

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-57>
УДК 004.942:519.216:616.12-073.7

СВЕРСТІЮК АНДРІЙ

Тернопільський національний технічний університет імені І. Пулюя,
Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського
<https://orcid.org/0000-0001-8644-0776>

e-mail: sverstyuk@tdmu.edu.ua

МОСІЙ ЛЮБОМИР

Тернопільський національний технічний університет імені І. Пулюя
<https://orcid.org/0009-0000-9778-331X>

e-mail: mosiy@gmail.com

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ВАРІАЦІЙ ЕКСТРЕМУМІВ ХАРАКТЕРИСТИЧНИХ ЗУБЦІВ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛІВ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНОЇ ФУНКЦІЇ АМПЛІТУДНОЇ ВАРІАБЕЛЬНОСТІ

У роботі представлено математична модель варіацій екстремумів характеристичних зубців електрокардіосигналів на основі дискретної функції амплітудної варіабельності, яка в комплексі з існуючими методами моделювання дасть змогу підвищити якість та точність кардіодіагностики. Вона враховує амплітудні значення характеристичних зубців ЕКС (P, Q, R, S і T) та їх зміни між послідовними кардіоциклами. Функція амплітудної варіабельності визначається як різниця між амплітудами відповідних зубців у поточному та попередньому кардіоциклах, що дозволяє кількісно оцінити нестабільність амплітудних характеристик. На прикладі аналізу електрокардіосигналів пацієнтів з діагнозом умовна норма та екстрасистолією продемонстровано діагностичну цінність запропонованої моделі. Виявлено, що при нормальному функціонуванні серцево-судинної системи функція амплітудної варіабельності характеризується меншою варіативністю та амплітудою, тоді як при патологічних станах спостерігаються значні відхилення та нерегулярність показників. Розроблений метод може бути використаний для автоматизованої кардіодіагностики та раннього виявлення серцевих аномалій, що сприятиме своєчасному лікуванню та профілактиці серцево-судинних захворювань.

Ключові слова: електрокардіосигнал, функція амплітудної варіабельності, кардіодіагностика, математичне моделювання, амплітудні значення, характеристичні зубці, серцево-судинні патології, штучний інтелект.

SVERSTIUK ANDRII

Ternopil Ivan Puluj National Technical University,
Ternopil Ivan Horbachevsky National Medical University

MOSIY LYUBOMYR

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

MATHEMATICAL MODEL OF EXTREMA VARIATIONS IN CHARACTERISTIC WAVES OF ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNALS BASED ON A DISCRETE FUNCTION OF AMPLITUDE VARIABILITY

The article presents a mathematical model of extrema variations of characteristic waves of electrocardiographic signals based on a discrete function of amplitude variability, which allows detecting signs of cardiovascular pathologies. The proposed model takes into account the amplitude values of the characteristic ECG waves (P, Q, R, S, and T) and their changes between consecutive cardiac cycles. The function of amplitude variability is defined as the difference between the amplitudes of the corresponding teeth in the current and previous cardiac cycles, which allows quantifying the instability of the amplitude characteristics.

The diagnostic value of the proposed model is demonstrated through the analysis of electrocardiogram signals from patients with conditional norm and extrasystole. It was found that during normal functioning of the cardiovascular system, the amplitude variability function is characterized by lower variability and amplitude, whereas in pathological conditions, significant deviations and irregularity of indicators are observed. The method provides reliable differentiation between normal and pathological cardiac states, with particularly pronounced differences in the amplitude variability patterns of R and T waves during extrasystole compared to normal cardiac function.

The developed method can be used for automated cardiac diagnostics, which will facilitate timely treatment and prevention of cardiovascular diseases. The amplitude variability function offers new diagnostic features that complement traditional ECS analysis by focusing on dynamic changes in wave amplitudes during cardiac cycles rather than static morphological features. This approach opens up new possibilities for predictive modeling in cardiology and can be integrated into existing diagnostic systems to increase their sensitivity and specificity for detecting cardiac disorders before they develop into more severe conditions.

Keywords: electrocardiogram signal, amplitude variability function, cardiac diagnostics, mathematical modeling, amplitude values, characteristic waves, cardiovascular pathologies, artificial intelligence.

Стаття надійшла до редакції / Received 23.05.2025

Прийнята до друку / Accepted 26.06.2025

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасна кардіодіагностика потребує високоточних математичних моделей для аналізу електрокардіосигналів (ЕКС), які б дозволяли виявляти та диференціювати патологічні стани серцево-судинної системи (ССС) на ранніх стадіях. Існуючі методи моделювання ЕКС переважно зосереджуються на часових характеристиках або повній морфології сигналу, проте недостатньо уваги приділяється систематичному аналізу амплітудних значень характеристичних зубців, які несуть критично важливу

діагностичну інформацію. Зміна амплітуди зубців P, Q, R, S і T відображає електрофізіологічні процеси в серці та може слугувати раннім індикатором патологічних змін, однак для ефективного використання цих даних необхідна розробка спеціалізованих математичних моделей.

Аналіз досліджень та публікацій

Графічне зображення ЕКС є життєво важливим діагностичним інструментом у кардіології, пропонуючи неінвазивний метод для оцінки електричної активності серця та виявлення різних серцево-судинних захворювань. Електрокардіографія – це широко використовувана медична технологія, яка швидко і надійно оцінює здоров'я серцево-судинної системи пацієнта [1]. Аналіз сигналу ЕКГ, який фіксує електричну активність серця, має вирішальне значення для прогнозування серцевих аномалій [2]. Форми хвиль та інтервали на ЕКГ надають цінну інформацію про роботу серця та дають змогу клінічним лікарям виявляти відхилення від нормальних ритмів та форм кардіосигналів [3].

Математичні моделі мають важливе значення для аналізу та інтерпретації сигналів електрокардіограми, пропонуючи основу для розуміння основних фізіологічних процесів і виявлення відхилень [4]. Ці моделі варіюються від простих представлень окремих форм сигналів до складних симуляцій всієї серцевої електричної системи. Математичні моделі пропонують кількісний підхід до вивчення складності сигналу ЕКГ, що дозволяє дослідникам і лікарям-клініцистам отримати більш глибоке розуміння електрофізіології серця та підвищити діагностичну точність [5].

Один із фундаментальних підходів передбачає моделювання окремих компонентів форми сигналу ЕКГ, таких як зубець P, комплекс QRS і зубець T, за допомогою математичних функцій [6]. Наприклад, гаусові функції або поліноміальні функції можуть бути використані для наближення форми та тривалості цих хвиль, що дозволяє автоматично виявляти та вимірювати характеристики форми сигналу [7]. Науковці [8] запропонували авторегресійну модель на основі зв'язаних диференціальних рівнянь для генерації тахограм і сигналів ЕКГ, продемонструвавши хороше узгодження з експериментальними даними за допомогою графіків Пуанкаре та аналізу відхилень від тренду. Також [9] дослідили модель МакШеррі, доповнивши її шумовими і синусоїдальними членами для відтворення сигналів ЕКГ, що вказують на серцево-судинні аномалії, підтверджені реальними клінічними даними.

Математичні моделі мають вирішальне значення для автоматизованого аналізу ЕКГ, що дозволяє виявляти аномалії та виділяти ключові діагностичні ознаки. Цей аналіз спирається на методи цифрової обробки сигналів для вилучення та аналізу різних компонентів ЕКГ, при цьому методи вейвлет-перетворення показують багатообіцяючі результати у вивченні часово-частотних характеристик [10]. Інтеграція передової обробки сигналів з математичними моделями підвищує точність і надійність інтерпретації ЕКГ, що в кінцевому підсумку призводить до покращення догляду за пацієнтами [11].

Крім того, математичні моделі можуть імітувати поширення електричних імпульсів через серце, надаючи уявлення про просторовий розподіл електричної активності та механізми, що лежать в основі аритмій [12]. Ці моделі часто включають детальні анатомічні та електрофізіологічні дані для представлення складної структури серця та поведінки серцевих клітин [13]. Таке моделювання може допомогти у визначенні потенційних цільових ділянок для катетерної абляції, процедури, яка використовується для лікування певних типів аритмій [14]. Розуміння напруги та напрямку електричних подій серця є фундаментальним для інтерпретації електрокардіограм у 12 відведеннях [15]. Однак зменшена кількість відведень, що використовуються в сучасних носимих пристроях, може бути менш точною для вимірювання здоров'я серця або недостатньою для виявлення більш складних серцево-судинних станів порівняно зі стандартними ЕКГ у 12 відведеннях [16]. Автори [17] представили чисельну модель, що використовує диференціальні рівняння в частинних похідних для створення реалістичних 12-відведень ЕКГ, підкреслюючи важливість таких факторів, як анізотропія і гетерогенність клітин для досягнення точного моделювання. Ці дослідження в сукупності сприяють кращому розумінню і моделюванню сигналів ЕКГ в клінічних умовах.

Аналіз методів моделювання, опрацювання та класифікації ЕКС демонструє еволюцію методології обробки сигналів, яка полягає в переході від звичайних методів до застосування сучасних технологій штучного інтелекту. Зокрема, використання глибоких нейронних мереж (CNN, DCNN) для класифікації ЕКС з високою точністю (до 99%), створення комбінованих архітектур (наприклад, CNN-Transformer, нейро-нечіткі системи), та використання машинного навчання для автоматизованої діагностики захворювань серця [18]. У статті [19] запропонована модель циклічного дискретного випадкового процесу з функцією часового ритму, яка включає амплітудні значення характерних зубців ЕКС (P, Q, R, S, T). Ця модель ефективно відображає притаманну сигналам ЕКС циклічність, враховуючи при цьому їх стохастичні варіації та відповідні амплітудні значення діагностичних зубців. Робота [20] присвячено розробці математичного та алгоритмічно-програмного опрацювання ЕКС при фізичному навантаженні у кардіодіагностичних системах на базі адекватної математичної моделі та методу опрацювання ЕКС. Обґрунтовано нове застосування періодично корельованого випадкового процесу як математичної моделі електрокардіосигналу при фізичному навантаженні, яка враховує у своїй структурі поєднання властивостей періодичності зі стохастичністю.

Застосування методів машинного навчання підвищило швидкість та точність аналізу ЕКС, дозволивши розробляти складні алгоритми для автоматичної діагностики та урахування ризиків. Моделі глибокого навчання, зокрема, продемонстрували надзвичайні можливості в аналізі необроблених ЕКС без необхідності ручної розробки функцій [21]. Ці моделі можна навчити розпізнавати тонкі закономірності та

аномалії, які можуть бути пропущені традиційними методами, підвищуючи точність та ефективність інтерпретації ЕКГ [22]. Однак ці моделі глибокого навчання вимагають великих наборів даних, які можуть бути незбалансованими через нерівномірний розподіл різних типів серцевих скорочень [23].

Інтеграція штучного інтелекту в технологію ЕКГ полегшує клінічну діагностику та виявлення рідкісних серцевих порушень [24]. Використання алгоритмів машинного навчання має значний потенціал у діагностиці та лікуванні захворювань серця [25]. Це включає можливості для раннього виявлення за допомогою дистанційного моніторингу та вдосконалення персоналізованих стратегій лікування [26]. Ітеративний характер машинного навчання сприяє безперервній адаптації, що призводить до вдосконалення діагностичних і прогностичних моделей, які можуть підвищити точність і ефективність лікування ССЗ, тим самим сприяючи кращим результатам для пацієнтів [27].

Дослідження українські науковці [28], зосереджені на моделюванні та аналізі циклічних дискретних випадкових процесів зі змінним ритмом, розробили метод комп'ютерного моделювання циклічних сигналів з використанням циклічних випадкових процесів, що включає статистичні оцінки та дискретні функції ритму. У 2023 році автор [29] представив ритмо-адаптивні розклади в ряд Фур'є для циклічних числових функцій та імовірнісних характеристик циклічних випадкових процесів, продемонструвавши покращену ефективність порівняно з класичними методами Фур'є. А в 2024 році [30] дослідник запропонував ритмо-адаптивні методи статистичного оцінювання циклічних випадкових процесів, довівши їх незміщеність та узгодженість, а також продемонстрував вищу продуктивність порівняно з не ритмо-адаптивними методами, зокрема для сигналів ЕКГ. Також у роботі [31] науковці представили адаптивний метод оцінки дискретних ритмічних структур циклічних сигналів з використанням різних методів інтерполяції, що підвищує точність обробки циклічних сигналів. Ці досягнення сприяють більш точному моделюванню та аналізу циклічних стохастичних сигналів з нерегулярним ритмом у різних сферах застосування.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є розробка математичної моделі варіацій екстремумів характеристичних зубців ЕКС на основі дискретної функції амплітудної варіабельності та дослідження її діагностичної цінності для діагностики ССЗ. Для досягнення поставленої мети було визначено такі завдання:

1. Розробити математичну модель варіацій екстремумів характеристичних зубців ЕКС на основі дискретної функції амплітудної варіабельності, яка враховує зміни амплітудних значень характеристичних зубців ЕКС (P, Q, R, S, T) між послідовними кардіоциклами.
2. Дослідити особливості функції амплітудної варіабельності в умовах нормального функціонування ССС та при наявності патологій (зокрема, екстрасистолії).
3. Визначити кількісні показники та діагностичні ознаки, що характеризують стан ССС на основі аналізу функції амплітудної варіабельності ЕКС.
4. Оцінити ефективність запропонованої моделі для диференціації нормальних та патологічних станів ССС на ранніх стадіях.
5. Визначити потенціал використання розробленої моделі для створення автоматизованих систем кардіодіагностики.

Результати дослідження можна використати для удосконалення методів автоматизованої діагностики ССЗ, розробки нових алгоритмів класифікації кардіологічних патологій на основі амплітудних характеристик ЕКС, створення програмного забезпечення для систем дистанційного моніторингу стану пацієнтів з ССЗ, а також для підвищення точності раннього виявлення аритмій та інших порушень серцевої діяльності.

Матеріали та методи дослідження включають методи математичного моделювання сигналів, статистичні методи аналізу сигналів, цифрову обробку сигналів, програмні засоби для аналізу та візуалізації ЕКГ. Експериментальна частина дослідження базується на аналізі реальних ЕКС, отриманих від здорових пацієнтів та пацієнтів з діагностованою екстрасистолією, з використанням стандартної методики реєстрації ЕКС у 12 відведеннях.

Виклад основного матеріалу

На основі систематичного огляду публікацій з моделювання та класифікації ЕКС запропонована модель варіацій екстремумів характеристичних зубців ЕКС на основі дискретної функції амплітудної варіабельності для діагностування стану серцево-судинних патологій, що враховує амплітудні значення характеристичних зубців ЕКС (P, Q, R, S i T). Застосування методів математичного моделювання дають змогу розробити ефективні методи дослідження амплітудної варіабельності ЕКС на основі її математичної моделі для виділення нових діагностичних ознак серцево-судинних патологій.

Для моделювання амплітудної варіабельності зубців ЕКС введено множину $I = \{P, Q, R, S, T\}$, що представляє типи характеристичних зубців сигналу. Для кожного типу зубців $k \in I$ та кожного циклу $m \in \mathbb{Z}$ з кроком дискретизації $m = 1$ визначається амплітудне значення $A_k(m)$, яке представляє амплітуду відповідного зубця в межах відповідного кардіоциклу. Математичну модель амплітудної варіабельності подано у вигляді функції $V_k(m)$, що враховує амплітудні значення характеристичних зубців ЕКС:

$$V_k(m) = A_k(m) - A_k(m - 1), \quad k \in \{P, Q, R, S, T\}, \quad m \in \mathbb{Z}, \quad (1)$$

де $A_k(m)$ – амплітуда k -го типу піку в m -му кардіоциклі (мВ);

$A_k(m - 1)$ – амплітуда k -го типу піку в попередньому валідному кардіоциклі (мВ);

$V_k(m)$ – значення функції амплітудної варіабельності зубців ЕКС, що відображає зміну амплітуди зубця k -го типу між поточним m та попереднім кардіоциклом ($m-1$).

Функція амплітудної варіабельності $V_k(m)$ визначена на множині $I \times Z$, де I – множина типів піків {P, Q, R, S, T}, а Z – множина індексів кардіоциклів. Дана функція характеризується наступними властивостями:

1. $V_k(m)$ може набувати як додатних, так і від’ємних значень, що відповідає збільшенню чи зменшенню амплітуди зубців від кардіоциклу до m -го кардіоциклу.

2. Для кожного типу k -го зубця функція $V_k(m)$ утворює послідовність значень $\{(A_k(m) - A_k(m-1)), n \in Z\}$.

3. У випадку нормального функціонування серцево-судинної системи значення $V_k(m)$ мають меншу варіативність та амплітуду (в ідеалі прямує до 0), тоді як при патологічних станах спостерігаються значні відхилення та нерегулярність.

У практичному застосуванні проаналізовано ЕКС в умовах нормальної серцевої функції та у хворих на екстрасистолію за допомогою функції амплітудної варіабельності зубців ЕКС. На рисунку 1 представлено графічне зображення ЕКС здорового пацієнта (діагноз: умовна норма). Графічне зображення функції амплітудної варіабельності пацієнта в стані умовної норми $V_P(m)$ для зубця Р представлено на рисунку 2, для зубця R ($V_R(m)$) та зубця T ($V_T(m)$) представлено на рисунках 3–4.

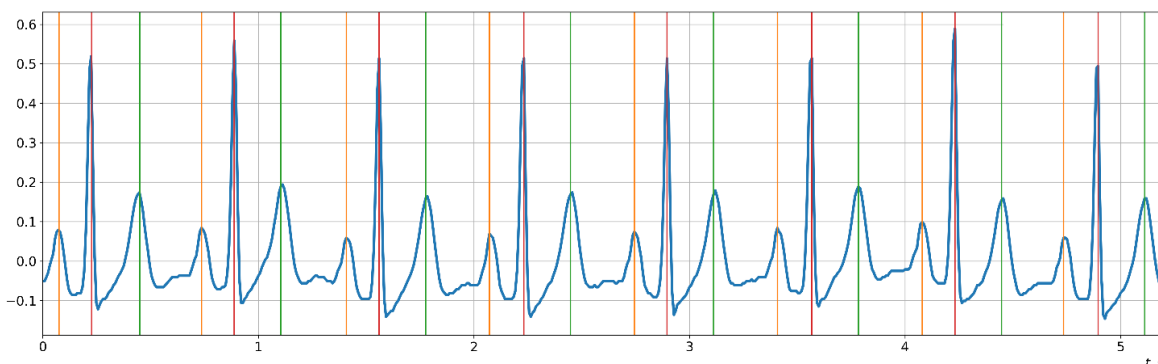


Рис. 1. Графічне зображення ЕКС здорового пацієнта (діагноз: умовна норма)

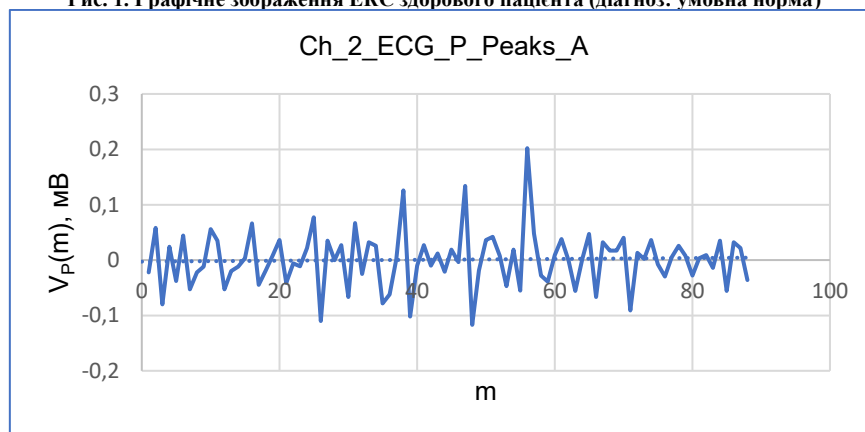


Рис. 2. Функція амплітудної варіабельності $V_P(m)$ зубців Р електрокардіосигналів (діагноз: умовна норма)

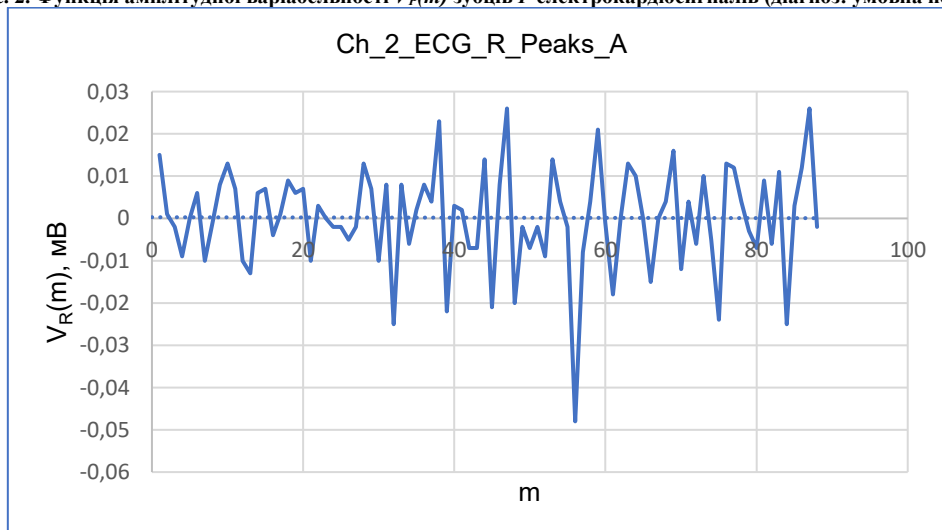


Рис. 3. Функція амплітудної варіабельності $V_R(m)$ зубців R електрокардіосигналів (діагноз: умовна норма)

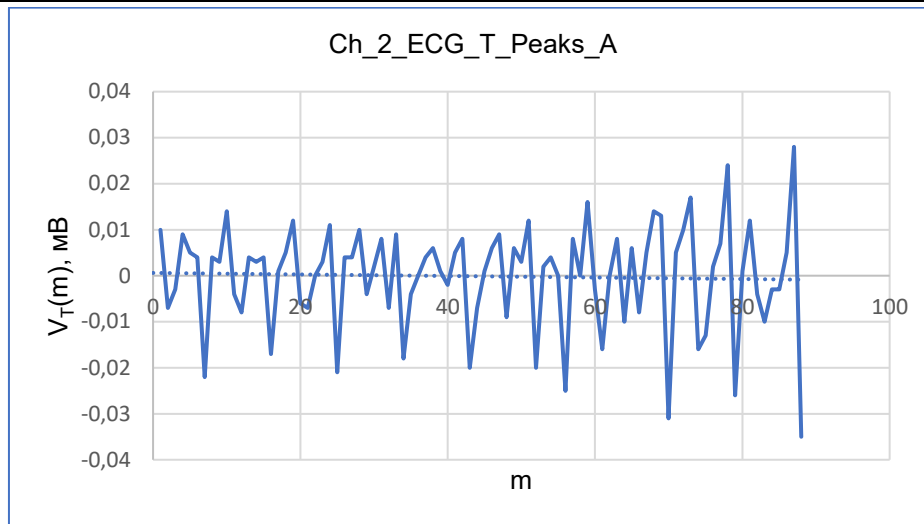


Рис. 4. Функція амплітудної варіабельності $V_T(m)$ зубців T електрокардіосигналів (діагноз: умовна норма)

Графічне зображення ЕКС пацієнта з серцевою патологією (діагноз: екстрасистолія) показано на рисунку 5. Графічне зображення функції амплітудної варіабельності пацієнта з екстрасистолією $V_P(m)$ для зубця Р представлено на рисунку 6, для зубця R ($V_R(m)$) та зубця T ($V_T(m)$) представлені на рисунках 7–8.

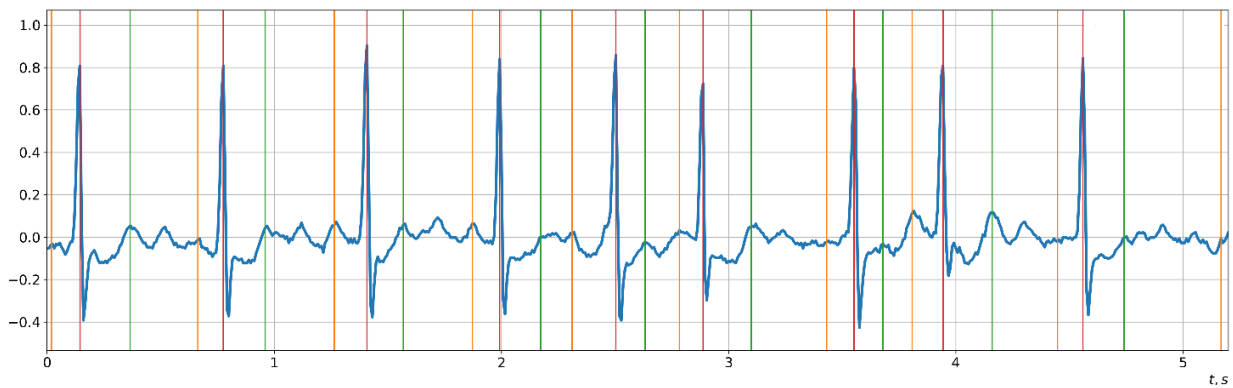


Рис. 5. Графічне зображення ЕКС пацієнта з серцевою патологією (діагноз: екстрасистолія)

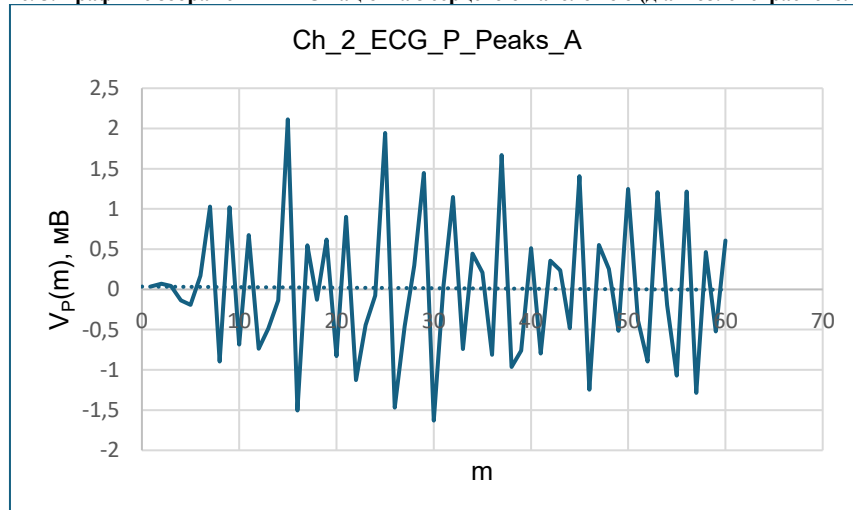
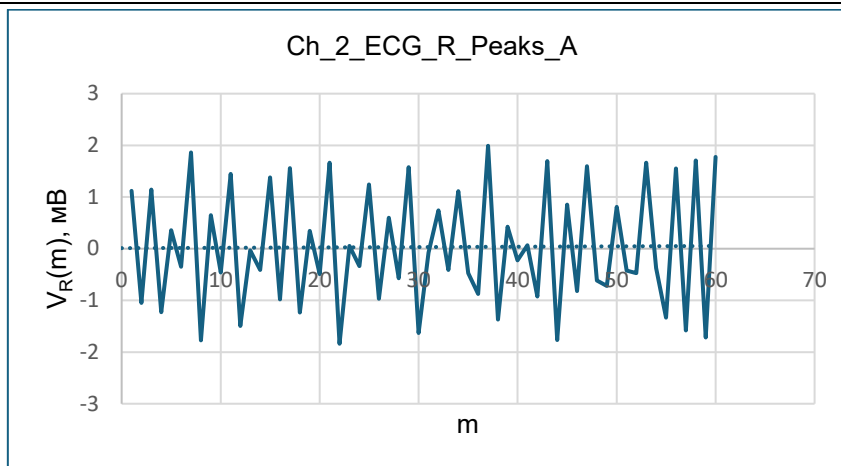
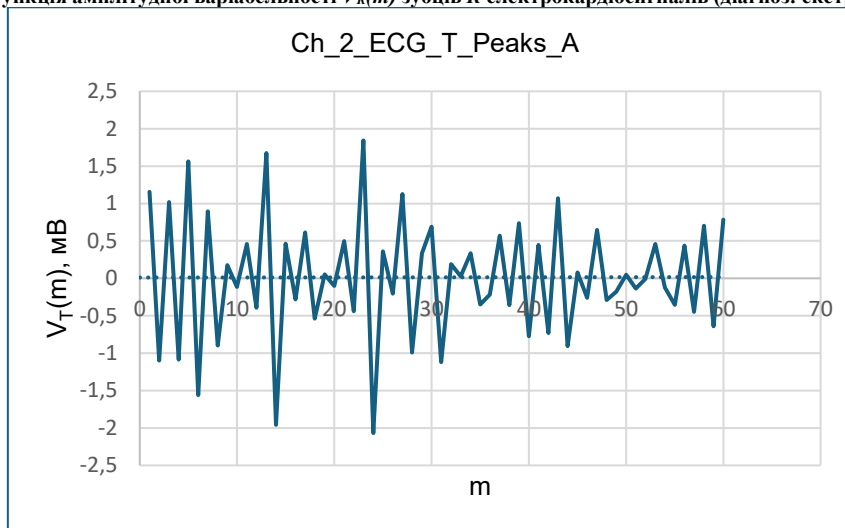


Рис. 6. Функція амплітудної варіабельності $V_P(m)$ зубців P електрокардіосигналів (діагноз: екстрасистолія)

Рис. 7. Функція амплітудної варіабельності $V_R(m)$ зубців R електрокардіосигналів (діагноз: екстрасистоія)Рис. 8. Функція амплітудної варіабельності $V_T(m)$ зубців T електрокардіосигналів (діагноз: екстрасистоія)

Для кількісного підтвердження візуальних спостережень з графіків проведено статистичний аналіз функції амплітудної варіабельності для зубців P, R і T при діагнозі умовна норма та екстрасистоії. Результати статистичного аналізу представлені в Таблиці 1.

Таблиця 1

Статистичний аналіз функції амплітудної варіабельності (ФАВ) для зубців P, R, T при діагнозі умовна норма та екстрасистоії

Статистичний показник	Математичне позначення	Умовна норма			Екстрасистоія		
		P	R	T	P	R	T
Середнє значення, мВ	μ_v	0,0008	0,0002	-0,0001	0,015	0,032	0,014
Стандартне відхилення, мВ	σ_v	0,05	0,01	0,01	0,9	1,2	0,8
Розмах варіації, мВ	R_v	0,32	0,07	0,06	3,74	3,83	3,91
Мінімум, мВ	$V_{\min}$	-0,12	-0,05	-0,04	-1,63	-1,84	-2,07
Максимум, мВ	$V_{\max}$	0,2	0,03	0,03	2,1	2,0	1,8
Вибіркова дисперсія, мВ ²	σ_v^2	0,003	0,0001	0,0001	0,81	1,34	0,66

Статистичний аналіз виявив суттєві відмінності у характеристиках функції амплітудної варіабельності між нормою та патологією. Середні значення ФАВ при нормі близькі до нуля для всіх зубців ($V_P(m)$: 0,0008 мВ; $V_R(m)$: 0,0002 мВ; $V_T(m)$: -0,0001 мВ), що підтверджує стабільність амплітудних характеристик у послідовних кардіоциклах здорового серця. Натомість, при екстрасистоії середні значення значно більші ($V_P(m)$: 0,015 мВ; $V_R(m)$: 0,032 мВ; $V_T(m)$: 0,014 мВ).

Найбільш показовою є різниця у стандартних відхиленнях та дисперсіях. Стандартне відхилення ФАВ при діагнозі умовна норма становить лише 0,05 мВ для зубця P та по 0,01 мВ для зубців R і T. При

екстрасистолії ці показники зростають для зубця Р у 18 разів, що становить 0,9 мВ, для зубця R у 120 разів (1,2 мВ), для зубця Т у 80 разів (0,8 мВ). Вибіркова дисперсія ФАВ при екстрасистолії перевищує дисперсію при діагнозі умовна норма для зубця Р у 270 разів (0,81 мВ² проти 0,003 мВ²), найбільш виражено для зубця R – у 13400 разів (1,34 мВ² проти 0,0001 мВ²) і для зубця Т – у 6600 разів (0,66 мВ² проти 0,0001 мВ²).

Розмах варіації при екстрасистолії також значно більший, ніж при нормі: для зубця Р – 3,74 мВ проти 0,32 мВ (у 11,7 рази), для зубця R – 3,83 мВ проти 0,07 мВ (у 51,8 рази), для зубця Т – 3,91 мВ проти 0,06 мВ (у 62,1 рази). Такі суттєві відмінності в статистичних показниках підтверджують, що функція амплітудної варіабельності електрокардіосигналів є чутливим індикатором порушень серцевого ритму та може ефективно використовуватись для діагностики серцевих патологій.

Таким чином, проведений аналіз функцій амплітудної варіабельності електрокардіосигналів у здорових пацієнтів та пацієнтів з екстрасистолією демонструє значні відмінності у характеристиках цих функцій. У пацієнтів з діагнозом умовна норма функції амплітудної варіабельності $V_P(m)$, $V_R(m)$ і $V_T(m)$ характеризуються відносно низькою амплітудою коливань (в межах $\pm 0,05$ мВ для R і T зубців та $\pm 0,2$ мВ для Р зубця) та відносною регулярністю. Натомість, у пацієнтів з екстрасистолією спостерігаються значно більші відхилення амплітуд (від -2 до +2,5 мВ) та виражена нерегулярність коливань для всіх досліджуваних зубців. Особливо показовими є різкі стрибки функцій амплітудної варіабельності, що відповідають моментам виникнення екстрасистол у кардіоциклах. Ці результати підтверджують діагностичну цінність запропонованої математичної моделі та її потенціал для автоматизованого виявлення серцевих аномалій.

Висновки з даного дослідження

і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У результаті проведеного дослідження була розроблена математична модель варіацій екстремумів характеристичних зубців ЕКС на основі дискретної функції амплітудної варіабельності, що дає змогу аналізувати динамічні зміни амплітуди зубців Р, Q, R, S і Т між послідовними кардіоциклами. На підставі емпіричних досліджень встановлено, що функція амплітудної варіабельності дозволяє отримати діагностичні ознаки для моніторингу патологічних станів серцево-судинної системи, що відображається у відмінностях між нормою та патологією з високим ступенем достовірності. Визначено, що за умов нормального функціонування серця функції амплітудної варіабельності характеризуються нижчими значеннями дисперсії та середньоквадратичного відхилення, а діапазон коливань обмежується межами $\pm 0,05$ мВ для зубців R і T та $\pm 0,2$ мВ для зубця Р.

Статистичний аналіз функції амплітудної варіабельності підтвердив надійність запропонованого методу, демонструючи, що при екстрасистолії стандартні відхилення значно зростають порівняно з нормою, а вибірка дисперсія перевищує показники норми в 13400 разів для зубця R (1,34 мВ² проти 0,0001 мВ²). Розмахи амплітудних коливань для всіх зубців у патологічних станах більші в 12, 52 та 62 рази відповідно, що є надійною статистичною основою для диференціації норми та патології. Встановлено, що при екстрасистолії спостерігається статистично значуще збільшення амплітуди коливань функцій варіабельності (діапазон від -2 до +2,5 мВ). Запропонована математична модель забезпечує диференціацію патологічних станів серцево-судинної системи з чутливістю та специфічністю, достатніми для клінічного застосування.

Наступні дослідження будуть спрямовані на розширення статистичної бази ЕКС для аналізу різних типів серцево-судинних патологій з метою ідентифікації специфічних паттернів функції амплітудної варіабельності. Перспективним напрямом є розробка алгоритмів автоматизованої класифікації серцево-судинних захворювань із застосуванням методів машинного навчання та аналізу функцій амплітудної варіабельності. Необхідним є також проведення поглиблених досліджень кореляційних зв'язків між параметрами функції амплітудної варіабельності та клінічними показниками для підвищення прогностичної значущості методу.

Література

1. Turkmen, A., & Pantiskas, C. (2011). Management of ECG Cables and Leadwires. In Biomedical Instrumentation & Technology (Vol. 45, Issue 2, pp. 130–133). Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI). <https://doi.org/10.2345/0899-8205-45.2.130>
2. Ramkumar, M., Ganesh Babu, C., Priyanka, G. S., & Sarath Kumar, R. (2021). Ecg Arrhythmia Signals Classification Using Particle Swarm Optimization-Support Vector Machines Optimized With Independent Component Analysis. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 1084, Issue 1, p. 012009). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1084/1/012009>
3. Xu, B., Liu, R., Shu, M., Shang, X., & Wang, Y. (2021). An ECG Denoising Method Based on the Generative Adversarial Residual Network. In J. P. Martínez (Ed.), Computational and Mathematical Methods in Medicine (Vol. 2021, pp. 1–23). Wiley. <https://doi.org/10.1155/2021/5527904>
4. Jha, C. K., & Kolekar, M. H. (2020). Cardiac arrhythmia classification using tunable Q-wavelet transform based features and support vector machine classifier. In Biomedical Signal Processing and Control (Vol. 59, p. 101875). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101875>
5. Miller, A. C., Obermeyer, Z., & Mullainathan, S. (2018). Measuring the Stability of EHR- and EKG-based Predictive Models (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1812.00210>

6. Peng, Z., & Wang, G. (2017). A Novel ECG Eigenvalue Detection Algorithm Based on Wavelet Transform. In *BioMed Research International* (Vol. 2017, pp. 1–12). Wiley. <https://doi.org/10.1155/2017/5168346>
7. Yao, G., Mao, X., Li, N., Xu, H., Xu, X., Jiao, Y., & Ni, J. (2021). Interpretation of Electrocardiogram Heartbeat by CNN and GRU. In J. P. Martínez (Ed.), *Computational and Mathematical Methods in Medicine* (Vol. 2021, pp. 1–10). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2021/6534942>
8. Evaristo, R. M., Batista, A. M., Viana, R. L., Iarosz, K. C., Szezech Jr, J. D., & Godoy, M. F. de. (2018). Mathematical model with autoregressive process for electrocardiogram signals. In *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* (Vol. 57, pp. 415–421). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2017.10.018>
9. Reis, P. D. C. dos, Cruziniani, F. E., Bentivoglio, L. E., Evaristo, R. M., Iarosz, K. C., Sousa, G. A. de, Godoy, M. F. de, & Batista, A. M. (2024). Modelo matemático para a reprodução de sinais de ECG de quadros clínicos reais. In *Revista Brasileira de Ensino de Física* (Vol. 46). FapUNIFESP (SciELO). <https://doi.org/10.1590/1806-9126-rbef-20230367>
10. Li, N., He, F., Ma, W., Wang, R., Jiang, L., & Zhang, X. (2022). The Identification of ECG Signals Using Wavelet Transform and WOA-PNN. In *Sensors* (Vol. 22, Issue 12, p. 4343). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s22124343>
11. Rajani, A. (2021). Denoising of ECG Signal using UFIR Smoothing with Notch Filter. In *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology* (Vol. 9, Issue 12, pp. 2115–2122). International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology (IJRASET). <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.39687>
12. Pereira, H., Niederer, S., & Rinaldi, C. A. (2020). Electrocardiographic imaging for cardiac arrhythmias and resynchronization therapy. In *EP Europace* (Vol. 22, Issue 10, pp. 1447–1462). Oxford University Press (OUP). <https://doi.org/10.1093/europace/euaa165>
13. Philip, N. G., & Chauhan, K. (2020). A study to assess the knowledge regarding ecg interpretation during cardiac emergencies among the staff nurses of selected cardiac hospitals of bathinda in punjab. in *The research reservoir* (Vol. 6, Issue 1, pp. 39–45). Ana Publishing Private Limited. <https://doi.org/10.47211/trr.2020.v06i01.007>
14. Lee, H., Yang, H.-L., Ryu, H. G., Jung, C.-W., Cho, Y. J., Yoon, S. B., Yoon, H.-K., & Lee, H.-C. (2023). Real-time machine learning model to predict in-hospital cardiac arrest using heart rate variability in ICU. In *npj Digital Medicine* (Vol. 6, Issue 1). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00960-2>
15. Miller, S. K. (2019). 12-lead Electrocardiographic Interpretation for Nurse Practitioners. In *The Journal for Nurse Practitioners* (Vol. 15, Issue 1, pp. 110–117). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.nurpra.2018.10.014>
16. Jo, Y.-Y., Choi, Y. S., Jang, J.-H., & Kwon, J.-M. (2021). Towards Synthesizing Twelve-Lead Electrocardiograms from Two Asynchronous Leads. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2103.00006>
17. Boulakia, M., Cazeau, S., Fernández, M. A., Gerbeau, J.-F., & Zemzemi, N. (2009). Mathematical Modeling of Electrocardiograms: A Numerical Study. In *Annals of Biomedical Engineering* (Vol. 38, Issue 3, pp. 1071–1097). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1007/s10439-009-9873-0>
18. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of modeling and classification of electrocardiograms. *Computer-Integrated Technologies: Education, Science, Production*. 2025. No. 58. P. 104–115. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-12>
19. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of electrocardiogram classification and their mathematical model in the form of a cyclic discrete random process. *Computer systems and information technologies*, 2025, 1, pp. 88–99. <https://doi.org/10.31891/csit-2025-1-11>
20. Математичне та алгоритмічно-програмне забезпечення опрацювання електрокардіосигналів при фізичному навантаженні у кардіодіагностичних системах : Наук. монографія / Дунець В.Л., Хвостівський М.О., Сверстюк А.С., Хвостівська Л.В. Львів : Магнолія - 2006, 2022. 135 с.
21. Al-Zaiti, S. S., Martin-Gill, C., Zègre-Hemsey, J. K., Bouzid, Z., Faramand, Z., Alrawashdeh, M. O., Gregg, R. E., Helman, S., Riek, N. T., Kraevsky-Phillips, K., Clermont, G., Akcakaya, M., Sereika, S. M., Van Dam, P., Smith, S. W., Birnbaum, Y., Saba, S., Sejdic, E., & Callaway, C. W. (2023). Machine learning for ECG diagnosis and risk stratification of occlusion myocardial infarction. In *Nature Medicine* (Vol. 29, Issue 7, pp. 1804–1813). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02396-3>
22. Lima, J. L. P., Macedo, D., & Zanchettin, C. (2019). Heartbeat Anomaly Detection using Adversarial Oversampling. In 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) (pp. 1–7). 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2019.8852242>
23. Adib, E., Afghah, F., & Prevost, J. J. (2022). Arrhythmia Classification using CGAN-augmented ECG Signals (Version 4). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2202.00569>
24. Shankar, S. V., Oikonomou, E. K., & Khera, R. (2023). CarDS-Plus ECG Platform: Development and Feasibility Evaluation of a Multiplatform Artificial Intelligence Toolkit for Portable and Wearable Device Electrocardiograms. Cold Spring Harbor Laboratory. <https://doi.org/10.1101/2023.10.02.23296404>
25. Archana, K. S., Sivakumar, B., Kuppusamy, R., Teekaraman, Y., & Radhakrishnan, A. (2022). Automated Cardioailment Identification and Prevention by Hybrid Machine Learning Models. In V. Garg (Ed.), *Computational and Mathematical Methods in Medicine* (Vol. 2022, pp. 1–8). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2022/9797844>
26. Attia, Z. I., & Friedman, P. A. (2022). AI detection of cardiac dysfunction from consumer watch ECG

recordings. *Nature Medicine*, 28(12), 2478. <https://doi.org/10.1038/s41591-022-02079-5>

27. Dixon, D., Sattar, H., Moros, N., Kesireddy, S. R., Ahsan, H., Lakkimsetti, M., Fatima, M., Doshi, D., Sadhu, K., & Junaid Hassan, M. (2024). Unveiling the Influence of AI Predictive Analytics on Patient Outcomes: A Comprehensive Narrative Review. In *Cureus*. Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.7759/cureus.59954>

28. Lupenko, S.A., Lytvynenko, I.V., & Hotovych, V. (2021). Simulation of Cyclic Signals (Generalized Approach). 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine, November 19–21, 2021 Valencia, Spain.

29. Lupenko, S. (2023). The rhythm-adaptive Fourier series decompositions of cyclic numerical functions and one-dimensional probabilistic characteristics of cyclic random processes. In *Digital Signal Processing* (Vol. 140, p. 104104). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2023.104104>

30. Lupenko, S. (2024). Rhythm-adaptive statistical estimation methods of probabilistic characteristics of cyclic random processes. In *Digital Signal Processing* (Vol. 151, p. 104563). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2024.104563>

31. Lupenko, S., Lupenko, A., Lytvynenko, I., & Martsenyuk, V. (2020). Methods for Estimating the Discrete Rhythmic Structure of Cyclic Random Processes Using Adaptive Interpolation. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 614–627). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0_42

References

1. Turkmen, A., & Pantiskas, C. (2011). Management of ECG Cables and Leadwires. In *Biomedical Instrumentation & Technology* (Vol. 45, Issue 2, pp. 130–133). Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI). <https://doi.org/10.2345/0899-8205-45.2.130>
2. Ramkumar, M., Ganesh Babu, C., Priyanka, G. S., & Sarath Kumar, R. (2021). Ecg Arrhythmia Signals Classification Using Particle Swarm Optimization-Support Vector Machines Optimized With Independent Component Analysis. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 1084, Issue 1, p. 012009). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1084/1/012009>
3. Xu, B., Liu, R., Shu, M., Shang, X., & Wang, Y. (2021). An ECG Denoising Method Based on the Generative Adversarial Residual Network. In J. P. Martínez (Ed.), *Computational and Mathematical Methods in Medicine* (Vol. 2021, pp. 1–23). Wiley. <https://doi.org/10.1155/2021/5527904>
4. Jha, C. K., & Kolekar, M. H. (2020). Cardiac arrhythmia classification using tunable Q-wavelet transform based features and support vector machine classifier. In *Biomedical Signal Processing and Control* (Vol. 59, p. 101875). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101875>
5. Miller, A. C., Obermeyer, Z., & Mullainathan, S. (2018). Measuring the Stability of EHR- and EKG-based Predictive Models (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1812.00210>
6. Peng, Z., & Wang, G. (2017). A Novel ECG Eigenvalue Detection Algorithm Based on Wavelet Transform. In *BioMed Research International* (Vol. 2017, pp. 1–12). Wiley. <https://doi.org/10.1155/2017/5168346>
7. Yao, G., Mao, X., Li, N., Xu, H., Xu, X., Jiao, Y., & Ni, J. (2021). Interpretation of Electrocardiogram Heartbeat by CNN and GRU. In J. P. Martínez (Ed.), *Computational and Mathematical Methods in Medicine* (Vol. 2021, pp. 1–10). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2021/6534942>
8. Evaristo, R. M., Batista, A. M., Viana, R. L., Iarosz, K. C., Szezech Jr, J. D., & Godoy, M. F. de. (2018). Mathematical model with autoregressive process for electrocardiogram signals. In *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* (Vol. 57, pp. 415–421). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2017.10.018>
9. Reis, P. D. C. dos, Cruziniani, F. E., Bentivoglio, L. E., Evaristo, R. M., Iarosz, K. C., Sousa, G. A. de, Godoy, M. F. de, & Batista, A. M. (2024). Modelo matemático para a reprodução de sinais de ECG de quadros clínicos reais. In *Revista Brasileira de Ensino de Física* (Vol. 46). FapUNIFESP (SciELO). <https://doi.org/10.1590/1806-9126-rbef-20230367>
10. Li, N., He, F., Ma, W., Wang, R., Jiang, L., & Zhang, X. (2022). The Identification of ECG Signals Using Wavelet Transform and WOA-PNN. In *Sensors* (Vol. 22, Issue 12, p. 4343). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s22124343>
11. Rajani, A. (2021). Denoising of ECG Signal using UFIR Smoothing with Notch Filter. In *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology* (Vol. 9, Issue 12, pp. 2115–2122). International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology (IJRASET). <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.39687>
12. Pereira, H., Niederer, S., & Rinaldi, C. A. (2020). Electrocardiographic imaging for cardiac arrhythmias and resynchronization therapy. In *EP Europace* (Vol. 22, Issue 10, pp. 1447–1462). Oxford University Press (OUP). <https://doi.org/10.1093/europace/eaal165>
13. Philip, N. G., & Chauhan, K. (2020). A study to assess the knowledge regarding ecg interpretation during cardiac emergencies among the staff nurses of selected cardiac hospitals of bathinda in punjab. In *The research reservoir* (Vol. 6, Issue 1, pp. 39–45). Ana Publishing Private Limited. <https://doi.org/10.47211/trr.2020.v06i01.007>
14. Lee, H., Yang, H.-L., Ryu, H. G., Jung, C.-W., Cho, Y. J., Yoon, S. B., Yoon, H.-K., & Lee, H.-C. (2023). Real-time machine learning model to predict in-hospital cardiac arrest using heart rate variability in ICU. In *npj Digital Medicine* (Vol. 6, Issue 1). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00960-2>
15. Miller, S. K. (2019). 12-lead Electrocardiographic Interpretation for Nurse Practitioners. In *The Journal for Nurse Practitioners* (Vol. 15, Issue 1, pp. 110–117). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.nurpra.2018.10.014>
16. Jo, Y.-Y., Choi, Y. S., Jang, J.-H., & Kwon, J.-M. (2021). Towards Synthesizing Twelve-Lead Electrocardiograms from Two Asynchronous Leads. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2103.00006>
17. Boulakia, M., Cazeau, S., Fernández, M. A., Gerbeau, J.-F., & Zemzemi, N. (2009). Mathematical Modeling of Electrocardiograms: A Numerical Study. In *Annals of Biomedical Engineering* (Vol. 38, Issue 3, pp. 1071–1097). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1007/s10439-009-9873-0>
18. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of modeling and classification of electrocardiograms. *Computer-Integrated Technologies: Education, Science, Production*. 2025. No. 58. P. 104–115. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-12>
19. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of electrocardiogram classification and their mathematical model in the form of a cyclic discrete random process. *Computer systems and information technologies*, 2025, 1, pp. 88–99. <https://doi.org/10.31891/csit-2025-1-11>
20. Matematychni ta alhorytmichno-prohranne zabezpechennia opratsiuvannia elektrokardiosyhnaliv pry fizychnomu navantazhenni u kardiodiagnostychnykh systemakh : Nauk. monohrafiia / Dunets V.L., Khvostivskyi M.O., Sverstiuk A.S., Khvostivska L.V. Lviv : Mahnoliia - 2006, 2022. 135 s.
21. Al-Zaiti, S. S., Martin-Gill, C., Zègre-Hemsey, J. K., Bouzid, Z., Faramand, Z., Alrawashdeh, M. O., Gregg, R. E., Helman, S.,

- Riek, N. T., Kraevsky-Phillips, K., Clermont, G., Akcakaya, M., Sereika, S. M., Van Dam, P., Smith, S. W., Birnbaum, Y., Saba, S., Sejdic, E., & Callaway, C. W. (2023). Machine learning for ECG diagnosis and risk stratification of occlusion myocardial infarction. In *Nature Medicine* (Vol. 29, Issue 7, pp. 1804–1813). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02396-3>
22. Lima, J. L. P., Macedo, D., & Zanchettin, C. (2019). Heartbeat Anomaly Detection using Adversarial Oversampling. In 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) (pp. 1–7). 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2019.8852242>
23. Adib, E., Afghah, F., & Prevost, J. J. (2022). Arrhythmia Classification using CGAN-augmented ECG Signals (Version 4). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2202.00569>
24. Shankar, S. V., Oikonomou, E. K., & Khera, R. (2023). CarDS-Plus ECG Platform: Development and Feasibility Evaluation of a Multipatform Artificial Intelligence Toolkit for Portable and Wearable Device Electrocardiograms. Cold Spring Harbor Laboratory. <https://doi.org/10.1101/2023.10.02.23296404>
25. Archana, K. S., Sivakumar, B., Kuppusamy, R., Teekaraman, Y., & Radhakrishnan, A. (2022). Automated Cardioailment Identification and Prevention by Hybrid Machine Learning Models. In V. Garg (Ed.), *Computational and Mathematical Methods in Medicine* (Vol. 2022, pp. 1–8). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2022/9797844>
26. Attia, Z. I., & Friedman, P. A. (2022). AI detection of cardiac dysfunction from consumer watch ECG recordings. *Nature Medicine*, 28(12), 2478. <https://doi.org/10.1038/s41591-022-02079-5>
27. Dixon, D., Sattar, H., Moros, N., Kesireddy, S. R., Ahsan, H., Lakkimsetti, M., Fatima, M., Doshi, D., Sadhu, K., & Junaid Hassan, M. (2024). Unveiling the Influence of AI Predictive Analytics on Patient Outcomes: A Comprehensive Narrative Review. In *Cureus*. Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.7759/cureus.59954>
28. Lupenko, S.A., Lytvynenko, I.V., & Hotovych, V. (2021). Simulation of Cyclic Signals (Generalized Approach). 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine, November 19–21, 2021 Valencia, Spain.
29. Lupenko, S. (2023). The rhythm-adaptive Fourier series decompositions of cyclic numerical functions and one-dimensional probabilistic characteristics of cyclic random processes. In *Digital Signal Processing* (Vol. 140, p. 104104). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2023.104104>
30. Lupenko, S. (2024). Rhythm-adaptive statistical estimation methods of probabilistic characteristics of cyclic random processes. In *Digital Signal Processing* (Vol. 151, p. 104563). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2024.104563>
31. Lupenko, S., Lupenko, A., Lytvynenko, I., & Martsenyuk, V. (2020). Methods for Estimating the Discrete Rhythmic Structure of Cyclic Random Processes Using Adaptive Interpolation. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 614–627). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0_42