



KAPITEL 12 / CHAPTER 12¹²

MEASUREMENT OF BLOOD PRESSURE BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS WITH ECG AND PPG SIGNAL PROCESSING

DOI: 10.30890/2709-2313.2025-40-02-025

Вступ

Високий артеріальний тиск (АТ) або гіпертонія є надзвичайно поширеним і небезпечним станом, яким страждає понад 18–27% населення світу [1]. Він є причиною багатьох серцево-судинних захворювань (ССЗ), які щорічно вбивають 7,6 мільйонів людей у всьому світі [2]. При цьому 85% цих смертей припадає на інфаркт та інсульт [3]. На жаль, значна частина гіпертоніків навіть не здогадується про свою хворобу, а вона повільно і непомітно пошкоджує внутрішні органи (мозок, очі, нирки, судини). Тому гіпертонію часто називають тихим вбивцею [4]. Хоча люди можуть вимірювати власний АТ за допомогою автоматизованих пристроїв, оцінка медичним працівником є важливою для оцінки ризику та пов'язаних з ним умов [3]. Для постановки точного діагнозу необхідно правильно виміряти АТ, що включає багато факторів: положення тіла, положення руки, правильно підібрану манжету [5]. Недотримання цих показань може призвести до похибки вимірювання АТ до 10 мм рт. ст. [5], що є небажаним.

Зазвичай для контролю артеріального тиску використовують його періодичні вимірювання. Але такі вимірювання часто не можуть вловити раптові та швидкі зміни артеріального тиску. Найбільш точним способом виявлення артеріальної гіпертензії, рекомендованим Американською кардіологічною асоціацією та Американським коледжем кардіології, є амбулаторне спостереження тривалістю до 24 годин [6], [7] і навіть більше [8]. Очевидно, що для здійснення такого моніторингу потрібні відповідні засоби. Усі існуючі методи вимірювання АТ можна розділити на дві групи: методи інвазійного та неінвазійного вимірювання. При інвазійному вимірюванні датчик тиску

¹²Authors: Viunyskyi Oleh Hennadiyovych, Totskyi Oleksandr Volodymyrovych

Number of characters: 79447

Author's sheets: 1,99



встановлюється безпосередньо в артеріальну судину [9], що забезпечує високу точність і безперервність вимірювання, але такий підхід пов'язаний з багатьма ризиками. Тому інвазійне вимірювання АТ можна застосовувати лише в екстрених випадках, в умовах стаціонару та під наглядом кваліфікованих спеціалістів. Неінвазійні методи базуються не на прямому вимірюванні внутрішньо судинного АТ, а на обробці та аналізі різноманітних показників серцевої діяльності та гемодинаміки, опосередковано пов'язаних з АТ; таким чином, вони набагато безпечніші та зручніші у використанні.

Традиційними неінвазивними методами вимірювання АТ є осцилометричний [10] і аускультативний [11], вони використовують оклюзійну манжету як джерело зовнішнього тиску. На жаль, вимірювання АТ за допомогою манжети створює певні незручності для пацієнта та може бути неточним через неправильне розміщення манжети [12]. Для кожного вимірювання тиску манжета повинна бути надута і спущена, що займає деякий час між послідовними вимірюваннями [13].

Таким чином, бажано мати методи та засоби вимірювання АТ, які мали б такі властивості: 1) були неінвазивними для використання поза стаціонаром; 2) забезпечити можливість тривалого вимірювання артеріального тиску для спостереження за його змінами протягом 12-24 годин; 3) бути зручним у використанні в будь-яких умовах, незалежно від положення тіла, руки та розміру манжети, описано в [5]; 4) мати високу точність вимірювання АТ.

У зв'язку з проблемами використання манжетних методів - незручністю тривалого моніторингу і неточністю визначення АТ через неправильне вимірювання - виникла необхідність розробки безманжетних методів вимірювання артеріального тиску, в основі яких лежить взаємозв'язок артеріального тиску з різними проявами серцевої діяльності та гемодинаміки (електричні, акустичні, механічні), а також їх параметри, які можна зареєструвати та виміряти неінвазійним способом, без використання компресійної манжети та досить простими технічними засобами (електрокардіограма, фонокардіограма, фотоплетизмограма, реограма,



механічна пульсограма та ін.). Однією з таких явних залежностей є залежність артеріального тиску від швидкості поширення пульсової хвилі по артеріальних судинах [14]. Також активно розвиваються пристрої, які дозволяють довгостроково контролювати АТ в домашніх умовах [15]. Існують різні датчики, які дозволяють записувати сигнали. У роботі [16] розглянуто використання датчиків волоконно-брегговської решітки (FBG). Було проведено базовий експеримент, який показав ефективність вимірювання АТ за допомогою запропонованих датчиків [17].

Перші позитивні результати з розрахунку АТ за параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ були отримані з використанням в якості міри АТ швидкості поширення пульсової хвилі по артеріальному руслу (Pulse Wave Velocity, PWV), або зворотної величини - часу поширення пульсової хвилі (Pulse Transit Time, PTT) [18],[19].

Залежність між АТ і PWV була відзначена давно, але вперше теоретично обґрунтована Моенсом і Кортевегом (М-К) [20]. Їх міркування виглядали так: РТТ залежить від біомеханічних властивостей кровоносних судин – еластичності E , товщини стінки h , та внутрішнього діаметра судин d , а також щільності крові ρ , і пов'язана з цими величинами таким рівнянням:

$$PWV = \sqrt{\frac{Eh}{\rho d}} \quad (1)$$

Відповідно, час T поширення пульсової хвилі ділянкою судини довжиною L , складе:

$$T = PTT = L / PWV = \frac{L}{\sqrt{\frac{Eh}{\rho d}}} \quad (2)$$

У свою чергу, для судин з гнучкими стінками існує емпіричне співвідношення між еластичністю судини E і тиску в ньому P (1.7):

$$E = E_0 e^{\alpha P}, \quad (3)$$

де E_0 - початкове значення еластичності, α - коефіцієнт, що визначається властивостями судинної стінки.

Підстановка (3) в (2) і нескладні перетворення дозволяють отримати



наступний вираз для зв'язку між АТ і РТТ [21]:

$$AT = -\frac{2}{\alpha} \ln T + \frac{1}{\alpha} \ln \left(\frac{L^2 \rho d}{h E_0} \right) \approx -\alpha PTT + b \quad (4)$$

Вираз (4) показує, що при постійних значеннях коефіцієнтів (4), що визначають параметри і стан судин, зміни АТ практично пропорційні часу поширення пульсової хвилі. Саме ця наочна обставина визначила первісний загальний інтерес до цього напрямку досліджень з безманжетного виміру АТ. Однак, хоча підхід на основі зв'язку АТ з ЧПХ є багатообіцяючим, і за останні 15 років з'явилася величезна кількість публікацій на цю тему, наприклад, [21]-[28], належить вирішити ще багато проблем для широкого клінічного застосування. Головними з них є необхідність калібрування та точність вимірювання.

Необхідність калібрування для забезпечення прийнятної точності вимірювання артеріального тиску обумовлена наступним. Значення фізіологічних параметрів, що входять у вираз (4) відомі лише приблизно, можуть змінюватись від пацієнта до пацієнта, а також у одного пацієнта при зміні його фізичного стану та зовнішніх впливів. Тому спрощення моделі до рівняння М-К може бути ненадійним в умовах, коли фактичний фізіологічний стан пацієнта дуже відхиляється від передбачуваного стану. Також, лінійна модель зв'язку між АТ та ЧПХ, яку використовують більшість дослідників [29]-[32], справедлива лише в невеликому діапазоні змін АТ. Запропоновані для покращення проблеми калібрування способи з використанням адаптивних алгоритмів, наприклад, на основі адаптивного фільтра Калмана [33], радикально проблему не вирішують.

У зв'язку з обмеженістю найпростішої моделі на основі рівняння М-К було запропоновано низку альтернативних моделей, заснованих на зв'язку АТ не тільки з ЧПХ, але також з іншими параметрами серцевої активності та гемодинаміки – з поточною частотою серцевих скорочень (ЧСС), параметрами варіабельності серцевого ритму (ВСР), амплітудними та часовими параметрами, що визначають форму пульсової хвилі, що дозволяють розширити модель додатковими похідними параметрами, такими як ударний об'єм, серцевий викид,



артеріальна жорсткість та судинний опір. Наприклад, скоротність міокарда може бути оцінена з використанням нахилу систолічного підйому ПВ; серцевий викид та загальний периферичний опір можуть бути отримані з нахилу діастолічного піку ПВ; параметри варіабельності серцевого ритму та поточна ЧСС можуть використовуватися для вимірювання ударного об'єму та хвилинного серцевого викиду [26]-[28],[30],[31]. Однак, якщо для моделі М-К мало місце досить простий (лінійний, логарифмічний, зворотний, квадратичний) зв'язок між АТ та вимірюваними параметрами, що дозволяло в явному вигляді записати рівняння спостереження та отримати вираз для визначення калібрувальних коефіцієнтів або користуватися для цього найпростішими методами лінійної або нелінійної регресії [23], [27], [28] то ускладнення моделі вимагає застосування прогностного моделювання з використанням більш складних методів, керованих даними, таких як машинне навчання.

За останнє десятиліття з'явилося багато публікацій, присвячених оцінці артеріального тиску на основі швидкості пульсової хвилі (PWV) або часу проходження пульсової хвилі (РТТ) [34]. У роботі [35] розглядається зміна параметра РТТ при застосуванні спинномозкової анестезії, отримані результати свідчать про досить точну наявність змін показника РТТ у серцево-судинній системі. Оскільки цей параметр відображає зміни в серцево-судинній системі, його також активно використовують для моніторингу артеріального тиску з додатковим визначенням параметрів ритму [36]. Враховуючи особливості сигналу PPG, деякі автори [37] пропонують використовувати для визначення артеріального тиску його додаткові властивості, що підвищує точність його вимірювань. Параметр РТТ вимірюється як час, необхідний для проходження імпульсу тиску від піку зубця R на ЕКГ до піку систолічної точки форми сигналу PPG [38]. Використання параметрів ритму на додаток до параметра РТТ при визначенні артеріального тиску призводить до підвищення точності його вимірювань [39]. Усі дослідження використовували сигнали фотоплетизмограми та електрокардіограми для вимірювання значень РТТ та отримання артеріального тиску [40], [41]. Однак цей підхід має кілька недоліків.



По-перше, вимірювання АТ за допомогою лише параметра РТТ дійсно лише для даного пацієнта. У зв'язку з цим необхідне калібрування системи моніторингу АТ [42]. Для усунення процесу калібрування пропонуються різні методи, наприклад, використання математичного аналізу та математичних моделей сигналу PPG з фізіологічними параметрами пацієнта запропоновано в роботі [43]. Хоча цей підхід показав стабільні результати, він вимагає великої кількості вхідних даних про фізіологічні параметри пацієнта. Використання альтернативних джерел даних, таких як імпульсно-хвильові сигнали (PWS) [44] замість РТТ, не вирішило проблем з калібруванням системи. Щоб усунути проблему калібрування, дослідники також використовують нейронні мережі [45] або моделі лінійної регресії [46]. Ці системи гнучкі, одну навчену модель можна використовувати для визначення артеріального тиску для різних пацієнтів без повторних процедур навчання. Але зв'язок між артеріальним тиском і параметром ЧТТ формується лише на основі законів гемодинаміки в еластичних судинах і не враховує зміни інших параметрів системи кровообігу.

По-друге, лінійна модель зв'язку між АТ і ЧТТ [47] справедлива лише в невеликому діапазоні варіацій АТ [48], що впливає на точність вимірювання АТ. Інші автори показали спосіб визначення АТ лише за сигналом ЕКГ [49]. Також було запропоновано використовувати оцінку змін артеріального тиску за допомогою часу судинного проходження [50] або фонокардіограми [51] замість ЕКГ для оцінки тиску [52], [53]. Однак це також не вирішило проблему калібрування та точності системи.

Для її вирішення також були застосовані методи машинного навчання з використанням сигналів ЕКГ і PPG для розрахунку артеріального тиску [54]. Нейронні мережі використовуються в різноманітних задачах, таких як: 1) обробка сигналів [55], [56] і зображень [57]; 2) прогнозувати динамічні процеси [58], [59]. Зокрема, автори в [60] продемонстрували зв'язок між імпедансною плетизмографією та фотоплетизмографією для визначення параметра РТТ. Використання коефіцієнта інтенсивності PPG, який може відстежувати низькочастотні зміни артеріального тиску, було запропоновано в [61].



Результати показали, що з використанням додаткового параметра точність визначення артеріального тиску зростає. Крім того, були запропоновані нові функції, такі як висхідний і низхідний нахили та співвідношення пікових інтенсивностей для підвищення точності визначення артеріального тиску [62]. Непрямий зв'язок визначався за допомогою алгоритмів на основі машинного навчання [63]. Такі підходи вимагають кількох каналів даних (наприклад, ЕКГ та PPG); проте деякі роботи продемонстрували досить високу точність вимірювання артеріального тиску лише за одним каналом даних [64], [65]. У той же час було показано в [66], що комбінація хвиль ЕКГ і PPG містить відмінну інформацію, яка покращує точність визначення АТ, тому все ще видається доцільним використання двох каналів даних для підвищення точності вимірювання артеріального тиску. оцінка.

Зазначимо, що використання нейронних мереж дає змогу використовувати розроблені системи визначення АТ [67], [68] без використання додаткових процедур калібрування [69], [70]. Також використовуються методи глибокого машинного навчання, які дозволяють визначати артеріальний тиск без попереднього виявлення параметрів сигналів ЕКГ і ФПГ [71], [72]. Однак цей підхід потребує великої кількості даних під час навчання, що обмежує його використання за наявності невеликої кількості сигналів ЕКГ та ФПГ [73], [74]. При наявності таких патологій, як аритмії, також необхідно враховувати сигнали ЕКГ і ФПГ, що містять ці випадки в наборі тренувальних даних. Якщо такі дані доступні, то методи глибокого навчання можуть точно розрахувати артеріальний тиск [75].

Для підвищення точності визначення можна використовувати нейронні мережі з пам'яттю, наприклад Long Short-Term Memory (LSTM) [76] або Recurrent Neural Network (RNN), які враховують попередній досвід розрахунку АТ. У роботі [77] розглядалося використання чотирьох нейронних мереж для визначення систолічного, діастолічного та середнього артеріального тиску, архітектура цих нейронних мереж була мультисферичною. Для прогнозування використовувалися три ключові моменти в сигналі PPG: тривалість систолічного



підйому, тривалість діастолічного та тривалість між систолічним і діастолічним піками. Також використовувалися співвідношення амплітуд сигналу в трьох характерних точках і часові співвідношення між цими положеннями в сигналі PPG. В якості частотних параметрів використовували ЧСС і дихання. У роботі [78] для визначення значення АТ за допомогою рівнянь регресії використовувався виключно час поширення пульсової хвилі між двома точками. У роботах [79], [80] проаналізовано можливість використання рівнянь регресії для цих цілей, але такий підхід не дозволив оцінити АТ за допомогою однієї моделі регресії для різних людей без попереднього калібрування.

У роботі [81] використано вимірювання 24 ознак сигналів PPG та ЕКГ, які потім використовувалися для визначення артеріального тиску. Однак у статті представлено розрахунок чотирьох основних характерних точок сигналу PPG і відсутні ознаки, пов'язані з відношеннями амплітудних чи часових значень. У роботі [82] запропоновано новий підхід для прогнозування сигналу артеріального кров'яного тиску (АТ) на основі лише сигналу PPG.

Автори [83] ідентифікували 15 основних характеристик PPG-піка, які використовувалися для визначення артеріального тиску, деякі з яких містять інформацію про частоту серцевих скорочень. У нашій попередній роботі [63, 64] ми розглядали дві окремі нейронні мережі Feed-Forward із 6 та 7 вхідними параметрами сигналів ЕКГ та PPG для визначення систолічного артеріального тиску (САТ) та діастолічного артеріального тиску (ДАТ).

Задачею даної роботи – є розробка алгоритму оцінки показників артеріального тиску з використанням сигналів ЕКГ та ФПГ, з розрахунком нових ознак цих сигналів, які дозволять підвищити точність визначення АТ, а також з використанням нейронних мереж для усунення необхідності в калібруванні системи.

12.1. Бази даних для проведення експериментальних досліджень

Для виконання експериментальних досліджень з визначення артеріального



тиску необхідно обрати базу даних сигналів, які будуть мати визначну інформацію для дослідження, а саме: сигнали ЕКГ, сигнали ФПГ, а також опорні значення АТ, за допомогою яких буде визначено ступінь ефективності розрахунку значень АТ за допомогою різних підходів. Одна із найпоширеніших баз даних – це MIMIC-III Waveform Database [84]. Сигнали у базі були зібрані з усіх моніторів у відділеннях інтенсивної терапії для дорослих і новонароджених. Записи являють собою випадкову вибірку пацієнтів у відділеннях інтенсивної терапії [85].

Записані сигнали та цифри змінюються залежно від вибору, зробленого персоналом реанімації. Вони майже завжди включають один або кілька сигналів ЕКГ і часто містять безперервні форми артеріального кров'яного тиску, сигнали фотоплетизмограми пальця (ФПГ) і сигнали дихання з додатковими формами хвилі (до 8 одночасно), якщо вони доступні. Числові показники зазвичай включають частоту серцевих скорочень і дихання, SpO_2 , а також систолічний, середній і діастолічний артеріальний тиск, а також інші, якщо вони доступні. Тривалість запису також різна; більшість з них триває кілька днів, але деякі коротші, а інші тривають кілька тижнів. Проект був схвалений інституційними комісіями медичного центру Beth Israel Deaconess (Бостон, Массачусетс) і Массачусетського технологічного інституту (Кембридж, Массачусетс). Вимога індивідуальної згоди пацієнта була скасована, оскільки проект не вплинув на клінічну допомогу, а вся захищена медична інформація була деідентифікована [86]. Числові записи (позначені літерою n, що додається до назви запису) не поділені на сегменти, оскільки таким чином можна досягти відносно невеликої економії пам'яті. Записи фізіологічних хвиль у цій базі даних містять до восьми одночасно записаних сигналів, оцифрованих із частотою 125 Гц із роздільною здатністю 8, 10 або 12 біт. Числові записи зазвичай містять 10 або більше часових рядів фізіологічних ознак, що записуються раз на секунду або раз на хвилину [87].

Також використовується система для одно-канального запису як сигналів ЕКГ, так і ФПГ та використовується холтерівський монітор CardioSens BP [88]



для отримання контрольних значень артеріального тиску, показаних на рисунку 1 та рисунку 2, відповідно. Система реєстрації сигналів ЕКГ та ФПГ має такі характеристики: частота дискретизації 1000 Гц, роздільна здатність 12 біт, можливість передачі даних безпосередньо на комп'ютер через Bluetooth або збереження цих даних на карту пам'яті. Реєстратор АТ «CardioSens ECG + BP Holter Monitor Recorder» здатний записувати значення систолічного та діастолічного артеріального тиску, визначені оклюзійною манжетою один раз на хвилину, дані зберігаються на карті пам'яті або передаються через Bluetooth. Цей прилад досягає точності ± 2 мм рт.ст. [88]. Дослідження проводилось згідно з протоколом, затвердженим Вченою радою та Етичним комітетом Харківської медичної академії післядипломної освіти № 24.04.21, та виконано відповідно до принципів Гельсінської декларації.



Рисунок 1 – Система для одно-канального запису сигналів ЕКГ та ФПГ

Джерело: [88]



Рисунок 2 – CardioSens ECG + BP Holter Monitor Recorder

Джерело: [88]

Демографічні дані пацієнтів, які беруть участь у дослідженні наведені в таблиці 1.

Таблиця 1 – Демографічні показники пацієнтів

Параметр	Середнє значення $\pm$ стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	174.5 $\pm$ 5.42 (163-186)
Вага, кг	83 $\pm$ 7.30 (64-102)
Діапазон значень САТ, мм рт.ст.	130.8 $\pm$ 7.91 (111-154)
Діапазон значень ДАТ, мм рт.ст.	81.97 $\pm$ 5.43 (67-95)
Вік пацієнтів	22.5 $\pm$ 11.61 (19-52)
Загальна кількість фрагментів сигналів	12480
Локація запису сигналів	Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна
Позиція тіла	Сидячи
Клінічна інформація про пацієнтів	N/A

Авторська розробка

Із бази даних MIMIC-III було відібрано 100 записів, які мали в своєму складі сигнал ЕКГ, сигнал ФПГ та опорні значення АТ. Якщо дані фізіологічні показники були відсутні, такий запис не використовувався для досліджень.



Загальна кількість сигналів, що використані в ході проведення експериментальних досліджень – 412 записів.

З них 282 використано для навчання нейронних мереж, 130 записів використано для тестів нейронних мереж. При дослідженні ефективності розрахунків значень АТ за допомогою регресійних моделей, також використовується 130 записів, щоб результати оцінок ефективності визначення АТ проводились на одних і тих самих записах. Це дозволить більш точно визначати різницю в ефективності різних підходів.

12.2. Попередня обробка даних та сигналів

Попередня обробка даних включає в себе сегментацію сигналів на відрізки по 1 хвилині. Розраховані параметри сигналів ЕКГ та ФПГ піддаються процедурі осереднення, яка дозволяє вирахувати одне значення будь-якого параметру цих сигналів на інтервалі однієї хвилини та прирівняти їх до одного значення систолічного чи діастолічного АТ. Таким чином, всі наступні процедури виконуються саме на даному сегменті сигналу.

Наступним кроком є попередня фільтрація сигналів ЕКГ та ФПГ для придушення завад. Оскільки частота дискретизації сигналів у MIMIC-III складає 125 Гц, то максимальна частота фільтру може бути 62,5 Гц як для сигналів ЕКГ, так і для сигналів ФПГ. Мінімальна частота для фільтрації складає 2 Гц. При попередній фільтрації використовують різні смуги пропуску фільтрів, проте найкращий результат зі збереження форми сигналу ЕКГ був при використанні смуги 2-46 Гц. Таким чином, для фільтрації сигналів ФПГ та ЕКГ буде використано смуговий фільтр у смузі частот 2-60 Гц. На рисунку 3 представлено фрагмент запису сигналів ЕКГ та ФПГ в 15 секундному інтервалі часу. На рисунку 4 представлено результат фільтрації сигналів ЕКГ та ФПГ в смузі частот 2-60 Гц.

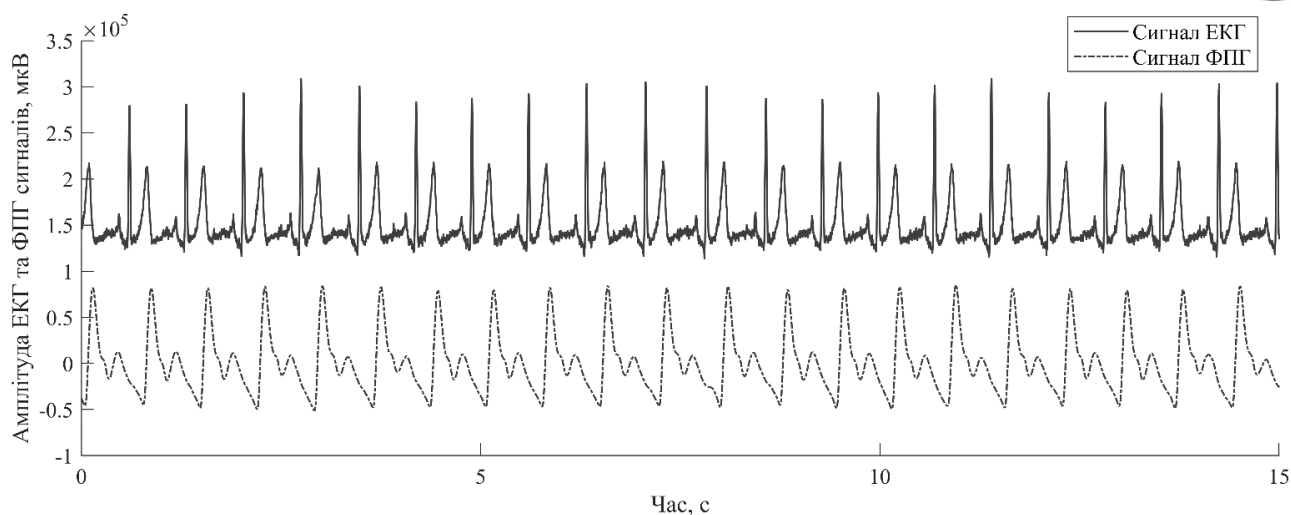


Рисунок 3 – Сигнали ЕКГ та ФПГ

Авторська розробка

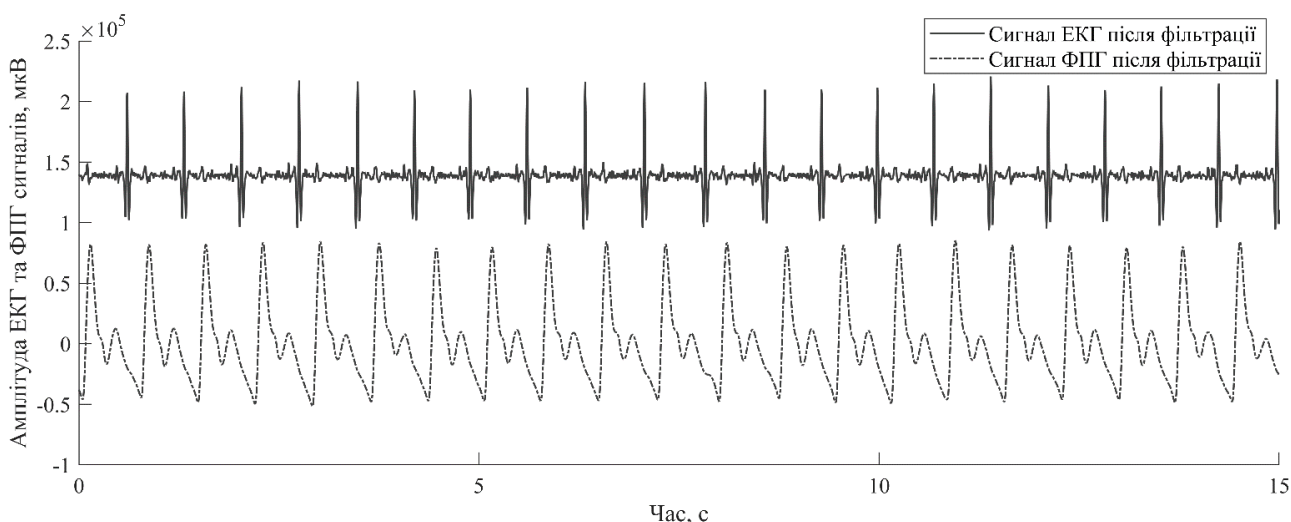


Рисунок 4 – Сигнали ЕКГ та ФПГ після фільтрації в смузі 2-60 Гц

Авторська розробка

12.3. Використання параметру РТТ для розрахунку АТ

Використання одночасно сигналу ЕКГ та ФПГ підвищують точність розрахунку значень АТ. Відповідно, одним із способів розрахунку є визначення АТ за допомогою (4), де параметр РТТ розраховується, як час проходження імпульсу тиску по артеріальному руслу. Схематично визначення параметру РТТ представлено на рисунку 5, де позначками відображені позиції R-піків сигналу ЕКГ та пікової систолічної характерної точки ФПГ-піку.

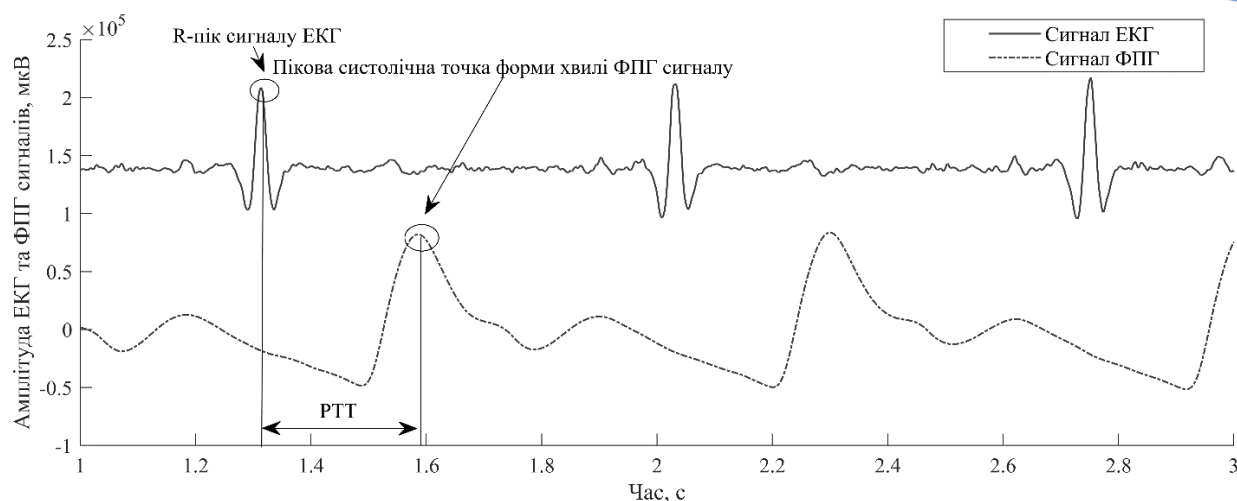


Рисунок 5 – Схематичне відображення розрахунку параметру РТТ, використовуючи сигнали ЕКГ та ФПГ

Авторська розробка

Як видно з рисунку 5 основною задачею при розрахунку параметру РТТ є пошук R-характерної точки сигналу ЕКГ та пікової систолічної точки сигналу ФПГ. Для визначення даних позицій буде використовуватись алгоритм Пан-Томпінсу, де для розрахунків позицій R-піків сигналу ЕКГ використовується сигнал ЕКГ, а для розрахунку позиції пікової систолічної точки ФПГ сигналу використовується похідна від ФПГ сигналу. Результат розрахунку пікової систолічної точки та початку ФПГ-піку у сигналі ФПГ з використанням алгоритму Пан-Томпкінсу показано на рисунку 6.

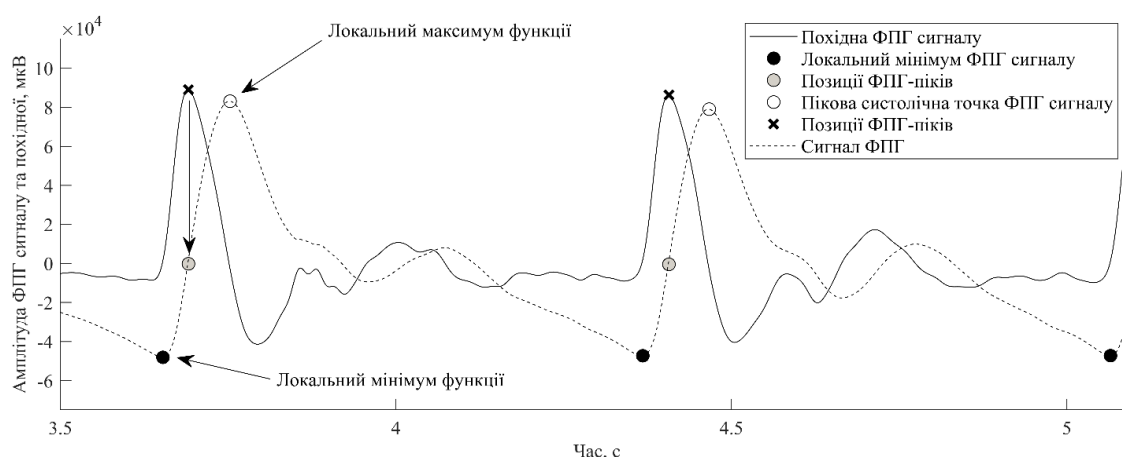


Рисунок 6 – Результат розрахунку пікової систолічної точки, а також точки початку ФПГ-піку в сигналі ФПГ при використанні алгоритму Пан-Томпкінса

Авторська розробка



На рисунку 7 представлено результат розрахунку R-піків в грудному відведенні ЕКГ сигналу. Оскільки при визначенні позицій пікової систолічної точки в сигналі ЕКГ було отримано три характерні точки сигналу ФПГ замість однієї, необхідно визначити оптимальну точку для визначення значень АТ. Сам розрахунок параметрів РТТ схематично представлено на рисунку 8. Для визначення оптимального параметру РТТ виконується розрахунок коефіцієнту кореляції Пірсона, де використовуються середні значення параметру РТТ та значень АТ та поточні значення параметру РТТ та АТ, відповідно.

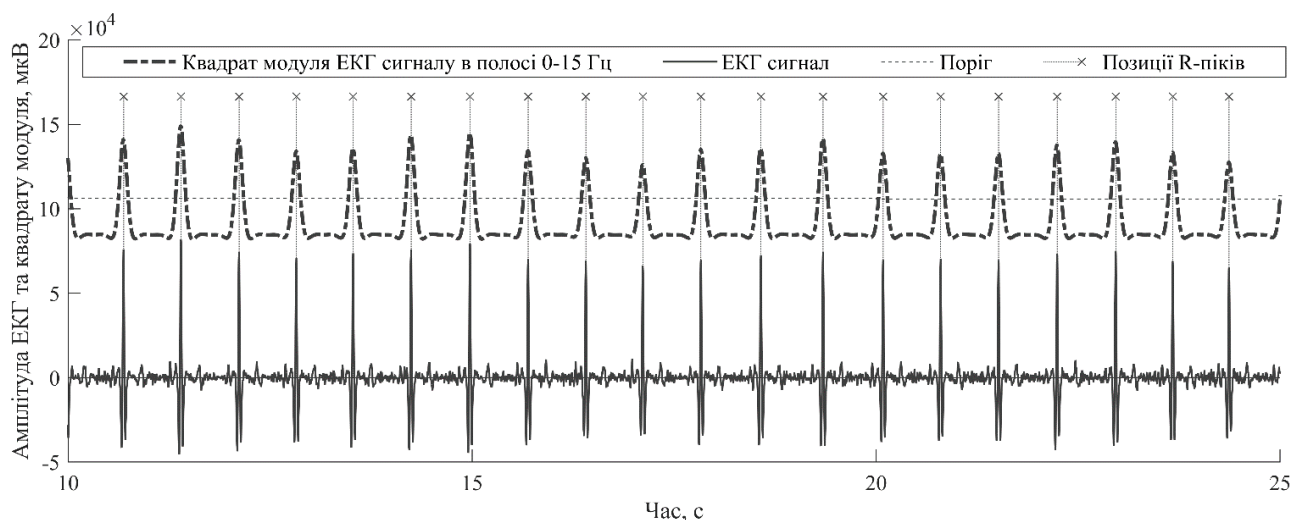


Рисунок 7 – Результат розрахунку позицій R-піків сигналу ЕКГ при використанні алгоритму Пан-Томпкінса

Авторська розробка

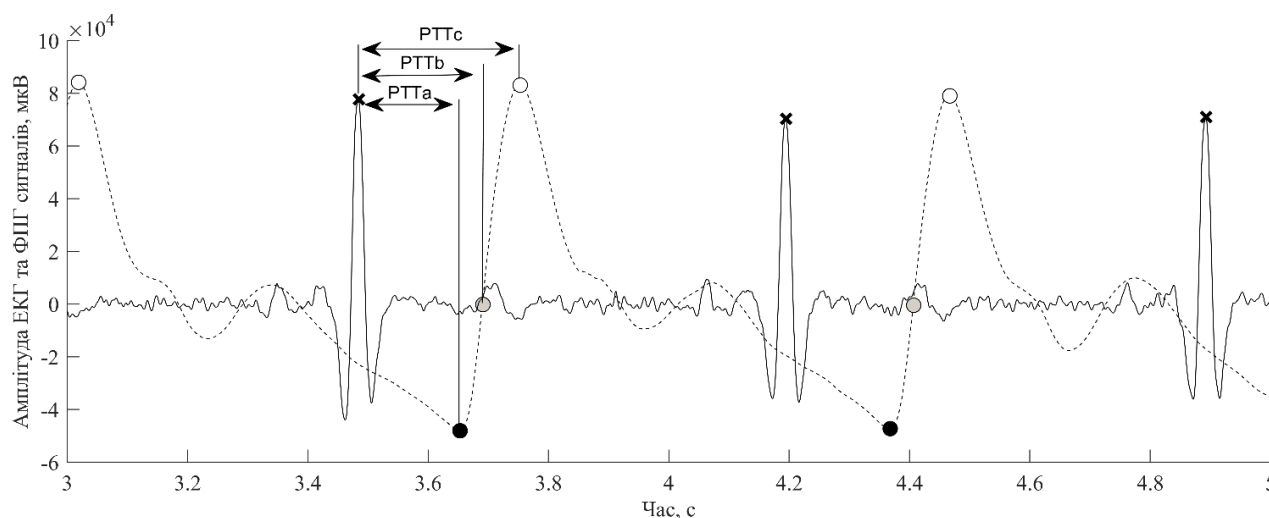


Рисунок 8 – Розрахунок параметрів РТТ

Авторська розробка



Вирахувавши значення кореляції Пірсона, можна визначити ступінь лінійної залежності одного параметру, яким виступає параметр РТТ, та іншого, яким виступає значення АТ, таким чином визначивши більш лінійно пов'язаний параметр. В таблиці 2 наведено результати даного розрахунку для значень систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Для розрахунку параметру РТТ використовується наступне рівняння:

$$РТТ_{a,b,c} = (PPG_{a,b,c} - R_{peak}) / Fs, \quad (5)$$

де $PPG_{a,b,c}$ – позиція локального мінімуму сигналу ФПГ, позиції ФПГ піку та пікової систолічної точки сигналу ФПГ, відповідно; R_{peak} – позиція R-піку в сигналі ЕКГ; Fs – частота дискретизації сигналів.

Таблиця 2 – Коефіцієнти кореляції Пірсона параметру РТТ з показниками АТ

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона з систолічним АТ	Коефіцієнт кореляції Пірсона з діастолічним АТ
$РТТ_a$	0,3869	0,066
$РТТ_b$	0,3189	0,099
$РТТ_c$	0,3473	0,168

Авторська розробка

Як видно із таблиці 2 найвищу ступінь лінійної залежності із значеннями систолічного артеріального тиску має параметр $РТТ_c$, а для діастолічного АТ – параметр $РТТ_a$. Враховуючи, що параметр $РТТ_a$ має відмінність від параметру $РТТ_c$ для розрахунку САТ 0,04, то для розрахунків значень АТ буде використовуватись параметр $РТТ_c$. Тобто, для розрахунку параметру РТТ необхідно використовувати позицію пікової систолічної точки сигналу ФПГ. Вирішуючи систему рівнянь (4), було вираховано два рівняння для розрахунку систолічного та діастолічного артеріального тиску (САТ та ДАТ), відповідно:

$$САТ = -0,6459 \cdot РТТ_c + 259,605 \quad (6)$$

$$ДАТ = -1,1175 \cdot РТТ_c + 259,112 \quad (7)$$

Для розрахунків використовувались опорні значення (записані при



використанні оклюзійної манжети) систолічного та діастолічного АТ для одного пацієнта. На рисунку 9 представлено результат розрахунку систолічного та діастолічного артеріального тиску для одного пацієнту, з використанням розрахованих функцій (6) та (7). На рисунку 10 продемонстровано ефективність розрахунку САТ та ДАТ з використанням (6) та (7) для одного пацієнту, значення АТ якого було використано для розрахунку (6) та (7). На рисунку 11 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ для одного пацієнту, з використанням (6) та (7) опорні значення АТ якого не було використано при розрахунку (6) та (7). На рисунку 12 проілюстровано ефективність розрахунку САТ та ДАТ для того самого пацієнта, з використанням (6) та (7), на якому не проводився розрахунок коефіцієнтів α та b .

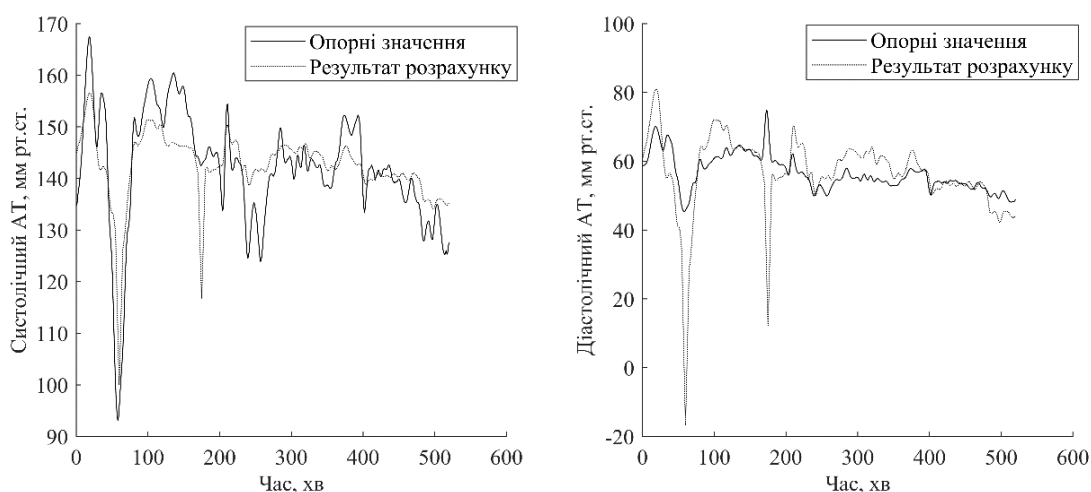


Рисунок 9 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

Авторська розробка

Оскільки показник кореляції Пірсона не вказує на величину похибки визначення значень АТ, для розрахунку цього значення використовується розрахунок значення середньоквадратичної похибки root mean square error (RMSE). На рисунку 13 показано гістограму розподілу помилок з позначеним значенням RMSE:



$$RMSE = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (x_i^{EBP} - x_i^{RBP}) \right)^2 / n}, \quad (8)$$

де x_i^{EBP} , x_i^{RBP} – розраховані та опорні значення АТ, відповідно; n – кількість елементів.

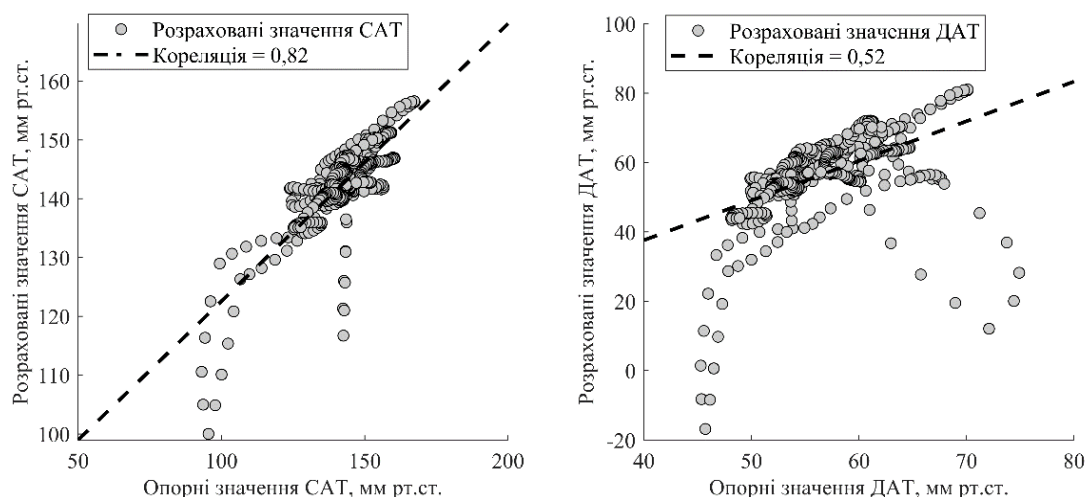


Рисунок 10 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

Авторська розробка

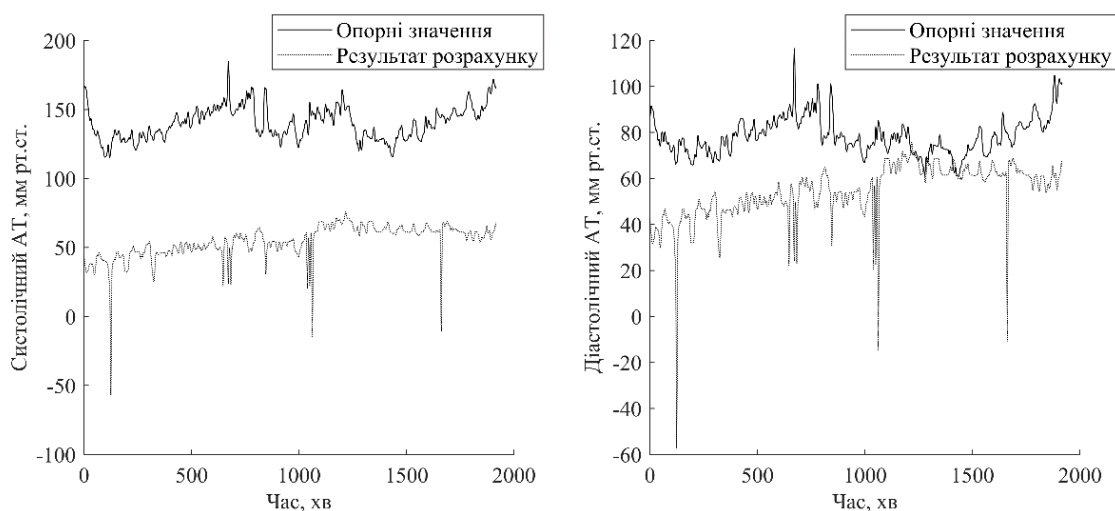


Рисунок 11 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

Авторська розробка

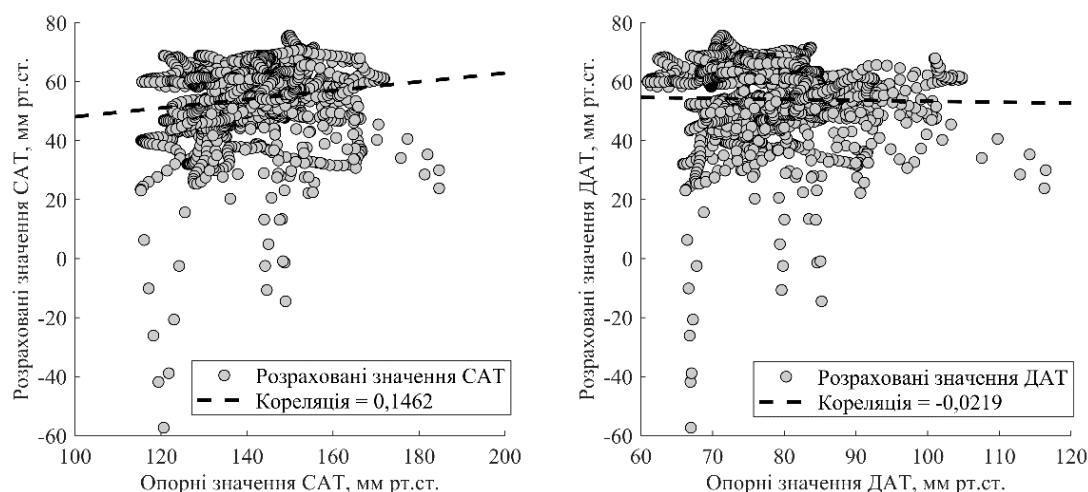


Рисунок 12 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру РТТ_c

Авторська розробка

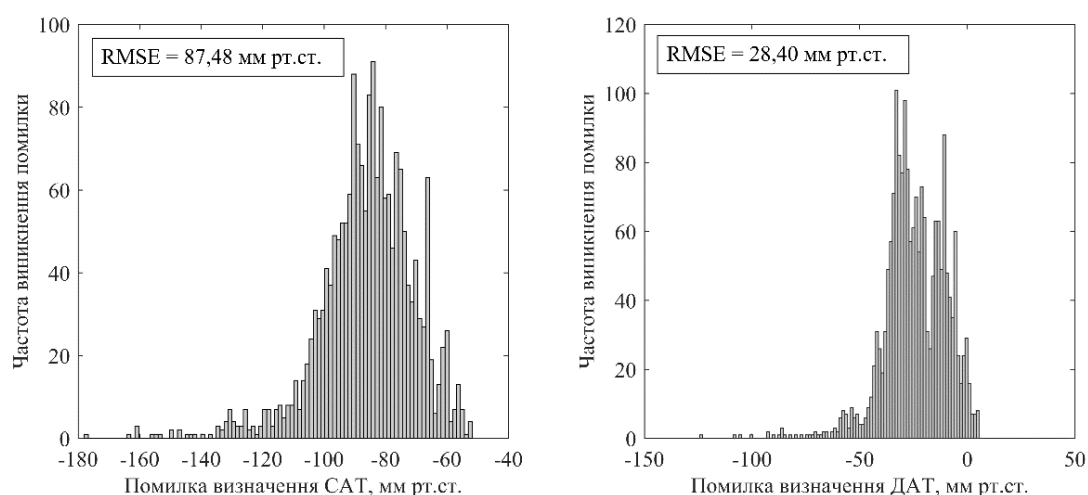


Рисунок 13 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру РТТ_c

Авторська розробка

Враховуючи результати, які показані на рисунках 11 – 13 необхідно виконувати перерахунок коефіцієнтів α та b рівняння (4) для розрахунку АТ у нових користувачів системи. Процедура перерахунку коефіцієнтів включає в себе початкову реєстрацію опорних значень АТ за допомогою оклюзійної манжети, які далі будуть використані для перерахунку. Нижче показано результат розрахунку нових коефіцієнтів α та b з використанням рівняння (4) для



нового користувача:

$$\text{САТ} = -0,9907 \cdot \text{РТТ}_c + 245,413 \quad (9)$$

$$\text{ДАТ} = -0,6533 \cdot \text{РТТ}_c + 219,567 \quad (10)$$

Використовуючи нові рівняння (9) та (10), виконується повторний розрахунок ефективності визначення значень АТ. На рисунку 14 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, на рисунку 15 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, а на рисунку 16 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ.

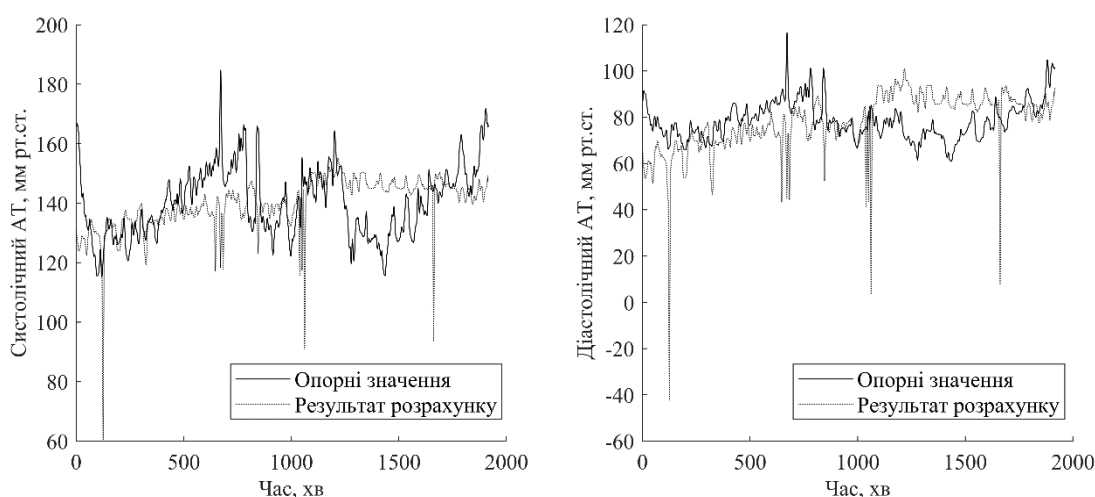


Рисунок 14 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру РТТ_c з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та b

Авторська розробка

В таблиці 3 представлені середні значення результату розрахунку параметру RMSE, та середнього значення помилки для розрахунку значень САТ та ДАТ з використанням параметру РТТ_c для 130 пацієнтів. Слід зазначити, що при розрахунках виконувалось калібрування та перерахунок значень коефіцієнтів α та b . Середнє значення помилки розраховується наступним чином:

$$\text{mean} = \sum_{i=1}^n (x_i^{\text{EBP}} - x_i^{\text{RBP}}) / n \quad (11)$$

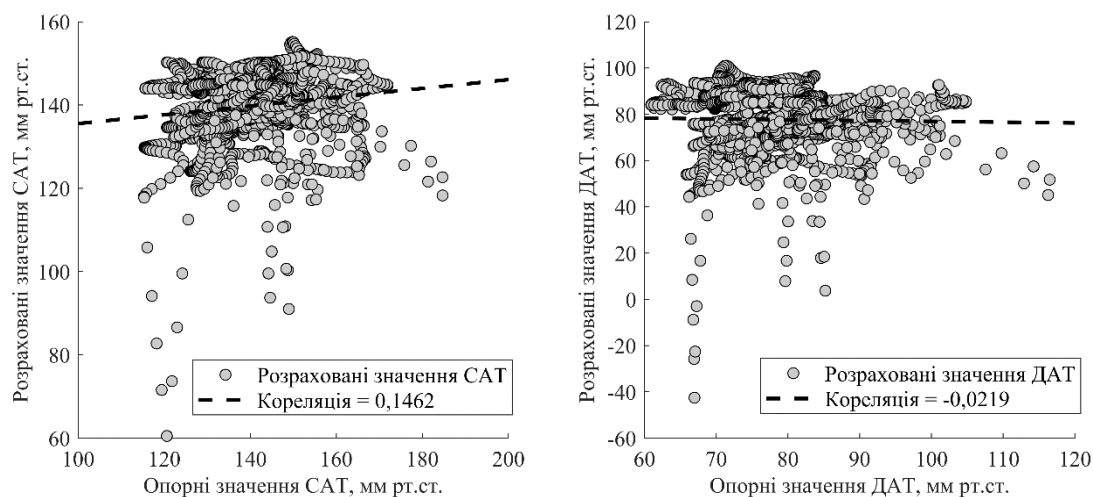


Рисунок 15 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру $РТТ_c$ з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та β

Авторська розробка

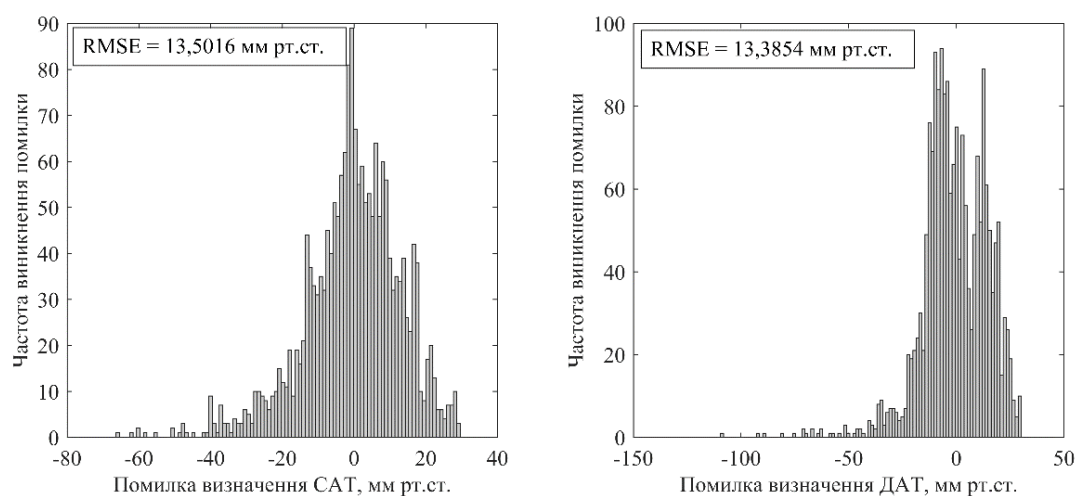


Рисунок 16 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру $РТТ_c$ з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та β

Авторська розробка

Таблиця 3 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
mean	-0,39	0,04
RMSE	7,19	9,84

Авторська розробка



Як видно із таблиці 3, значення параметру mean приблизно дорівнюють нулю, а це говорить про те, що при розрахунках значень САТ та ДАТ помилки симетрично відображені навколо нульового значення. Проте, якщо подивитись на значення RMSE, то помилка визначення САТ та ДАТ приблизно дорівнює 7 мм рт. ст. Необхідно вирахувати нові класифікаційні ознаки сигналів ФПГ та ЕКГ, які дозволять підвищити точність визначення значень АТ. Також, даний спосіб розрахунку використовує алгоритм перерахунку коефіцієнтів α та b в (4). Без використання даної процедури розраховані значення АТ мають великі відмінності від опорних значень, що унеможлиблює використання даного підходу у медичній практиці.

12.4. Використання додаткових параметрів для розрахунку АТ

Для визначення додаткових параметрів, необхідно вирахувати додаткові характерні точки сигналу ФПГ. Для цього виконується пошук локальних максимумів та мінімумів у похідній сигналу ФПГ. На рисунку 17 представлено результат розрахунку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ.

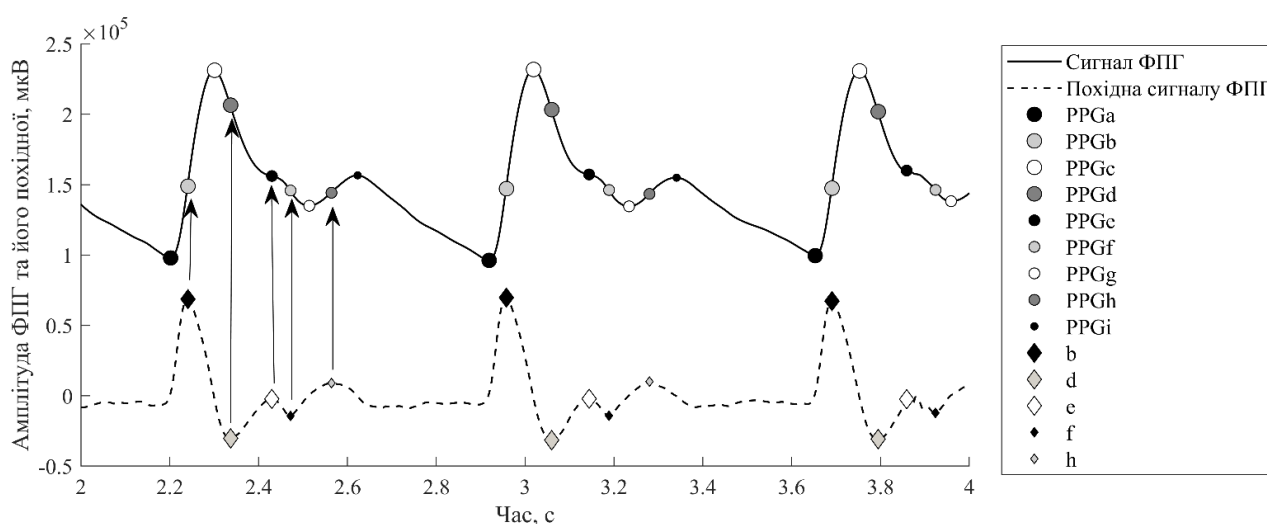


Рисунок 17 – Результат пошуку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ, на основі пошуку локальних екстремумів похідної сигналу ФПГ

Авторська розробка



Для того, щоб вирахувати точки, які не вдалось вирахувати за допомогою пошуку локальних екстремумів похідної, використовується пошук локальних екстремумів в сигналі ФПГ на інтервалах між знайденими точками. Наприклад, для розрахунку позиції PPG_g виконується пошук локального мінімуму на функції на інтервалі між точками PPG_f та PPG_h . Схематично, дана процедура представлена на рисунку 18.

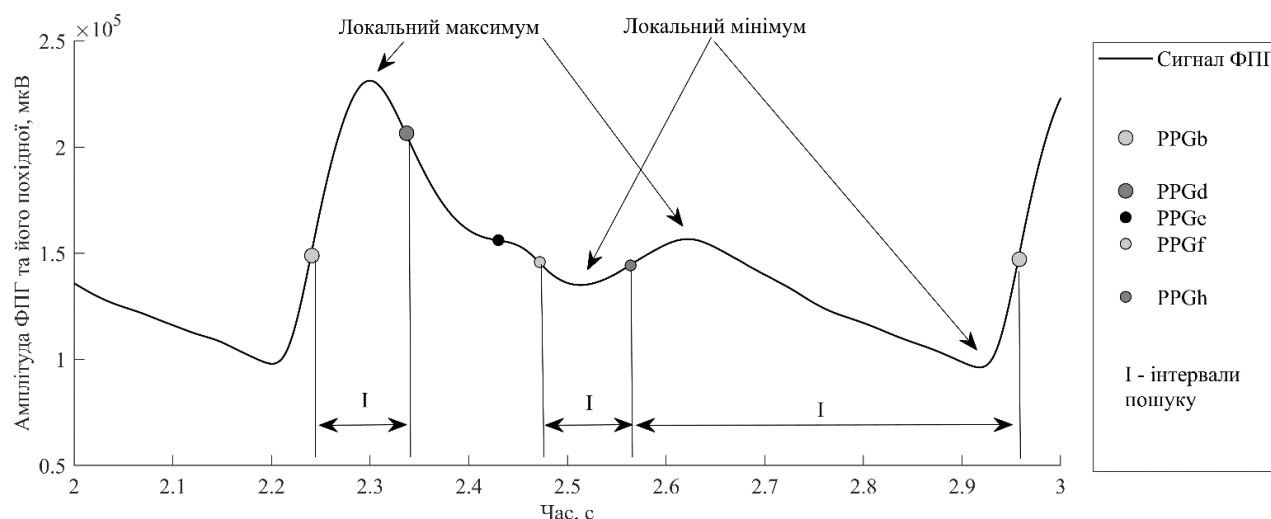


Рисунок 18 – Процедура пошуку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ, на основі пошуку локальних екстремумів

Авторська розробка

В результаті виконання даного алгоритму, отримуються додаткові позиції характерних точок, які було представлено на рисунку 17. За допомогою нових визначених характерних точок, було розраховано 37 параметрів. Спосіб їх розрахунку наведено за допомогою наступних формул.

$$PTT_{1,2,3,4,5,6,7,8,9} = (PPG_{a,b,c,d,e,f,g,h,i} - R_{peak}) / Fs \quad (12)$$

$$T_{1,2,3,4,5,6,7,8} = (PPG_{b,c,d,e,f,g,h,i} - PPG_a) / Fs, \quad (13)$$

де $PPG_{a,b,c,d,e,f,g,h,i}$ – позиції характерних точок в сигналі ФПГ; R_{peak} – позиції R-характерних точок сигналу ЕКГ; Fs – частота дискретизації сигналів.

Для розрахунку інших параметрів необхідно спочатку розрахувати RR-інтервал.



$$RR(i) = (R(i+1) - R(i)) / F_s, \quad (14)$$

де $RR(i)$ - розрахований RR-інтервал для поточного ФПГ-піку; $R(i+1)$ - позиція наступної R характерної точки сигналу ЕКГ; $R(i)$ - позиція поточної R характерної точки сигналу ЕКГ.

Схематично представлення параметрів (12) та (13) показано на рисунку 19, а параметру (14) – на рисунку 20, відповідно.

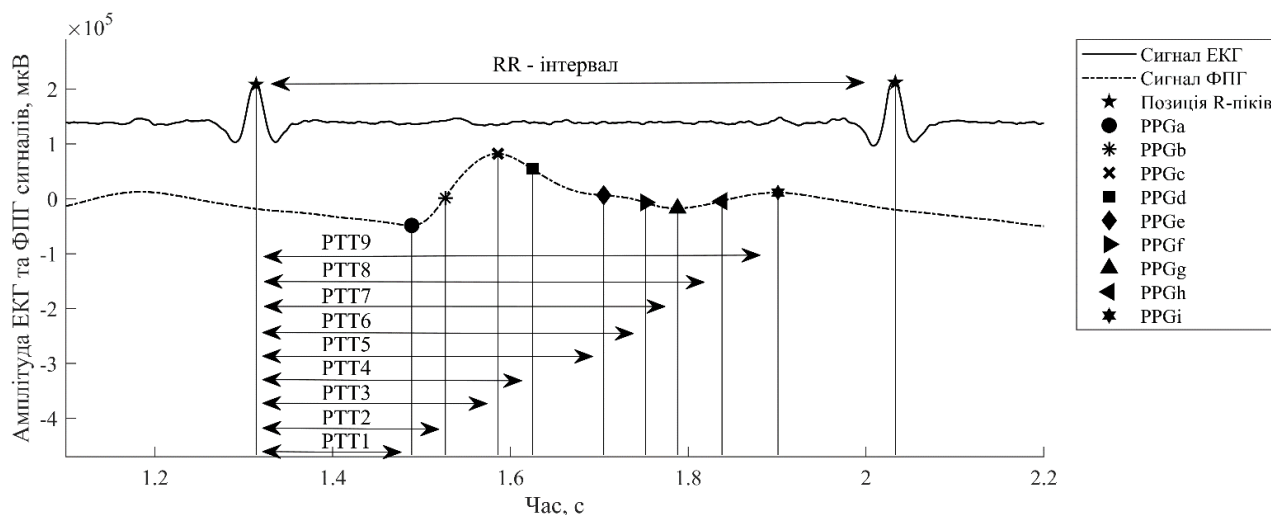


Рисунок 19 – Схематична процедура пошуку додаткових параметрів в сигналах ЕКГ та ФПГ для розрахунку АТ

Авторська розробка

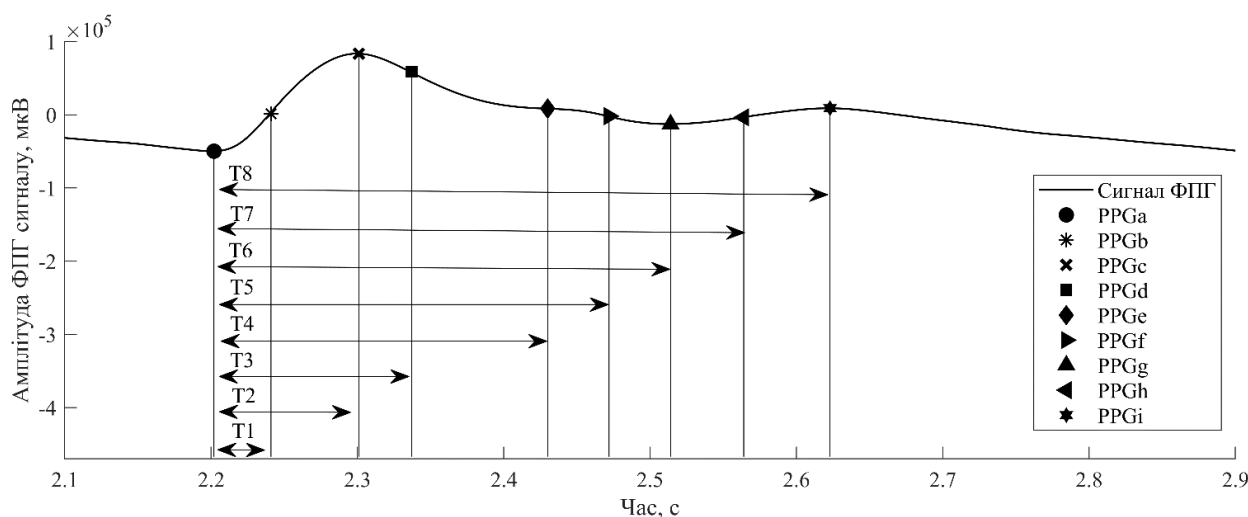


Рисунок 20 – Схематична процедура пошуку додаткових параметрів в сигналах ЕКГ та ФПГ для розрахунку АТ

Авторська розробка



Інші параметри розраховуються, як відношення параметрів (13) до тривалості RR інтервалу, завдяки чому можна видалити додатково залежність розрахунків від параметру ЧСС. Деякі автори використовують значення ЧСС для розрахунків АТ. Для усунення залежності від ЧСС використовується вирахування добутку цих величин.

$$TR_{b,c,d,e,f,g,h,i} = (T_{b,c,d,e,f,g,h,i} / RR) / Fs \quad (15)$$

Також необхідно вирахувати амплітудні залежності в сигналі ФПГ, тому використовується розрахунок добутку амплітуди сигналу у кожній характерній точці ФПГ сигналу, окрім точки PPG_c, до амплітуди сигналу у точці PPG_c.

$$A_{b,d,e,f,g,h,i} = PPG(PPG_{b,d,e,f,g,h,i}) / PPG(PPG_c), \quad (16)$$

де PPG(...) - значення сигналу ФПГ у характерній точці.

Для визначення оптимальних параметрів, що будуть використані далі у розрахунку значень АТ, визначається ступінь лінійного зв'язку за допомогою розрахунку коефіцієнта кореляції Пірсона (17) розрахованих параметрів та опорних значень САТ та ДАТ.

$$R = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)(y_{j,i} - \bar{y}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^n (y_{j,i} - \bar{y}_j)^2}}, \quad (17)$$

Результати розрахунків показано в таблиці 4.

Таблиця 4 – Коефіцієнти кореляції Пірсона параметрів з показниками АТ

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона	
	САД	ДАД		САД	ДАД		САД	ДАД
РТТ ₁	0,39	0,07	РТТ ₆	-0,19	-0,12	T ₂	-0,15	-0,003
РТТ ₂	0,32	0,10	РТТ ₇	-0,1	0,07	T ₃	-0,01	-0,05
РТТ ₃	0,35	0,17	РТТ ₈	-0,21	-0,06	T ₄	-0,26	-0,3
РТТ ₄	-0,03	0,18	РТТ ₉	-0,31	-0,21	T ₅	-0,2	-0,25
РТТ ₅	-0,39	-0,23	T ₁	-0,18	-0,09	T ₆	-0,02	0,16



Продовження таблиці 4

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона	
	САД	ДАД		САД	ДАД		САД	ДАД
T ₇	-0,17	-0,03	TR _f	0,57	-0,58	A _e	-0,31	0,48
T ₈	-0,27	-0,23	TR _g	0,62	-0,54	A _f	-0,31	0,52
TR _b	0,35	-0,47	TR _h	0,61	-0,55	A _g	-0,3	0,45
TR _c	0,49	-0,57	TR _i	0,67	-0,51	A _h	-0,16	0,34
TR _d	0,43	-0,29	A _b	-0,28	-0,14	A _i	-0,31	0,48
TR _e	0,53	-0,67	A _d	-0,36	0,41			

Авторська розробка

Більшість авторів використовує лише п'ять точок для розрахунку параметрів. Виконаємо порівняння більш класичних параметрів (12) – (13), а саме РТТ_{1,2,3,4,9} та Т_{1,2,3,8} з новими параметрами (15) – (16). Розподіл параметрів: 1) Для розрахунку значень САТ використовуються параметри РТТ_{1,2,3,9} та Т_{1,8}, тобто шість параметрів; 2) Для розрахунку значень ДАТ використовуються параметри РТТ_{2,3,4,9} та Т₈, тобто п'ять параметрів.

Нові регресійні рівняння для розрахунку значень САТ та ДАТ представлено нижче.

$$\begin{aligned} \text{САТ} = & -0,198 \cdot \text{РТТ}_1 - 0,108 \cdot \text{РТТ}_2 - 0,08 \cdot \text{РТТ}_3 - 0,037 \cdot \text{РТТ}_9 \\ & - 30,31 \cdot T_1 - 35,31 \cdot \text{РТТ}_8 + 246,53 \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \text{ДАТ} = & -0,167 \cdot \text{РТТ}_2 - 0,113 \cdot \text{РТТ}_3 - 0,08 \cdot \text{РТТ}_4 \\ & - 63,75 \cdot \text{РТТ}_9 - 73,48 \cdot T_8 + 251,31 \end{aligned} \quad (19)$$

На рисунку 21 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи (18) та (19), на рисунку 22 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

На рисунку 23 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, з використанням (18) та (19) для іншого пацієнту. На рисунку 24 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ

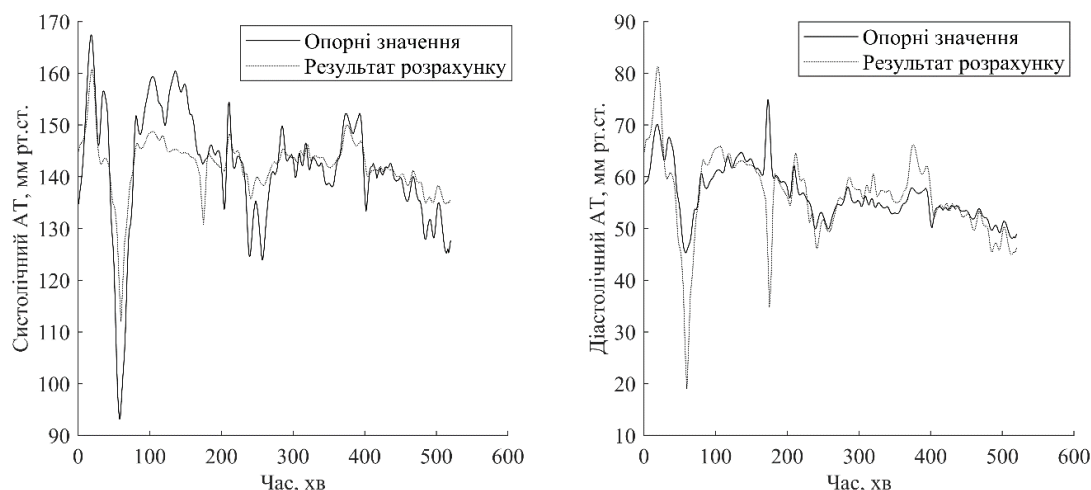


Рисунок 21 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Авторська розробка

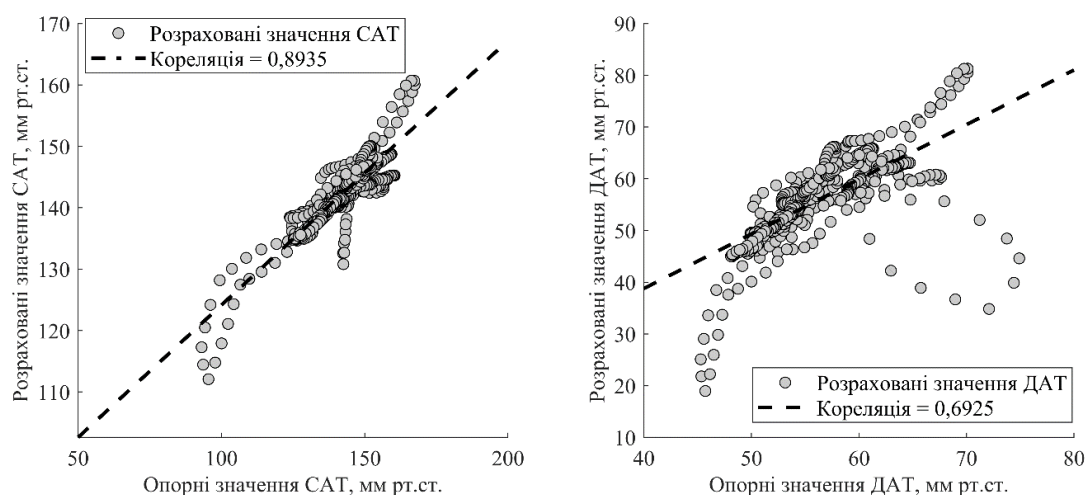


Рисунок 22 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Авторська розробка

На рисунку 25 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ. В даному випадку не використовується процедура калібрування коефіцієнтів (18) та (19). Як видно із результатів на рисунку 22 коефіцієнт кореляції Пірсона став вищим при використанні розширеного набору параметрів, ніж при використанні лише параметру PTT_c (рисунк 10), що свідчить про збільшення точності розрахунку.

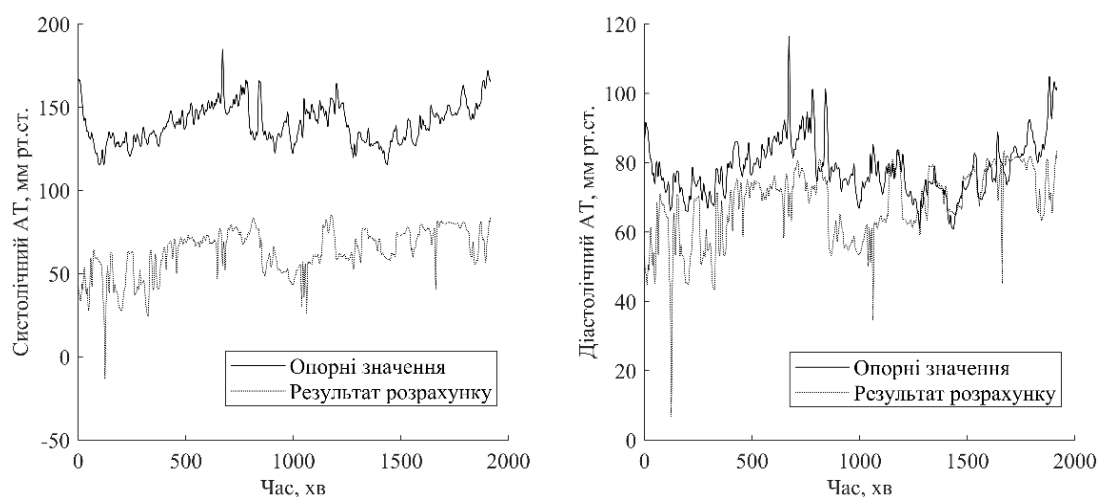


Рисунок 23 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Авторська розробка

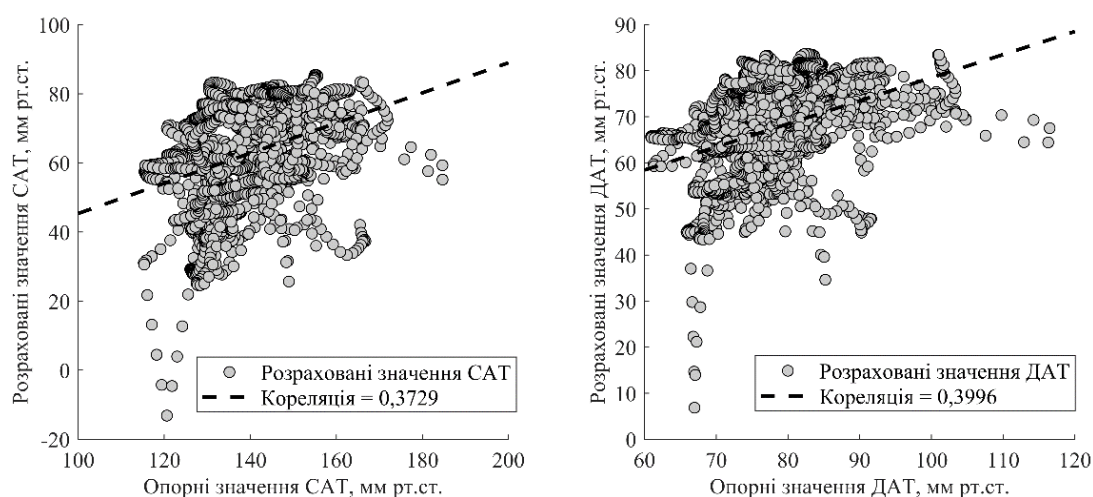


Рисунок 24 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Авторська розробка

На рисунку 26 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи (18) та (19) з процедурою калібрування коефіцієнтів α та b , на рисунку 27 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

На рисунку 28 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні процедури калібрування.

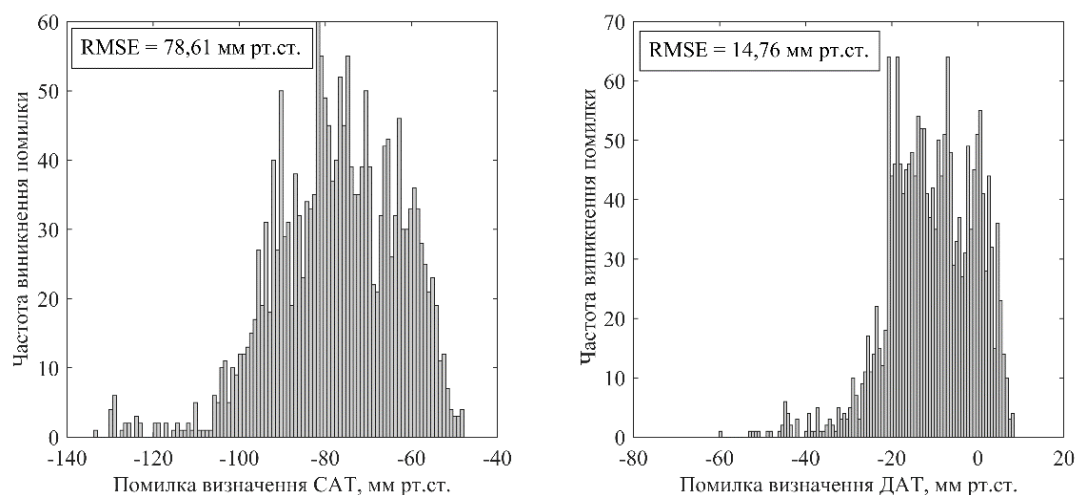


Рисунок 25 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Авторська розробка

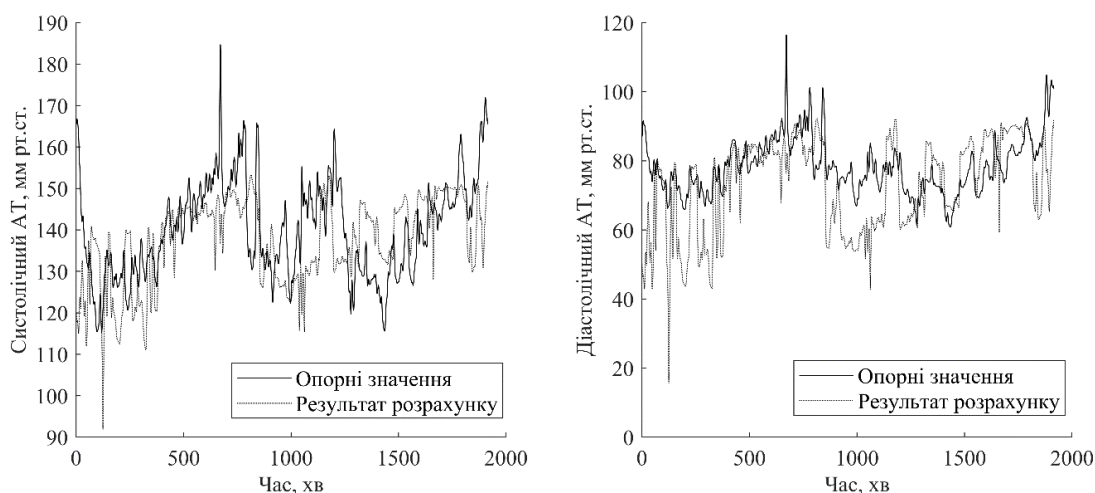


Рисунок 26 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедурою калібрування

Авторська розробка

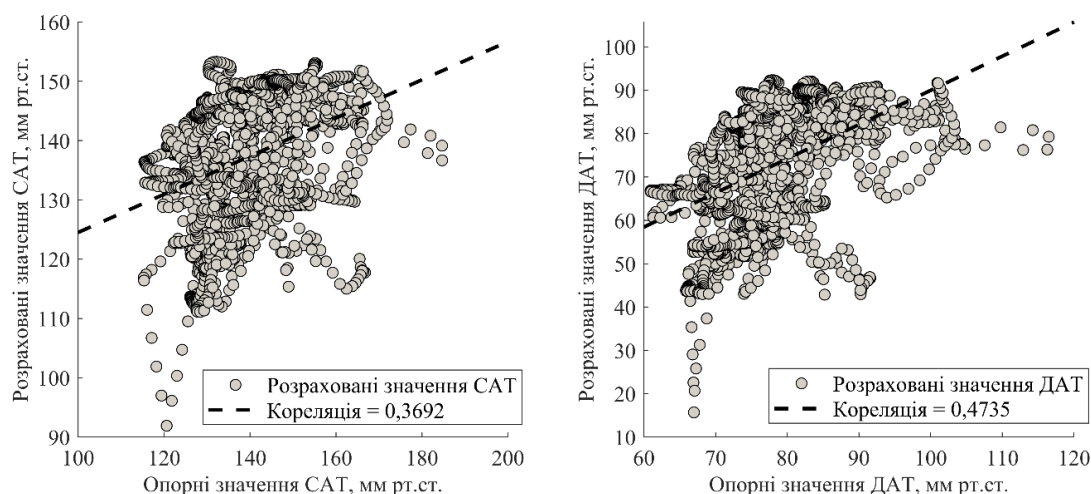


Рисунок 27 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедури калібрування коефіцієнтів α та b

Авторська розробка

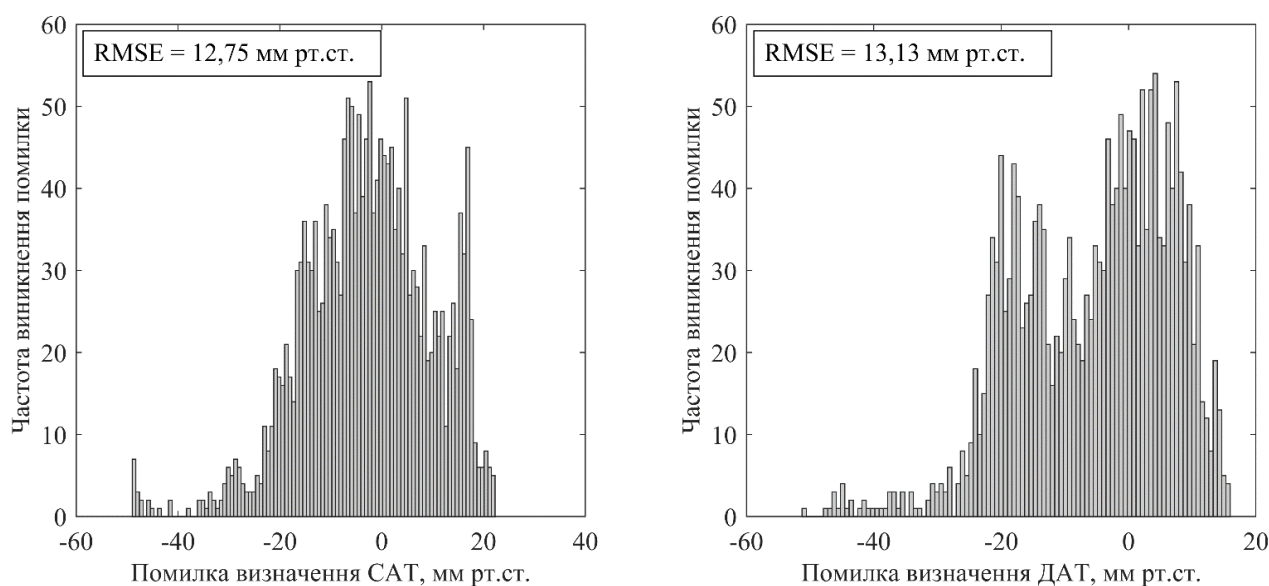


Рисунок 28 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедурою калібрування коефіцієнтів α та b

Авторська розробка

Як видно з результатів, що зображені на рисунках 22 – 25, використання розширеного набору параметрів не дозволяє використовувати одне і те саме рівняння (18) чи (19) для розрахунків значень САТ та ДАТ у інших пацієнтів.



Тобто, для використання потрібно, як і раніше, виконувати процедуру перерахунку або калібрування коефіцієнтів α та b від пацієнта до пацієнта. При використанні процедури калібрування, як видно із рисунків 26 – 28, ефективність визначення САД та ДАТ вище при використанні розширеного набору параметрів, аніж для аналогічних результатів, що показано на рисунках 14 – 16. В таблиці 5 представлено результати розрахунку (18) та (19) для розрахунку значень САТ та ДАТ при розширеному наборі параметрів та використанню процедури калібрування для 130 пацієнтів.

Таблиця 5 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні розширеного набору параметрів

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
mean	-0,39	0,3
RMSE	7,03	5,78

Авторська розробка

Як видно із результатів в таблиці 5, використання додаткових параметрів при розрахунку параметрів САТ та ДАТ дозволяє зменшити значення RMSE, проте не дозволяє виконувати розрахунки без попереднього калібрування коефіцієнтів α та b в (4). Для усунення проблематики калібрування із систем безперервного моніторингу АТ за допомогою розрахунку параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ, необхідно використовувати методи машинного навчання.

12.5. Використання методів машинного навчання для оцінки АТ

Існує багато типів нейронних мереж за структурою та призначенням застосування. Найпростішим варіантом є персептрон, який може вирішити, чи належить вхід, представлений вектором чисел, до якогось класу [89]. Однак цей тип нейронної мережі не підходить для задачі розрахунку артеріального тиску за певними критеріями. Наступним етапом розвитку персептрона стала нейронна мережа Feedforward (FFNN) - штучна нейронна мережа, в якій зв'язки між



вузлами не утворюють циклів [90]. У цій мережі інформація рухається тільки в одному прямому напрямку: від вхідних вузлів, через приховані вузли (якщо такі є) і до вихідних вузлів. Цей тип НМ використовується для вирішення різноманітних завдань, у тому числі для керування роботом, шляхом відстеження зіткнень [91]. Автори в [92] довели, що точність алгоритму залежить від кількості прихованих шарів, а два прихованих шару дають кращий результат, ніж використання лише одного шару із застосуванням для тих самих завдань. Рекурентні нейронні мережі за своєю архітектурою засновані на нейронній мережі Feedforward, але мають додаткові зворотні зв'язки або гілки, які також називаються Feedback Neural Network (FNN). Ці типи нейронних мереж використовуються для обробки вхідних даних різної довжини [93-96], які містять сегменти сигналів ЕКГ і ФПГ. Іншим поширеним типом використовуваної архітектури є згорткові нейронні мережі, відмінною рисою якої є можливість самостійного визначення ознак для класифікації. Вони використовуються в задачах визначення АТ [97], [98] з різними комбінаціями згорткових шарів, що забезпечує різний обсяг отриманих ознак для оцінки АТ. Оскільки ми самі виявили ці ознаки (12), (13), (15), (16), немає необхідності використовувати згорткові нейронні мережі.

Розроблено дві окремі нейронні мережі Feed-forward із 5 та 6 вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ для визначення систолічного та діастолічного артеріального тиску, відповідно. Кожна нейронна мережа складалася з одного вхідного шару з кількістю нейронів в залежності від кількості параметрів для визначення артеріального тиску, трьох прихованих шарів з 256 нейронами в кожному шарі та одного вихідного шару з одним нейроном – в сукупності вони містили 774 і 775 нейронів.

Кількість нейронів у прихованих шарах визначали експериментально: шляхом поступового збільшення їх кількості отримували нейронну мережу з мінімальною похибкою вихідних значень. Як функція передачі у вхідному та прихованому шарах використовувалася сигмоїдна функція. Цей вибір пояснюється тим, що ця функція приймає значення від $-\infty$ до $+\infty$ і повертає



значення в діапазоні від 0 до 1, тоді як функція гіперболічного дотичного сигмоподібного перенесення може повертати значення від -1 до 1. Артеріальний тиск не може бути від'ємним, тоді від'ємні вихідні значення функції активації можуть викликати помилки. Одиначна ступінчата функція може повертати 0 або 1, такі функції більше підходять для класифікації класу об'єктів, і оскільки проблема полягає в тому, щоб порівняти вхідні параметри з артеріальним тиском, вибір було зроблено на сигмоподібній функції:

$$f(x) = \frac{1}{1 - e^{-x}} \quad (20)$$

Як функцію активації вихідного шару нейронної мережі обрано лінійну (або ідентичну) функцію:

$$f(x) = x \quad (21)$$

Такий вибір обумовлений тим, що вихідні значення нейронної мережі повинні бути в діапазоні від 0 до $+\infty$, оскільки артеріальний тиск може бути в цих межах. Для дослідження точності визначення артеріального тиску отримано оцінку кореляції (17) між розрахованими значеннями артеріального тиску та еталонними значеннями, а також додаткові параметри:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i^{RBP} - x_i^{EBP}|}{n} \quad (22)$$

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i^{EBP} - x_i^{RBP} - \text{mean})^2}{n-1}} \quad (23)$$

$$LoA = \text{mean} \pm 1.96 * SD \quad (24)$$

$$CI = 1.34 * \text{mean} \pm LoA \quad (25)$$

де x_i^{EBP} , x_i^{RBP} – розраховані та опорні значення АТ, відповідно; n – кількість елементів; SD – стандартне відхилення; LoA – поріг, в якому знаходиться 95% похибок вимірювання; CI – допустимий поріг чутливості.

Існують різні методи для навчання нейронних мереж, для прикладу,



використовуючи вдосконалений алгоритм морських хижаків [93]. Відповідно, необхідно обрати метод навчання нейронних мереж, який буде забезпечувати максимальну швидкість процедури навчання. Як метод навчання використовується функція оптимізації Левенберга-Марквардта, яка оновлює вагові коефіцієнти нейронів і значення зміщення. Це найшвидший алгоритм зворотного поширення. В якості вхідних аргументів використовуються раніше розраховані параметри, а в якості бажаних значень на виході нейронної мережі – значення артеріального тиску, отримані за допомогою оклюзійного тонометра. Сама процедура навчання виконується із зворотним поширенням, тобто від вихідного рівня до вхідного, у кожній епосі вагові коефіцієнти перераховуються за допомогою методу градієнтного спуску для досягнення мети навчання. В якості критерію точності результатів використовується функція середньоквадратичної помилки. Вона визначає середню квадратичну помилку між обчисленими вихідними значеннями нейронної мережі та бажаними еталонними значеннями. Навчання вважається завершеним, коли середня квадратична помилка досягає 0,01, у цьому випадку мережа вважається навченою та готовою до використання або тестування. Нейронній мережі знадобилося 27953 епохи навчання для досягнення середньоквадратичної похибки у 0,01. Результати процедури навчання НН показано на рисунку 29.

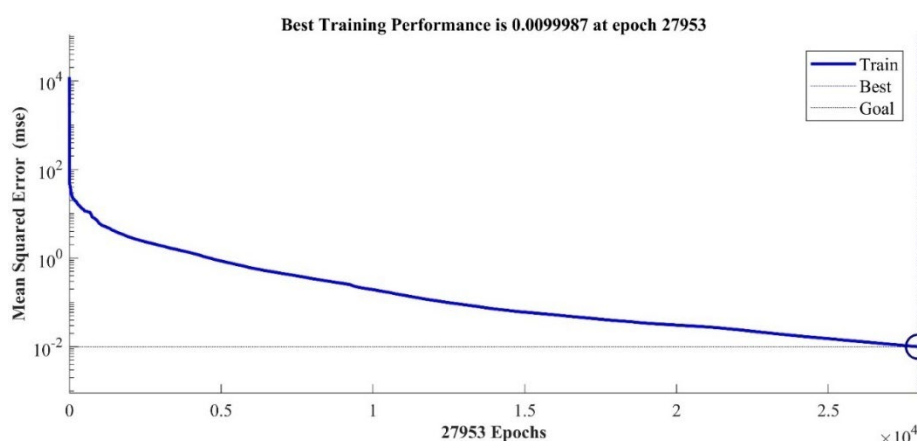


Рисунок 29 – Процедура навчання НН

Авторська розробка



На рисунку 30 зображено структуру нейронної мережі для розрахунку САТ значень за шістьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ. На рисунку 31 зображено структуру нейронної мережі для розрахунку значень ДАТ за п'ятьма вхідними параметрами.

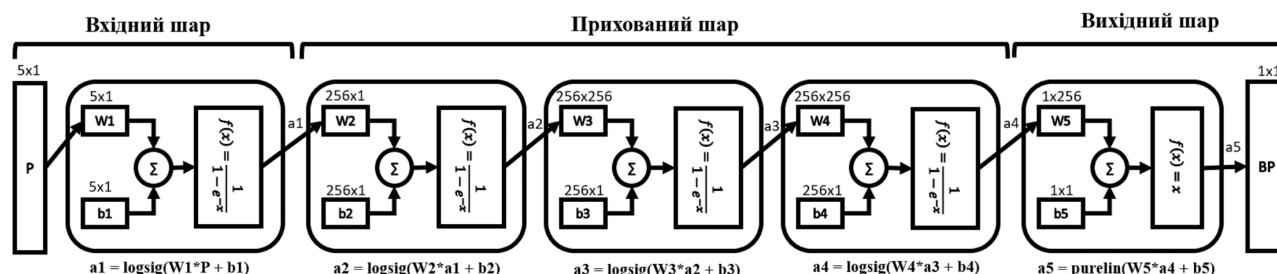


Рисунок 30 – Структура нейронної мережі для визначення значень САТ за п'ятьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

Авторська розробка

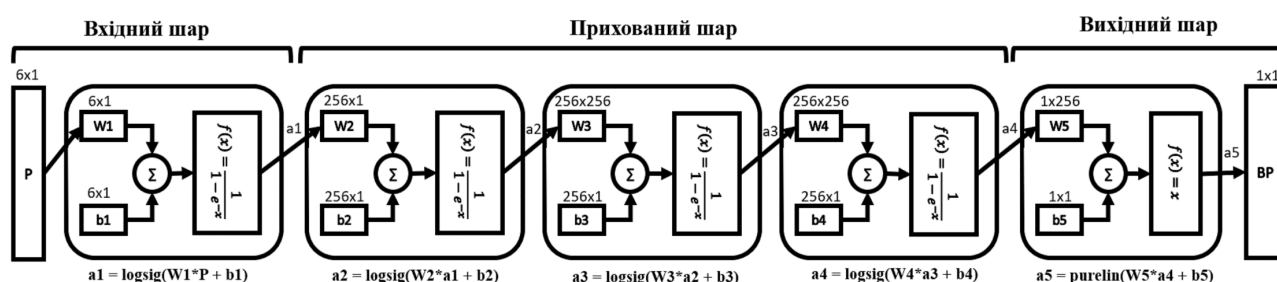


Рисунок 31 – Структура нейронної мережі для визначення значень ДАТ за шістьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

Авторська розробка

На рисунках 30 – 31 символ «Р» позначає вхідні параметри, які використовуються для розрахунку артеріального тиску: $W_{1...5}$ визначають ваги або коефіцієнти, на які множаться вихідні значення попереднього шару; $b_{1...5}$ визначити зміщення входів; знак Σ позначає суматор; $a_{1...5}$ вихідні параметри шару. На рисунку 32 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи розроблені нейронні мережі для одного пацієнту, та на рисунку 33 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

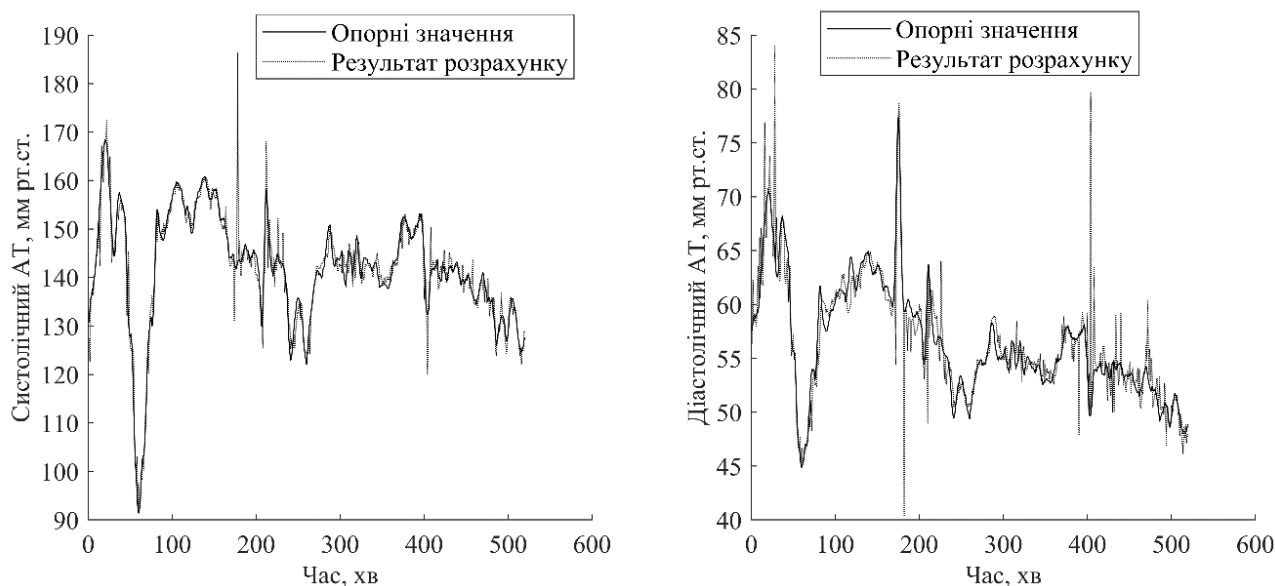


Рисунок 32 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

Авторська розробка

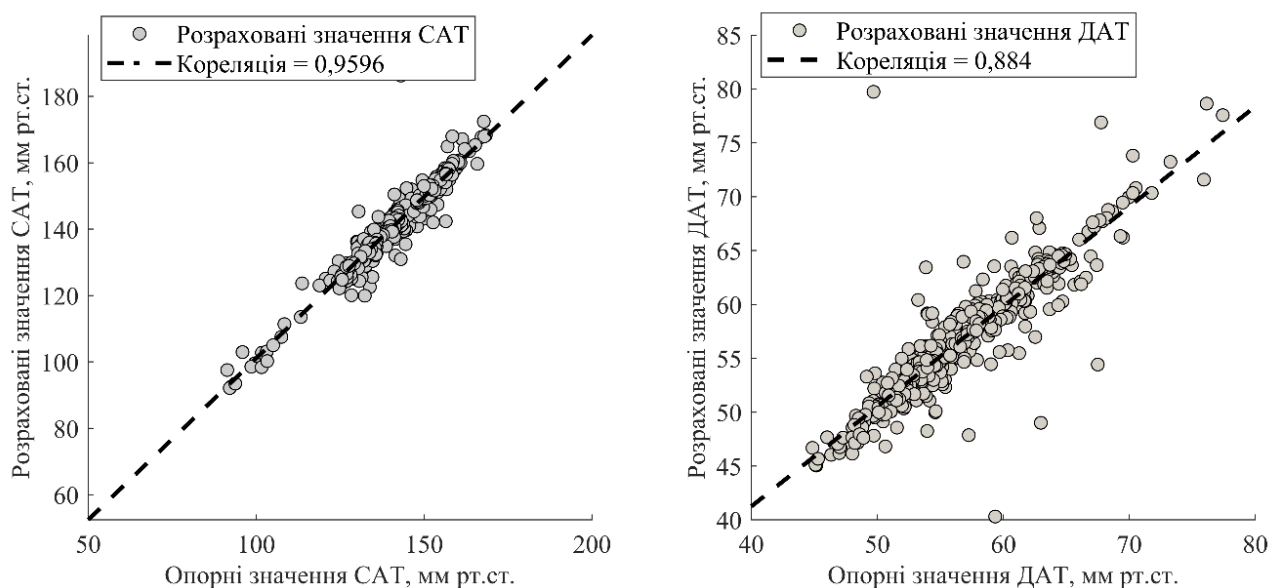
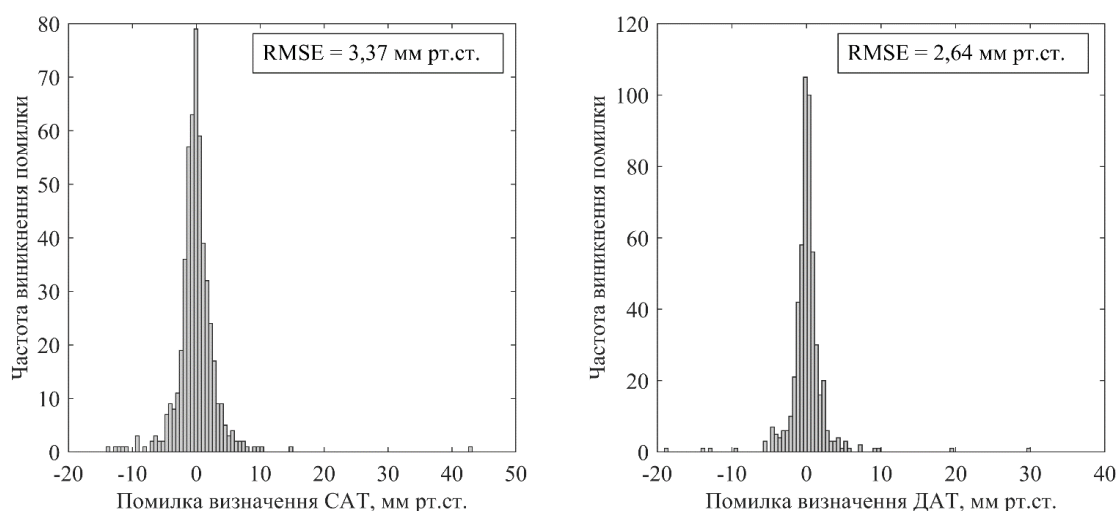


Рисунок 33 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

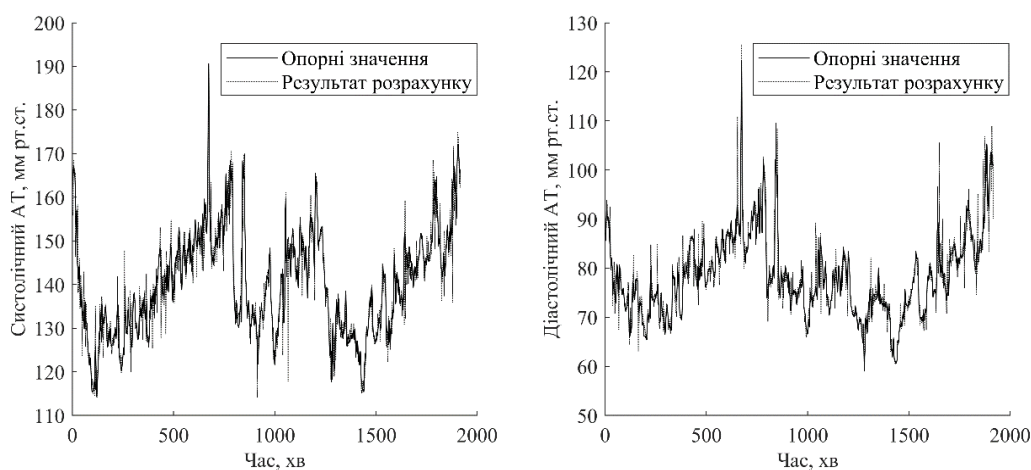
Авторська розробка

На рисунку 34 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розроблених нейронних мереж.



Авторська розробка

На рисунку 35 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи розроблені нейронні мережі для іншого пацієнту без використання процедур калібрування або перенавчання нейронної мережі.



Авторська розробка

На рисунку 36 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, на рисунку 37 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розроблених нейронних мереж.

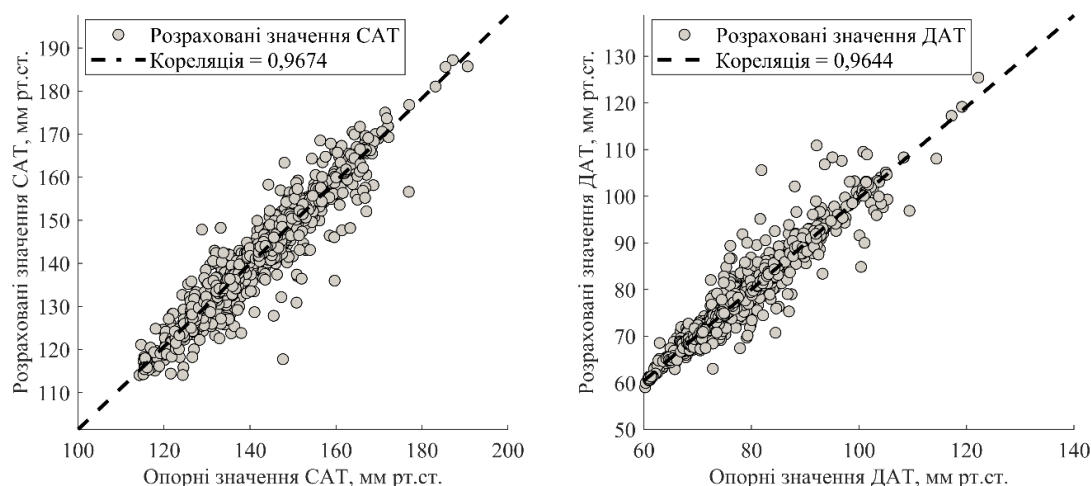


Рисунок 36 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

Авторська розробка

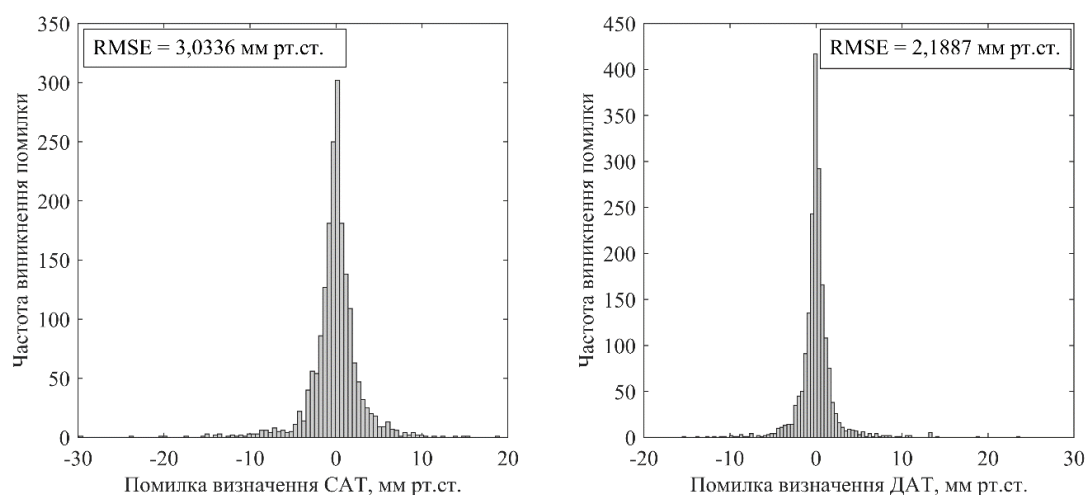


Рисунок 37 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

Авторська розробка

Як можна побачити з результатів на рисунках 32 – 37 точність розрахунку при використанні аналогічних параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ, проте з використанням методів машинного навчання та нейронних мереж, зростає на відміну від аналогічних результатів при використанні регресійних моделей (Рисунки 21 – 28). Результати розрахунків ефективності визначення параметрів САТ та ДАТ з використанням розроблених структур нейронних мереж для 130



пацієнтів наведено у таблиці 6.

Таблиця 6 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні розширеного набору параметрів та нейронних мереж

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
mean	0,055	-0,014
RMSE	3,59	2,92
MAE	1,8025	1,1693
SD	4,37	3,7
LoA верхній	6,065	4,251
LoA нижній	-5,819	-4,33
CI	0,053	-0,089

Авторська розробка

Відповідно до таблиці 6 стандартне відхилення при використанні даних нейронних мереж вказує на величину похибки експериментальних досліджень, тобто, наприклад, параметр RMSE слід розглядати у наступному вигляді: $RMSE \pm SD$. В такому випадку, результати ефективності розрахунку АТ за допомогою розроблених нейронних мереж за значенням RMSE дорівнюють $3,59 \pm 3,032$ мм рт.ст. та $2,92 \pm 2,189$ мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Параметр LoA верхній та LoA нижній вказують на верхній та нижній допустимі пороги, в яких знаходиться 95% помилкових результатів визначення АТ. Для систолічного АТ 95% помилок зосереджені від 6,065 мм рт.ст. до -5,819 мм рт.ст, тоді як для діастолічного АТ 95% помилкових значень знаходяться у діапазоні від 4,251 мм рт.ст до -4,33 мм рт.ст. Значення CI вказує на чутливість визначення даних порогів та може свідчити про похибку їх визначення.

Але, слід зазначити, що в при розробці структури нейронної мережі та при дослідженнях ефективності розрахунків за допомогою нейронних мереж використовується набір стандартних параметрів, які були продемонстровані також іншими авторами, тоді як нові ознаки та параметри (15) та (16) використані не були.



За результатами оцінки ступеня кореляції запропонованих параметрів (Таблиця 4) із САТ та ДАТ було прийнято рішення використовувати значення параметрів $PTT_1, PTT_5, PTT_9, T_4, TR_b, TR_c, TR_d, TR_e, TR_f, TR_g, TR_h, TR_i$, а також амплітудні співвідношення A_d, A_c, A_f, A_g, A_i як функції для визначення артеріального тиску, оскільки значення цих параметрів за модулем мають більші значення кореляції зі значеннями артеріального тиску, ніж інші параметри. Параметри підбирались таким чином, щоб їх модульні значення коефіцієнта кореляції для систолічного та діастолічного АТ були більшими за 0,3. На рисунку 38 представлена структура розробленої нейронної мережі.

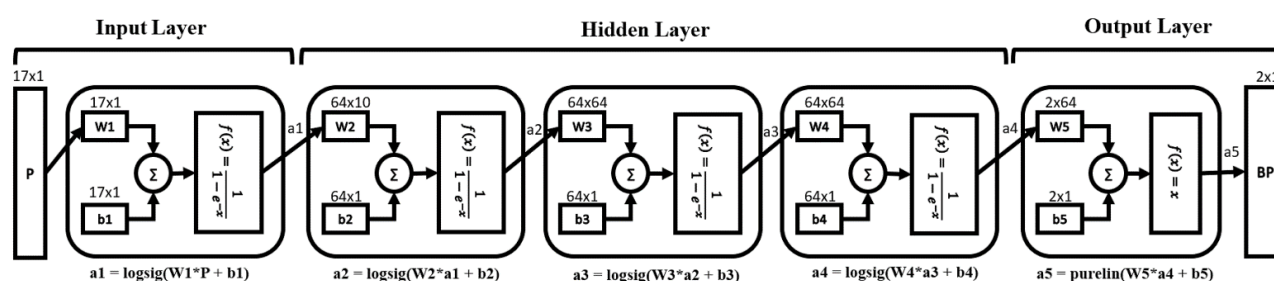


Рисунок 38 – Структура розробленої нейронної мережі для визначення значень САТ та ДАТ за 17 параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

Авторська розробка

Використовується нейронна мережу Feed-forward з одним вхідним шаром з 17 нейронами, трьома прихованими шарами по 64 нейрони на кожному шарі і одним вихідним шаром з двох нейронів. Кількість нейронів у вхідному шарі дорівнює кількості аналізованих параметрів, кількість нейронів у вихідному шарі визначається необхідністю розрахунку двох вихідних значень: систолічного та діастолічного артеріального тиску. На рисунку 39 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, на рисунку 40 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розробленої нейронної мережі. Результати відображені для того самого пацієнта, результати якого було відображено на рисунках 34 – 35.

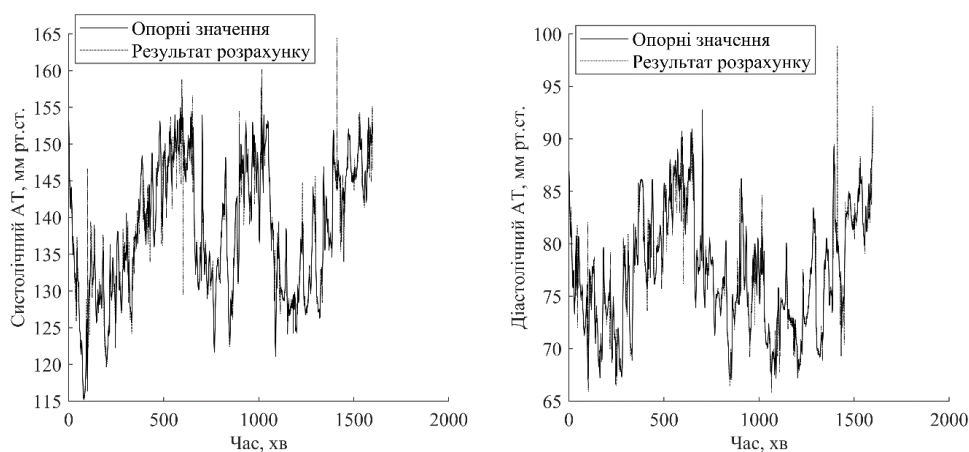


Рисунок 39 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

Авторська розробка

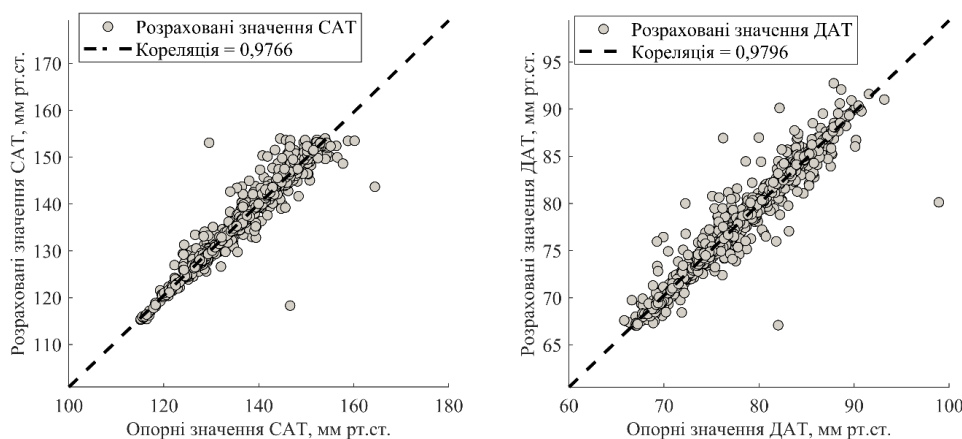


Рисунок 40 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

Авторська розробка

На рисунку 41 зображено гістограму розподілу помилок розрахунку САТ та ДАТ.

Якщо порівняти результати рисунків 40 та 36, видно, що при застосуванні додаткових параметрів, коефіцієнт кореляції був збільшений. Якщо подивитись на результати рисунків 37 та 41 значення RMSE при використанні нової нейронної мережі, яка використовує для розрахунків нові параметри, було зменшено. Результати розрахунків ефективності визначення параметрів САТ та ДАТ з використанням розробленої структури нейронної мережі для 130 пацієнтів наведено у таблиці 7.

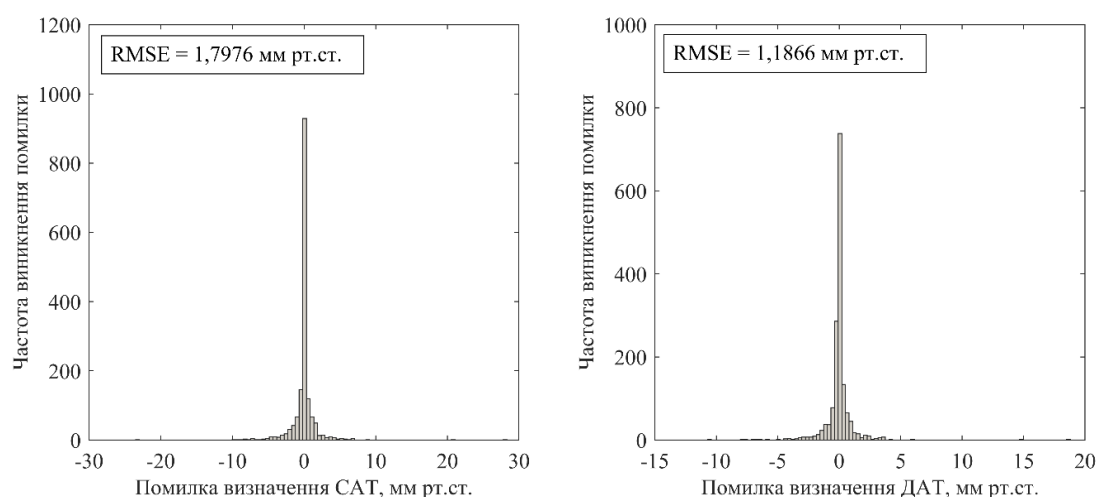


Рисунок 41 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

Авторська розробка

Таблиця 7 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні нового розширеного набору параметрів та нової нейронної мережі

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
mean	0,1193	0,057
RMSE	2,1759	1,3758
MAE	1,72	1,101
Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
SD	3,008	1,9
LoA верхній	6,015	3,774
LoA нижній	-5,777	-3,66
CI	0,053	-0,089

Авторська розробка

В таблиці 8 представлено результати порівняння ефективності визначення САТ та ДАТ за допомогою використання стандартних параметрів та двох нейронних мереж, а також за допомогою додаткових нових параметрів і однієї нейронної мережі, з результатами інших авторів.



Таблиця 8 – Результати порівняння ефективності розрахунку САТ та ДАТ різних систем

Дослідження	Кількість суб'єктів або фрагментів сигналів	Кількість моделей	САТ (MAE±SD), мм рт.ст.	ДАТ (MAE±SD), мм рт.ст.
Rong et al., [208]	11546 фрагментів	2	5.59±7.25	3.36±4.48
Kachuee et al., [209]	942 пацієнтів	2	11.17±10.09	5.35±6.14
Gaurav et al., [210]	3000 пацієнтів	2	4.47±6.85	3.21±4.72
Li et al., [232]		1	6.726±14.505	2.51±6.442
Malayeri et al., [231]	21334 фрагментів	1	4.04±5.81	2.29±3.39
Дослідження з двома НН	130 пацієнтів	2	3.59±4.37	2.92±3.7
Дослідження з однією НН	130 пацієнтів	1	1.72±3.008	1.101±1.9

Авторська розробка

Висновки

В ході проведення експериментальних досліджень з метою визначення АТ за допомогою параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ було визначено п'ять нових характерних точок ФПГ-піку, які не демонструвались в роботах інших авторів. На основі даних характерних точок було виконано розрахунок п'ятнадцяти нових класифікаційних ознак, які можуть бути використані для розрахунку значень АТ. На основі кореляційного аналізу стандартних та нових класифікаційних ознак, було виконано розрахунок ступеню лінійної залежності кожного параметру та значень АТ. Результати даного дослідження показують, що нові класифікаційні ознаки, які було запропоновано в роботі, мають більші модульні значення коефіцієнту кореляції Пірсона, аніж ознаки, які використовуються іншими авторами. Дана особливість вказує на те, що нові класифікаційні ознаки мають підвищити точність визначення значень АТ. Результати досліджень було перевірено за стандартом ААМІ та BHS.

Відповідно до стандарту ААМІ значення mean повинні бути нижчими за 5 мм рт.ст., стандартне відхилення має бути в межах 8 мм рт.ст. Експериментальні дослідження з оцінки значень артеріального тиску на основі параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ при використанні регресійних моделей та одного параметру РТТ без використання процедури калібрування показали, що



результати не відповідають стандарту ААМІ та не можуть бути використані в медичній практиці. При використанні розширеного набору параметрів із стандартних результати використання регресійних моделей так само не задовольняють значенням стандарту ААМІ.

При використанні нейронних мереж та розширеного набору параметрів, які використовуються іншими авторами, результати показують, що значення mean знаходиться в межах 0,055 та -0,014 мм рт. ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Значення стандартного відхилення знаходяться в межах 4,37 та 3.7 мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Ці результати відповідають стандарту ААМІ та можуть використовуватись в медичній практиці.

При використанні нейронних мереж та розширеного набору параметрів, а також нових класифікаційних ознак, запропонованих в роботі, значення mean знаходяться в діапазоні 0,1193 мм рт. ст. і 0,057 мм рт. ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Стандартне відхилення дорівнювало 3,008 мм рт.ст. і 1,8998 мм рт.ст. для систолічного і діастолічного АТ, відповідно. Ці результати показують, що точність розробленої системи відповідає стандарту ААМІ. Кумулятивний відсоток похибок для САТ становить 93,72, 99,28 і 99,48% відповідно, а для ДАТ - 97,64, 99,53 і 99,8% відповідно, що вище стандарту BHS класу А з 60, 85 і 95% значеннями порогового відсотку. Тобто, розроблений алгоритм з використанням додаткових нових класифікаційних ознак зменшує величину похибки визначення АТ, а також відповідає стандартам ААМІ та BHS. При використанні нових класифікаційних ознак, також вдалось зменшити величину середньоквадратичної похибки на 1.42 та 1,54 мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно.

Таким чином, використовуючи нові класифікаційні ознаки, запропоновані в роботі, можна досягти більшої точності при розрахунках АТ, а також видалити залежність від процедури калібрування за рахунок використання нейронних мереж.