

УДК 616.12-073.97:004.93

І.В. МИСЛОВСЬКИЙ, Я.І. ЯРОСЛАВСЬКИЙ

АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ КАРДІОСИГНАЛІВ

Вінницький національний технічний університет, 21021, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, e-mail: ihor.myslovskyy@gmail.com
Національний університет «Одеська Політехніка, Одеса, Україна

Анотація. У цій статті представлено огляд перспектив використання одновимірних згорткових нейронних мереж (1D CNN) для автоматизованої класифікації кардіосигналів. Проаналізовано ключові параметри ЕКГ-сигналу, необхідні для детекції патологій. Досліджено механіку роботи та архітектуру 1D CNN, висвітлено процес наскрізного навчання, який дозволяє мережі самостійно формувати приховані біомаркери без попереднього ручного маркування зубців P, Q, R, S, T. Зроблено порівняльний аналіз традиційних експертних систем та методів глибокого навчання, де обґрунтовано перевагу 1D CNN в умовах зашумлених даних та мобільного моніторингу. Класичні алгоритми створені для 12-канальних стаціонарних кардіографів у межах стаціонарів, натомість CNN дозволяють отримувати базову інформацію працюючи в одноканальному режимі (зі смарт-годинника чи фітнес-трекера) під час руху людини. Завдяки оптимізації та малим розміром, ці моделі можна розгорнути безпосередньо на мікропроцесорах пристроїв, забезпечуючи постійний моніторинг серця 24/7 без необхідності підключення до інтернету.

Ключові слова: електрокардіографія (ЕКГ), згорткові нейронні мережі, 1D CNN, ішемічна хвороба серця, глибоке навчання, обробка медичних сигналів, портативна діагностика.

Abstract. This work presents a detailed review of the prospects of using one-dimensional convolutional neural networks (1D CNN) for the automated classification of cardiac signals. The key parameters of ECG signal are analyzed. The mechanics and architecture of 1D CNNs are investigated, highlighting the End-to-End learning process that allows the network to autonomously extract complex biomarkers without prior manual annotation. A comparative analysis of traditional expert systems and deep learning methods is conducted, justifying the superiority of 1D CNNs in noisy data environments and mobile monitoring. Classical algorithms are designed for 12-channel stationary cardiographs within hospitals, while CNNs allow you to obtain basic information working in single-channel mode (from a smart watch or fitness tracker) during human movement. Due to optimization and small size, these models can be deployed directly on the microprocessors of devices, providing continuous heart monitoring 24/7 without the need for an Internet connection.

Keywords: electrocardiography (ECG), convolutional neural networks, 1D CNN, ischemic heart disease, deep learning, medical signal processing, wearable diagnostics.

DOI: 10.31649/1681-7893-2026-51-1-220-226

ВСТУП

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) залишаються провідною причиною смертності як у світі, так і в Україні. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), щороку від ССЗ помирає близько 17,9 мільйона людей, що становить приблизно 32% від усіх смертельних випадків на планеті [1]. В Україні ця статистика набуває ще критичних масштабів: на ССЗ припадає понад 60% усіх смертей [2], серед яких ішемічна хвороба серця (ІХС) стає причиною майже половини летальних наслідків від хвороб системи кровообігу.

Умови воєнного стану в Україні спричинили тривожну тенденцію — стрімке зміщення віку виявлення інфарктів та ішемічних станів у молодшу вікову групу. Якщо раніше критичні серцеві події були характерні переважно для пацієнтів віком від 60 років, то нині, на тлі хронічного стресу через військові дії, діагностування ІХС у віці 45–50 років стає дедалі частим явищем [3,4,5].

Ішемічна хвороба серця (ІХС) — це патологічний стан, який виникає внаслідок невідповідності між потребою серцевого м'яза (міокарда) у кисні та його реальним кровопостачанням.

Раннє виявлення цих патологій є вирішальним для своєчасного лікування та збереження життя пацієнта. Провідну роль у первинній діагностиці та моніторингу ІХС традиційно відіграє електрокардіографія (ЕКГ). Цей неінвазивний, доступний і швидкий метод залишається «золотим стандартом» для фіксації електричної активності серця в режимі реального часу. Аналіз морфології кардіосигналу дає змогу лікарям не лише підтвердити наявність гострого чи хронічного порушення кровопостачання, але й точно визначити локалізацію та обширність ішемічного ураження міокарда.

Методи отримання кардіосигналу зазнали радикальної еволюції. Якщо десятиліттями запис ЕКГ був можливий виключно за допомогою габаритних 12-канальних апаратів у клінічних умовах, то сьогодні діагностичний інструментарій розширився до рівня персональних носимих пристроїв (смарт-годинників, таких як Apple Watch, Samsung Galaxy Watch тощо). Завдяки постійному зростанню обчислювальної потужності вбудованих мікропроцесорів, сьогодні ці пристрої здатні не лише фіксувати електричний потенціал шкіри, але й здійснювати складний алгоритмічний аналіз сигналу локально. Це забезпечує можливість миттєвої початкової діагностики критичних станів безпосередньо користувачем ще до моменту звернення в медичний заклад або виклику швидкої допомоги [6,7,8].

Згідно з досліджень, портативні пристрої Apple Watch демонструють точність у виявленні фібриляції передсердь на рівні 94,8% (чутливість) та 95–99% (специфічність), конкуруючи з традиційною 12-канальною ЕКГ [3]. Дослідження Американської асоціації серця (АНА) показали, що моделі штучного інтелекту, які аналізують одноканальну ЕКГ зі смарт-годинника, здатні виявляти структурні патології серця із чутливістю 86% та надзвичайно високою негативною прогностичною цінністю (99%), що дозволяє надійно відкидати хибні тривоги, що робить їх потужним інструментом догоспітального скринінгу [4,9,10].

Подібні тенденції підкреслюють необхідність в застосуванні сучасних методів обробки сигналів на кшталт нейронних мереж для розкриття повного потенціалу сучасних пристроїв [11,12,13].

ФІЗІОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЇ

Електрокардіограма (ЕКГ) — це графічне або цифрове відображення електричних потенціалів, що виникають у серцевому м'язі під час його активності та провідності [5]. На рівні клітин серцевого м'яза деполяризація (скорочення) та реполяризація (розслаблення) генерують електричні імпульси. Електроди, розташовані на шкірі в стандартних позиціях, реєструють ці потенціали як функцію часу [14,15,16].

Стандартна ЕКГ реєструється з 12 відводів (ракурсів) зі швидкістю руху паперу 25 мм/секунду. Аналіз зводиться до інтерпретації (розшифровки) хвилеподібного сигналу і виділення його компонентів [17,18].

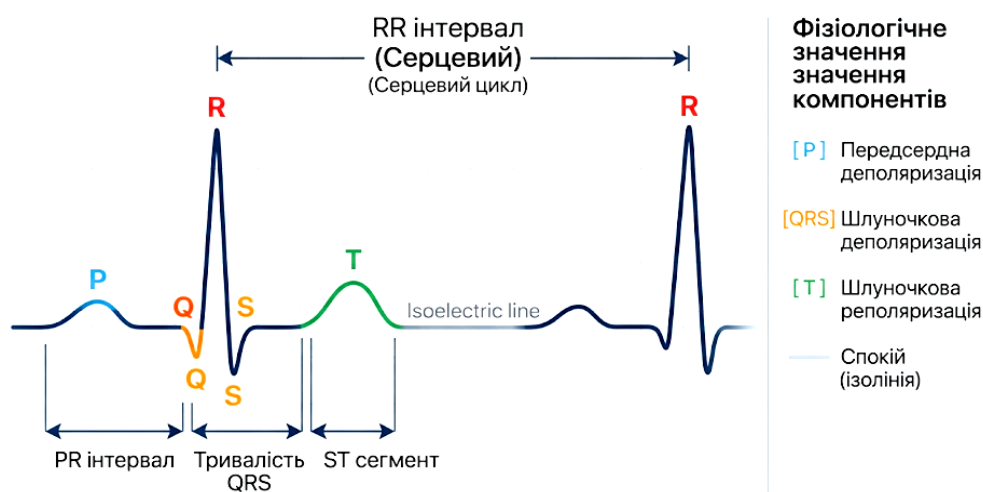


Рисунок 1 – Компоненти серцевого ритму

В аналізі ЕКГ розглядають наступні морфологічні параметри сигналу:

- Хвиля P - відображає деполаризацію передсердь (тривалість: 80–120 мс, амплітуда: до 2.5 мм у стандартних відведеннях);

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

- Комплекс QRS - відображає деполяризацію шлуночків (тривалість: 60–100 мс);
- Амплітуда зубця R (5–25 мм, основна цільовою точка при детекції серцевих скорочень, критичний компонент будь-якого алгоритму аналізу ЕКГ);
- Сегмент ST (діагностичний індикатор ішемії);
- Зубець T (реполяризація шлуночків);
- Інтервал QT / QTc (повний електричний цикл шлуночків).
- Ритмічні параметри (частота серцевих скорочень та варіабельність серцевого ритму).

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ЕКГ

Ручний аналіз ЕКГ. Клінічна оцінка проводиться досвідченим кардіологом за систематичним алгоритмом, ґрунтуючись на фізіологічних знаннях і клінічних критеріях[5]:

- Оцінка якості запису — перевірка базової лінії, визначення артефактів, стандартизація паперової швидкості
- Вимірювання інтервалів і сегментів — PR, QRS, QT, ST;
- Морфологічний аналіз — аналіз форми, амплітуди P, QRS, T у кожному відведенні;
- Постановка діагнозу — розпізнавання патологій.

Точність аналізу цілком залежить від кваліфікації кардіолога і зазвичай є достатньо високою. Недоліком є суб'єктивна складова та часова вартість (5–10 хв).

Автоматичні методи в медичних приладах.

Більшість портативних та стаціонарних ЕКГ-приладів, схвалених FDA/CE (Philips, GE, Schiller, Mortara), використовують класичні детерміновані методи цифрової обробки та алгоритми на основі правил. Зазвичай цей процес складається з наступних етапів.

Попередня обробка та очищення сигналу (preprocessing). ЕКГ - це слабкий сигнал, який завжди містить шумову компоненту (зумовлену м'язовою активністю пацієнта та впливом іншим електричних приладів). Першим кроком є серія математичних фільтрів:

- Фільтрація блукаючої ізолінії (вертикальний зсув всієї ізолінії спричинений диханням пацієнта). Використовують фільтри високих частот з частотою відсічки нижче 0.5 Гц.
- Усунення можливої складової від електричної мережі живлення (наведений сигнал від джерел живлення), в 50/60Гц (Європі/США). Використовуються режекторні фільтри.
- Фільтрація м'язового шуму - спричиненого скороченням скелетних м'язів, що утворюють високочастотний шум. Застосовуються фільтри низьких частот з частотою відсічки 100–150 Гц.

Математичне виділення ознак. Для постановки діагнозу необхідно виділити компоненти серцевого ритму. Основою детекції QRS-комплексів у режимі реального часу складає алгоритм Пан–Томпкінса (Pan–Tompkins, 1985). Широко використовується у клінічних моніторах, дефібриляторах та Holter-пристроях[6]. В ньому використовується серія математичних операцій (диференціювання для знаходження різких перепадів, піднесення до квадрата для посилення високих піків та інтегрування ковзним вікном) для безпомилкової детекції зубців R.

Більш сучасний метод - це Вейвлет-перетворення (Wavelet Transform)[7]. Він дозволяє аналізувати сигнал одночасно і в часі, і в частоті. Вейвлети чудово розпізнають складні морфології, наприклад, роздвоєні зубці P чи деформовані комплекси QRS. Дискретне вейвлет-перетворення дозволяє розкласти кардіосигнал на набори коефіцієнтів(апроксимації та деталізації), що дозволяє в подальшому видалити коефіцієнти деталізації найвищого рівня (де лежить шум) та коефіцієнти апроксимації найнижчого рівня (де лежить плавання ізолінії від дихання). Зробивши зворотне перетворення дозволяє отримати очищену ЕКГ, не створивши при цьому форму зубців.

Делініризація. Алгоритм Пан–Томпкінса дає можливість виявити положення R зубців на ЕКГ. Та цього не достатньо для класифікації можливої патології. Для визначення інших (P, Q, S, T та інших) позицій виконується тонка сегментація ЕКГ (делініризація). Алгоритм будується на пошуку локальних мінімумів та максимумів відносно визначеного R зубця у відповідності до очікуваної форми ЕКГ. Використовуються математичні методи як аналіз похідної, вейвлет-делініризація та інші.

Класифікація. Визначивши інтервальні та амплітудні параметри хвилі, прилад може сформулювати попередній діагноз та класифікація патології. Класифікація відбувається на базі експертної системи на основі правил (набору заданих умов, діапазонів параметрів за принципом дерева рішень, якщо-то). Система та набори правил для детермінованої автоматичної інтерпретації ЕКГ були сформовані в університеті Glasgow та відомі як Glasgow Method[8], запровадивши демографічний та клінічний контекст (врахування віку, статі, вплив медичних препаратів тощо).

Використовуючи детерміновані методи описані вище, сучасні ЕКГ прилади на базі експертних систем в цілому забезпечують достатній рівень достовірності автоматичної класифікації діаграм в умовах

стаціонарного використання та експлуатації підготовленим персоналом та залишаються золотим стандартом у клінічній практиці.

АКТУАЛЬНІСТЬ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Детермінованість, як сильна сторона класичних систем ЕКГ одночасно є і слабкою. Прилади працюють за фіксованими правилами, які добре описують ідеальні стани, та мають обмеження в застосуванні за їх межами, наприклад:

- Складність делінеаризації, пов'язана з необхідністю пошуку опорних точок (P, Q, R, S, T) для постановки діагнозу на основі відстаней між ними. У випадку тяжких патологій (шлуночкова тахікардія, де QRS зливається з T у суцільну синусоїду), алгоритм не може знайти цих точок;
- Робота в межах фіксованих правил. У випадку невідомої аномалії такий стан не буде діагностовано, або буде пропущено;
- Стаціонарність – класичні алгоритми потребують мінімізації можливих шумів викликаних рухливістю пацієнта, що унеможливає використання у мобільних та носимих рішеннях;
- Сфокусованість на багатоканальність. Мобільні рішення побудовані на основі одноканальних ЕКГ, що радикально зменшує кількість критеріїв доступних для класифікації і класичні класифікатори на базі Глазго не працюють в повній мірі;
- Складність математичного апарату(вейвлет-перетворення, обчислення похідних, нелінійні фільтри) для мобільних рішень (embedded та edge computing).

Згорткові нейронні мережі (CNN)[9] були створені для завдань комп'ютерного зору. У класичній архітектурі (для розпізнавання облич чи пухлин на МРТ) використовується 2D-згортка. Її ядро — це квадратна матриця, яка ковзає зображенням, шукаючи просторові патерни.

У випадку ЕКГ — це одновимірний (1D) часовий ряд, де єдина просторова вісь — це час (мілісекунди), а значення в кожній точці — це амплітуда електричної напруги міокарда. Для роботи з одновимірними даними, архітектуру CNN адаптують до одного виміру:

- векторне ковзання: ядро згортки не є квадратом(лінійний вектор чисел);
- пошук у часі - 1D-фільтри вчать знаходити специфічні коливання напруги(різкі стрибки, тривалі плато або аномальні частоти).

Головний інструмент мережі — це ядро згортки (kernel). Це просто невеличкий масив чисел (ваг). Мережа "накладає" це ядро на початок вхідного сигналу, виконує математичні операції, записує результат, а потім зсуває ядро на один або кілька кроків вправо. Цей процес повторюється до кінця сигналу. Кожне ядро вчиться виявляти певний локальний патерн(різкий стрибок вгору, специфічну частоту тощо).

В основі згорткового шару лежить операція дискретної взаємної кореляції (згортка), до якої додається зміщення (bias) та нелінійна функція активації.

Математично вихідне значення у на позиції i для одного фільтра обчислюється так:

$$y[i] = f \left(\sum_{k=0}^{K-1} w[k] \cdot x[i \cdot s + k] + b \right) \quad (1)$$

де:

- x — вхідний одновимірний масив (сигнал);
- $w[k]$ — масив ваг ядра згортки розміром;
- b — скалярне зміщення (bias);
- s — крок;
- f — нелінійна функція активації.

Тобто це просте поелементне множення вікна сигналу на ваги ядра з подальшим додаванням усіх результатів.

Структура та шари. Типова 1D CNN[10] для класифікації простого сигналу має ієрархічну структуру, де кожен наступний шар працює з більш абстрактними ознаками:

- вхідний шар приймає сирий сигнал.
- згортковий шар (Conv1D) - виконує математику, описану вище. На виході отримуємо масив ознак;

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

- функція активації (ReLU) - обнуляє всі від'ємні значення після згортки;
- шар агрегації (MaxPool1D) - стискає карти ознак, залишаючи лише найсильніші;
- розгортання (Flatten) - перетворює двовимірний тензор на один довгий одновимірний вектор;
- повнозв'язний шар (Dense / Fully Connected) - нейромережа, яка приймає зібрані ознаки і зводить їх до фінального рішення (ймовірність певної патології).

Процес навчання починається з ваг \square заповнених випадковими числами, виконуючі наступні кроки навчання відбувається їх постійне коригування:

- прямиий прохід (Forward Pass) - сигнал подається мережу, при початкових випадкових фільтрах, мережа видає випадковий діагноз;
- обчислення втрат (Loss Calculation) - математична функція порівнює передбачення з правильною відповіддю і видає "оцінку помилки" (Loss). Чим вища помилка, тим гірше спрацювала мережа;
- зворотне поширення помилки (Backpropagation) - ланцюгове правило диференціювання, алгоритм обчислює градієнти — тобто визначає, як саме зміна кожного окремого числа у фільтрах вплине на кінцеву помилку.
- Оптимізація (напр., Adam або SGD):

Цикл повторюється тисячі разів, що призводить до кристалізації випадкового шуму у ядрах згортки в математичні детектори частот, амплітуд та форм.

Для ЕКГ результуюча одновимірна згорткова мережа матиме наступну архітектуру:

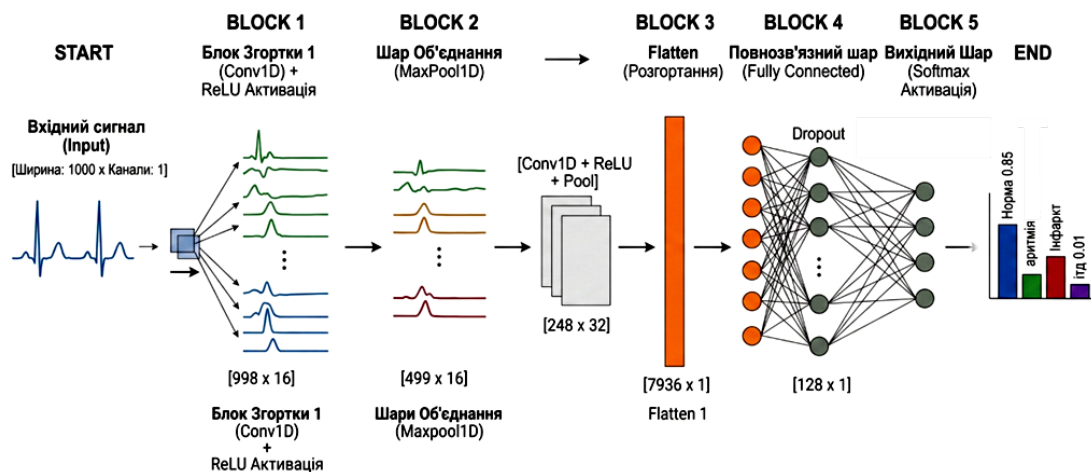


Рисунок 2 – Архітектура 1D CNN для багатокласової класифікації ЕКГ

Існуючі дослідження підтверджують перспективність використання CNN для класифікацій ЕКГ. Так дослідники Стенфордського університету [11] сфокусувалися на глибокому навчанні для отримання максимальної точності діагностики та розробили глибоку 34-шарову згорткову нейронну мережу, яка приймає на вхід сигнал ЕКГ довільної довжини та відображає його у послідовність міток ритму. У результаті 34-шарова CNN перевершила середні показники сертифікованих кардіологів за показниками повноти (чутливості) та точності прогнозування. Особливо помітною була перевага мережі у класифікації групи аритмій АВ-блокади, де важливо розрізнити небезпечні для життя стани та доброякісні ритми.

Іншим прикладом успішного застосування саме 1D CNN в умовах сильно обмежених математичних ресурсів є приклад легковагового навчання для використання у мікроконтролерах (TinyML) [12]. У цьому випадку використовується компактна 1D-CNN (близько 18500 параметрів), що складається з двох згорткових шарів, об'єднання (max pooling) та двох повнозв'язних шарів і оптимізована для зменшеного завдання класифікації на 3 класи (нормальний, шлуночковий та надшлуночковий ритми). Об'єм пам'яті, який вимагає модель, склав менше ніж 24 КБ, що дозволило повністю розгорнути її на 8-бітному мікроконтролері та час аналізу у середньому склав 200 мс на одне серцебиття.

ВИСНОВКИ

У цій статті представлено огляд перспектив використання одновимірних згорткових нейронних мереж (1D CNN) для автоматизованої класифікації кардіосигналів. Проаналізовано ключові параметри ЕКГ-сигналу, необхідні для детекції патологій. Досліджено механіку роботи та архітектуру 1D CNN, висвітлено процес наскрізного навчання, який дозволяє мережі самостійно формувати приховані біомаркери без попереднього ручного маркування зубців P, Q, R, S, T. Зроблено порівняльний аналіз

традиційних експертних систем та методів глибокого навчання, де обґрунтовано перевагу 1D CNN в умовах зашумлених даних та мобільного моніторингу.

Підсумовуючи, можна сказати, що використання згорткових нейронних мереж в аналізі електрокардіограм — це перехід від ручного конструювання математичних правил до алгоритмів, що самостійно навчаються на масивах клінічних даних. Класичні цифрові методи (алгоритм Пана-Томпкінса) і їхня багатокрокова архітектура є надто крихкою: помилка на етапі пошуку зубця Р неминуче призводить до хибного діагнозу на фінальному етапі. Згорткові нейронні мережі вирішують цю проблему, аналізуючи сигнал цілком і самостійно знаходять нелінійні морфологічні ознаки, ігноруючи шуми та артефакти.

Класичні алгоритми створені для 12-канальних стаціонарних кардіографів у межах стаціонарів, натомість CNN дозволяють отримувати базову інформацію працюючи в одноканальному режимі (зі смарт-годинника чи фітнес-трекера) під час руху людини. Завдяки оптимізації та малим розміром, ці моделі можна розгорнути безпосередньо на мікропроцесорах пристроїв, забезпечуючи постійний моніторинг серця.

ПОДЯКА

Дослідження виконано за підтримки проекту (№ держреєстрації 0126U002270) Міністерства освіти і науки України

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. Cardiovascular diseases (CVDs) [Електронний ресурс] / World Health Organization. — Режим доступу: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-cvds> (дата звернення: 10.05.2026).
2. Resolution of the round table on the topic: “Be on guard of your heart – activation of measures to overcome behavioral risk factors for cardiovascular diseases”, Kyiv, September 29, 2023 [Electronic resource]. URL: <https://komzdrav.rada.gov.ua/uploads/documents/33265.pdf> (address 10.05.2026).
3. Diagnostic Accuracy of Apple Watch Electrocardiogram for Atrial Fibrillation A Systematic Review and Meta-Analysis / S. Shahid, M. Iqbal, H. Saeed // JACC: Advances. — 2025. — Vol. 4.
4. An AI tool detected structural heart disease in adults using a smartwatch [Електронний ресурс] / American Heart Association. — 2025. — Режим доступу: <https://newsroom.heart.org/news/an-ai-tool-detected-structural-heart-disease-in-adults-using-a-smartwatch> (дата звернення: 10.05.2026)
5. Hampton J. R. The ECG Made Easy. — 9 ed. — Edinburgh : Elsevier, 2019.
6. Pan J., Tompkins W. J. A real-time QRS detection algorithm // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. — 1985. — Vol. 32, № 3.— DOI:10.1109/TBME.1985.325532.
7. Addison P. S. Wavelet transforms and the ECG// Physiological Measurement. — 2005. — Vol. 26, № 5. — P. R155–R199. — DOI: 10.1088/0967-3334/26/5/R01.
8. Macfarlane P. W., Latif A., Bogaert Y. The University of Glasgow (Uni-G) ECG analysis program // Computers in Cardiology. — 2005. — Vol. 32. — P. 451–454. — DOI: 10.1109/CIC.2005.1588134.
9. Goodfellow I. Convolutional Networks / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville // Deep Learning. — Cambridge : MIT Press, 2016. — Ch. 9.
10. 1D convolutional neural networks and applications: A survey / S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber// Mechanical Systems and Signal Processing. — 2021. — Vol. 151. — P. 107398. — DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.107398>.
11. Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks / P. Rajpurkar, A. Y. Hannun, M. Haghpanahi [et al.] // arXiv. — 2017. — URL: <https://arxiv.org/pdf/1707.01836>.
12. Real-Time Cardiac Arrhythmia Classification Using TinyML on Ultra-Low-Cost Microcontrollers: A Feasibility Study for Resource-Constrained Environments / M. Zambrano-de la Torre, S. Guzman-Alfaro, A. Acuña-Correa [et al.] // Bioengineering. — 2026. — Vol. 13, № 5. — P. 532. — DOI: 10.3390/bioengineering13050532.
13. Pavlov S. V. Information Technology in Medical Diagnostics //Waldemar Wójcik, Andrzej Smolarz, July 11, 2017 by CRC Press - 210 Pages.
14. Wójcik W., Pavlov S., Kalimoldayev M. Information Technology in Medical Diagnostics II. London: (2019). Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. — 336 Pages.
15. Highly linear Microelectronic Sensors Signal Converters Based on Push-Pull Amplifier Circuits / edited by Waldemar Wojcik and Sergii Pavlov, Monograph, (2022) NR 181, Lublin, Comitet Inzynierii Srodowiska PAN, 283 Pages. ISBN 978-83-63714-80-2.

16. Pavlov Sergii, Avrunin Oleg, Hrushko Oleksandr, and etc. System of three-dimensional human face images formation for plastic and reconstructive medicine // Teaching and subjects on bio-medical engineering Approaches and experiences from the BIOART-project Peter Arras and David Luengo (Eds.), 2021, Corresponding authors, Peter Arras and David Luengo. Printed by Acco cv, Leuven (Belgium). - 22 P. ISBN: 978-94-641-4245-7.
17. Kanishyna Tetiana, Pavlov Volodymyr, etc. "Study of tissue microcirculation disorders after tooth extraction by photoplethysmography in diabetic patients", Proc. SPIE 12476, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High Energy Physics Experiments 2022, 1247603 (12 December 2022); <https://doi.org/10.1117/12.2657895>.
18. D. Miloserdov, O. Kolesnitsky, O. . Volosovych, Sh. . Zhumagulova, and O. Korolenko, "Classification of electrocardiograms as a dynamic process based on a spiking neural network", Opt-el. inf-energ. tech., vol. 48, no. 2, pp. 68–77, Nov 2024.

Дата надходження: 10.02.2026

Дата прийняття до друку після рецензування: 28.03.2026

Дата публікації: 18.06.2026

*Ця робота ліцензується відповідно до
[Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)*

МИСЛОВСЬКИЙ ІГОР ВАЛЕРІЙОВИЧ — аспірант кафедри БМІОЕС, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця,
e-mail: ihor.myslovskyy@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0009-3925-3551>

ЯРОСЛАВСЬКИЙ ЯРОСЛАВ ІВАНОВИЧ – к.т.н., старший викладач кафедри біомедичної інженерії, Національний університет «Одеська Політехніка, директор, ДП «Вінницький науково-дослідний та проектний інститут землеустрою», Вінниця, Україна,
e-mail: yaroslavskyydzk@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0000-1603-9055>

Ihor MYSLOVSKYY, Yaroslav YAROSLAVSKYI

**ANALYSIS OF THE FEATURES OF USING CONGRESSIONAL NEURAL NETWORKS FOR THE
CLASSIFICATION OF CARDIAC SIGNALS**

Vinnitsia National Technical University, Vinnitsia, Ukraine
Odessa Polytechnic National University,

SE "Vinnitsia Research and Design Institute of Land Management", Vinnitsia, Ukraine