode=padding_mode)
        self.bn1 = nn.BatchNorm3d(32)
        self.max_pool1 = nn.MaxPool3d(kernel_size=(1,2,2),
```

```
stride=(1,2,2))
    self.conv2 = nn.Conv3d(in_channels=32, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn2 = nn.BatchNorm3d(64)

    self.conv3 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn3 = nn.BatchNorm3d(64)
    self.max_pool2 = nn.MaxPool3d(kernel_size=(1,2,2),
stride=(1,2,2))
    self.conv4 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn4 = nn.BatchNorm3d(64)

    self.conv5 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn5 = nn.BatchNorm3d(64)
    self.max_pool3 = nn.MaxPool3d(kernel_size=(1,2,2),
stride=(1,2,2))
    self.conv6 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn6 = nn.BatchNorm3d(64)

    self.conv7 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn7 = nn.BatchNorm3d(64)
    self.max_pool4 = nn.MaxPool3d(kernel_size=(1,2,2),
stride=(1,2,2))
    self.conv8 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
```

```

kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn8 = nn.BatchNorm3d(64)

    self.conv9 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=64,
kernel_size=(t_kern,3,3), dilation=(1,1,1), padding=t_pad,
padding_mode=padding_mode)
    self.bn9 = nn.BatchNorm3d(64)

    self.avg_pool1 = nn.AvgPool3d(kernel_size=(1,4,4),
stride=(1,2,2))
    self.conv10 = nn.Conv3d(in_channels=64, out_channels=1,
kernel_size=1)

    self.drop3d = nn.Dropout3d(drop_p)

    self.forward_stream = nn.Sequential(
        self.conv1, self.bn1, nn.ReLU(), self.max_pool1,
        self.conv2, self.bn2, nn.ReLU(),
        self.conv3, self.bn3, nn.ReLU(), self.drop3d,
self.max_pool2,
        self.conv4, self.bn4, nn.ReLU(),
        self.conv5, self.bn5, nn.ReLU(), self.drop3d,
self.max_pool3,
        self.conv6, self.bn6, nn.ReLU(),
        self.conv7, self.bn7, nn.ReLU(), self.drop3d,
self.max_pool4,
        self.conv8, self.bn8, nn.ReLU(),
        self.conv9, self.bn9, nn.ReLU(), self.drop3d,
self.avg_pool1,
        self.conv10
    )

    def forward(self, x):
        ## Input should be of shape [B,C,T,W,H]

```

```

    ## Output will be [B,T]
    x = self.forward_stream(x)
    x = torch.flatten(x, start_dim=1, end_dim=4)
    return x

class CNNLSTM(nn.Module):
    def __init__(self, time_steps, input_dim, hidden_dim,
output_dim):
        super(CNNLSTM, self).__init__()

        # CNN Block
        self.conv1 = nn.Conv1d(in_channels=input_dim,
out_channels=64, kernel_size=5, padding=2)
        self.bn1 = nn.BatchNorm1d(64)
        self.relu = nn.ReLU()
        self.pool1 = nn.MaxPool1d(kernel_size=1)

        self.conv2 = nn.Conv1d(in_channels=64,
out_channels=128, kernel_size=3, padding=1)
        self.bn2 = nn.BatchNorm1d(128)
        self.pool2 = nn.MaxPool1d(kernel_size=1)

        # LSTM Block
        self.lstm = nn.LSTM(input_size=128,
hidden_size=hidden_dim, num_layers=2, batch_first=True,
dropout=0.2)

        # Fully Connected Layer
        self.fc1 = nn.Linear(hidden_dim, 64)
        self.fc2 = nn.Linear(64, output_dim)

    def forward(self, x):
        # CNN Block
        # Input shape: (batch_size, time_steps, input_dim)
        x = x.permute(0, 2, 1) # Reshape to (batch_size,

```

```

input_dim, time_steps) for Conv1D
    x = self.conv1(x)
    x = self.bn1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.pool1(x)

    x = self.conv2(x)
    x = self.bn2(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.pool2(x)

    # LSTM Block
    # Reshape to (batch_size, time_steps, features) for
LSTM
    x = x.permute(0, 2, 1)
    x, _ = self.lstm(x)

    # Fully Connected Layer
    x = self.fc1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.fc2(x)

    return x

# Model parameters
time_steps = 60000 # Length of the input time series
input_dim = 1     # Number of input features (e.g., univariate
PPG)
hidden_dim = 128  # Hidden state size in LSTM
output_dim = 1    # Output features (e.g., univariate
heartwave)

# Instantiate the model
model = CNNLSTM(time_steps=time_steps, input_dim=input_dim,
hidden_dim=hidden_dim, output_dim=output_dim)

```

```
def train_model(model, train_loader, epochs=10,
learning_rate=1e-3):
    device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available()
else "cpu")
    model.to(device)

    optimizer = optim.Adam(model.parameters(),
lr=learning_rate)
    criterion = nn.MSELoss()

    for epoch in range(epochs):
        model.train()
        running_loss = 0.0
        y_true = []
        y_pred = []

        for inputs, labels in train_loader:
            inputs, labels = inputs.to(device),
labels.to(device)

            optimizer.zero_grad()

            outputs = model(inputs)

            loss = criterion(outputs, labels)

            loss.backward()
            optimizer.step()

            running_loss += loss.item()
            y_true.append(labels.cpu().detach().numpy())
            y_pred.append(outputs.cpu().detach().numpy())

    y_true = np.concatenate(y_true, axis=0)
```

```
y_pred = np.concatenate(y_pred, axis=0)

mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
mse = mean_squared_error(y_true, y_pred)

print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], Loss:
{running_loss/len(train_loader):.4f}, MAE: {mae:.4f}, MSE:
{mse:.4f}")

model = CNNLSTM(input_channels=1, output_channels=1,
drop_p=0.5)
train_model(model, train_loader)
```