

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-59-29>

УДК 004.94:57.087.1:616.12-073.7

Сверстюк Андрій Степанович^{1,2}, д.т.н., професор

<https://orcid.org/0000-0001-8644-0776>

Мосій Любомир Євгенійович¹, аспірант

<https://orcid.org/0009-0000-9778-331X>

¹ Тернопільський національний технічний університет імені І. Пулюя, м. Тернопіль, Україна

² Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Україна

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ АМПЛІТУДНОЇ ВАРІАБЕЛЬНОСТІ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛІВ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ЇХ МОРФОЛОГІЧНИХ ТА РИТМІЧНИХ ОЗНАК

Сверстюк А. С., Мосій Л. Є. Математичне моделювання амплітудної варіабельності електрокардіосигналів для інформаційної технології аналізу їх морфологічних та ритмічних ознак. У статті представлено математичне моделювання амплітудної варіабельності електрокардіосигналів (ЕКС) як важливого компонента інформаційної технології аналізу морфологічних та ритмічних ознак кардіосигналів. Розроблено математичну модель функції амплітудної варіабельності $V_k(m)$, що дозволяє кількісно оцінювати зміни амплітуд характеристикних зубців ЕКС (Р, Q, R, S, Т) між послідовними кардіоциклами. Запропоновано комплексний метод обробки амплітудної варіабельності, що включає розрахунок середнього значення, стандартного відхилення, коефіцієнта варіації, розмаху значень та індексу нестабільності амплітуд. Проведено порівняльний аналіз показників амплітудної варіабельності у здорових пацієнтів та пацієнтів з екстрасистолією, який виявив суттєві відмінності в розмаху амплітудної варіабельності (в середньому від 12 до 40 разів вище при патології). Підтверджено нормальність розподілу показників функції амплітудної варіабельності, що забезпечує надійність параметричних методів аналізу в рамках інформаційної технології. Запропоновано архітектуру інформаційної технології з модулем розрахунку показників амплітудної варіабельності, що дозволяє виявляти приховані патерни та аномалії, а також створює передумови для розробки предиктивних алгоритмів діагностики серцево-судинних патологій на основі динаміки амплітудної варіабельності ЕКС.

Ключові слова: електрокардіосигнал, амплітудна варіабельність, метод, модель, математичне моделювання, аналіз, інформаційна технологія, алгоритм, кардіодіагностика, зубці ЕКС, штучний інтелект, класифікація, штучний інтелект, система машинного навчання, ритм серця.

Sverstiuk A., Mosiy L. Mathematical modeling of electrocardiogram signal amplitude variability for information technology analysis of their morphological and rhythmic characteristics. The article presents mathematical modeling of amplitude variability of electrocardiographic signals (ECS) as an essential component of information technology for analyzing morphological and rhythmic features of cardiac signals. A mathematical model of the amplitude variability function $V_k(m)$ has been developed, enabling quantitative evaluation of amplitude changes in characteristic ECS waves (P, Q, R, S, T) between consecutive cardiac cycles. A comprehensive method for processing amplitude variability has been proposed, including the calculation of mean value, standard deviation, coefficient of variation, range of values, and amplitude instability index. A comparative analysis of amplitude variability indicators in healthy patients and patients with extrasystole revealed significant differences in the range of amplitude variability (on average 12 to 40 times higher in pathological cases). The normal distribution of amplitude variability function indicators has been confirmed, ensuring the reliability of parametric analysis methods within the information technology framework. The architecture of information technology with a module for calculating amplitude variability indicators has been proposed, enabling the detection of hidden patterns and anomalies, as well as creating prerequisites for developing predictive algorithms for diagnosing cardiovascular pathologies based on the dynamics of ECS amplitude variability.

Keywords: electrocardiographic signal, amplitude variability, method, model, mathematical modeling, analysis, information technology, algorithm, cardiac diagnostics, ECS waves, artificial intelligence, classification, machine learning system, heart rhythm

Постановка проблеми. Сучасна кардіодіагностика потребує інтегрованих інформаційних технологій, побудованих на основі адекватних математичних моделей та методів обробки електрокардіосигналів (ЕКС), які давали б змогу виявляти та диференціювати патологічні стани серцево-судинної системи (ССС). Існуючі інформаційні технології аналізу ЕКС переважно зосереджуються на часових характеристиках або повній морфології сигналу, проте недостатньо уваги приділяється систематичному аналізу динаміки амплітудних значень характеристикних зубців, які містять критично важливу діагностичну інформацію. Зміна амплітуди зубців Р, Q, R, S і Т ЕКС відображає електрофізіологічні процеси в серці та може слугувати раннім індикатором патологічних змін, однак для ефективного використання цих даних необхідна розробка спеціалізованих інформаційних технологій, що включатимуть відповідні математичні моделі та методи обробки. Існуючі автоматизовані системи кардіомоніторингу не містять функціональних модулів для дослідження варіабельності амплітудних значень характеристикних зубців ЕКС від кардіоциклу до кардіоциклу, хоча ця інформація, як показує наше дослідження, містить додаткові

діагностичні ознаки серцево-судинних патологій (ССП). Розробка інформаційної технології для аналізу як морфологічних, так і ритмічних ознак кардіосигналів з урахуванням амплітудної варіабельності, є актуальним завданням сучасної діагностики ССС.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. ЕКС, що відображають електричну активність серця, демонструють амплітудну варіабельність, яка містить значущу клінічну інформацію та відображає динамічні фізіологічні процеси, що регулюють серцеву діяльність [1]. Математичне моделювання цієї амплітудної варіабельності забезпечує потужний інструментарій для розуміння базових процесів, що уможливорює вдосконалення діагностичних можливостей та розробку персоналізованих стратегій лікування [2]. На варіації, що спостерігаються в амплітуді ЕКС, таких як зубець Р, комплекс QRS і зубець Т, впливає багато чинників, включаючи анатомічну структуру серця, провідні шляхи, модуляцію вегетативної нервової системи та різноманітні патофізіологічні стани [3]. Застосовуючи математичні моделі, ми можемо проаналізувати вплив кожного з цих чинників, глибше зрозуміти їхню взаємодію та вплив на ЕКС [4]. Крім того, аналіз ЕКС із використанням параметрів, отриманих з адекватних математичних моделей надає достовірні діагностичні ознаки навіть за наявності аномалій чи низької якості сигналу, усуваючи потребу в значній попередній обробці та демонструючи незалежність від варіацій масштабу та частоти [5].

Для точного відтворення амплітудної варіабельності ЕКС можна застосовувати різні методи математичного моделювання, включаючи статистичні методи, частотно-часовий аналіз та нелінійну динаміку. Статистичні моделі можуть використовуватися для характеристики ймовірнісних розподілів амплітуд ЕКС та їхніх часових варіацій, надаючи уявлення про базові статистичні властивості сигналу. Частотно-часовий аналіз, такий як вейвлет-перетворення, уможливорює декомпозицію сигналу ЕКГ на його складові частотні компоненти, виявляючи, як амплітуда кожного компонента змінюється з часом. Підходи нелінійної динаміки, що ґрунтуються на теорії складних систем, стають особливо актуальними, враховуючи природну нелінійність та нестаціонарність фізіологічних сигналів [6]. Математичні моделі можуть включати фізіологічні параметри, такі як варіабельність серцевого ритму, для відображення впливу вегетативної нервової системи на амплітуду ЕКС [7].

У статті [8] запропонована методика комп'ютерного моделювання ЕКС на основі циклічних випадкових процесів із застосуванням статистичних оцінок та дискретних функцій ритму. У роботі [9] запропоновано ритмо-адаптивні розклади в ряди Фур'є для циклічних числових функцій та ймовірнісних характеристик циклічних випадкових процесів, які демонструють кращу ефективність порівняно з традиційними методами Фур'є. Розроблено ритмо-адаптивні методи статистичного оцінювання циклічних випадкових процесів [10], обґрунтувавши їх незміщеність та узгодженість, а також показано їх вищу ефективність порівняно з не ритмо-адаптивними підходами, особливо при обробці сигналів ЕКГ. У роботі [11] розроблено адаптивний метод оцінювання дискретних ритмічних структур циклічних сигналів з використанням різноманітних методів інтерполяції, що підвищує точність обробки таких сигналів. Ці інновації сприяють точнішому моделюванню та аналізу циклічних стохастичних сигналів з нерегулярним ритмом у різних сферах практичного застосування.

У сучасних наукових дослідженнях представлений різноманітний спектр методологічних підходів до математичного моделювання ЕКС. Зокрема, варто відзначити використання алгоритмів на основі дерев прийняття рішень, що застосовуються для прогностичного оцінювання розвитку кардіологічних патологій [12]. Суттєвий внесок у методологію аналізу кардіосигналів зроблено через формалізацію та експериментальну перевірку математичної моделі синхронно зареєстрованих кардіосигналів із застосуванням апарату векторів циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів [13]. Комплексний підхід до теоретичного обґрунтування й практичної реалізації методів опрацювання сигналів серцевої діяльності запропоновано на основі математичного апарату циклічних випадкових процесів та їх векторних узагальнень [14]. Особливу увагу дослідників привертають методики імітаційного моделювання синхронних кардіосигналів із використанням векторного представлення циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів, що має безпосереднє застосування у розв'язанні прикладних задач кардіодіагностики [15].

Вартим уваги є дослідження [16], де представлено модель на основі циклічного дискретного випадкового процесу з інтегрованою функцією часового ритму, що враховує амплітудні характеристики характеристичних зубців ЕКС (Р, Q, R, S, Т). Запропонована модель дає змогу адекватно відтворити фундаментальну циклічну природу ЕКС із одночасним урахуванням їх стохастичної варіативності та флуктуацій амплітудних параметрів кардіоциклів.

Розробка математичних моделей для амплітудної варіабельності ЕКС вимагає ретельного врахування кількох чинників, включаючи вибір структури моделі, підбір відповідних параметрів та перевірку моделі на експериментальних даних. Структуру моделі слід обирати так, щоб вона відображала базові фізіологічні процеси, що генерують ЕКС, балансуючи між складністю моделі та її інтерпретованістю. Вибір параметрів передбачає визначення ключових параметрів, що регулюють поведінку моделі, та оцінку їхніх значень з експериментальних даних [17]. Параметри можна оптимізувати за допомогою різних алгоритмів оптимізації, таких як градієнтний спуск або генетичні алгоритми, для досягнення найкращої відповідності між прогнозами моделі та спостережуваними даними. Важливо враховувати, що розбіжності у попередній обробці ЕКС можуть виникати через специфічне програмне забезпечення різних виробників, що потенційно вимагає перенавчання моделі під час використання різних інструментів обробки сигналів, а глибокі нейронні мережі, хоча й здатні аналізувати досліджувані сигнали, часто потребують великих навчальних вибірок і не обов'язково значно перевершують традиційне машинне навчання на основі інженерії ознак для традиційної діагностики ЕКС [18].

Корисність математичних моделей в аналізі ЕКС поширюється на різноманітні клінічні застосування, включаючи виявлення аритмій, моніторинг ішемії та діагностику серцевої недостатності. Математичні моделі можуть використовуватися для розробки алгоритмів, що автоматично виявляють аномальні характеристичні ознаки ЕКС, пов'язані з аритміями, уможливаючи раннє виявлення та своєчасне втручання. Уявлення, отримані з математичного моделювання, можуть використовуватися для розробки нових діагностичних інструментів та терапевтичних втручань, потенційно покращуючи результати лікування пацієнтів та зменшуючи тягар серцево-судинних захворювань [19]. Характеризуючи зміни в амплітудній варіабельності ЕКС, пов'язані з ішемією, математичні моделі можуть допомагати в ранній діагностиці та лікуванні цього стану. Крім того, в контексті серцевої недостатності математичні моделі можуть використовуватися для оцінки важкості стану та прогнозування реакції пацієнта на лікування [20].

Незважаючи на значні досягнення в математичному моделюванні амплітудної варіабельності ЕКС, залишаються певні проблеми. Однією з основних проблем є висока розмірність та складність досліджуваних сигналів, що може ускладнювати розробку точних та ефективних обчислювальних моделей. Іншою проблемою є варіабельність ритму та амплітуди ЕКС в різних пацієнтів, яка може обмежувати узагальнюваність моделей, навчених на даних певної популяції. Також важливо враховувати обмежену кількість відведень у сучасних носимих пристроях, які можуть бути менш точними у вимірюванні стану серця порівняно зі стандартними 12-канальними ЕКГ [21]. Майбутні дослідження мають зосередитися на розробці більш досконалих моделей, здатних відтворити повну складність сигналів ЕКГ, а також на розробці методів персоналізації моделей для окремих пацієнтів. Крім того, вирішення проблеми незбалансованості даних, коли певні характеристичні ознаки аритмій є рідкісними, є критичним для вдосконалення ефективності класифікаторів [22]. Подолання цих проблем прокладе шлях для розробки ефективніших та надійніших діагностичних і терапевтичних інструментів для серцево-судинних захворювань (ССЗ) [23]. Електрокардіографічна візуалізація являє собою значний прогрес порівняно зі стандартними процедурами в сучасній кардіології як неінвазивний метод оцінки ССЗ та аритмій [24]. Отже, математичне моделювання пропонує потужний інструмент для аналізу амплітудної варіабельності ЕКС, надаючи цінні відомості про базові фізіологічні процеси та уможливаючи розробку нових діагностичних і терапевтичних стратегій [25]. З розвитком технологій інтеграція моніторингу ЕКС з експертизою людини залишається важливою [26].

Традиційні статистичні методи, що наразі застосовуються в оцінці ризику ССЗ, часто надмірно спрощують складні взаємозв'язки, включаючи лише обмежену кількість прогностичних показників [27]. Досягнення в галузі машинного навчання уможливили використання більших наборів ознак, що призвело до підвищення точності прогнозування серцево-судинних подій. Методології глибокого навчання, особливо ті, що використовують згорткові нейронні мережі, продемонстрували перспективні результати в аналізі сигналів ЕКГ для виявлення аритмій [28–30]. Ці алгоритми застосовувалися для класифікації кардіоциклів електрокардіограми, вирішуючи проблему хибних тривог на стадії сегментації [31]. Штучний інтелект, застосований до інтерпретації ЕКС, становить перспективний підхід для раннього виявлення [32–34]. Крім того, застосування штучного інтелекту та машинного навчання в управлінні ССЗ відкриває нові можливості для покращення результатів лікування пацієнтів та розвитку медичних досліджень [35].

Мета дослідження. Мета дослідження полягає у розробці математичної моделі амплітудної варіабельності ЕКС та відповідних методів її статистичної обробки для створення інформаційної технології комплексного аналізу морфологічних та ритмічних ознак кардіосигналів. Дослідження спрямоване на формалізацію кількісного підходу до оцінки міжциклових змін амплітуд характеристичних зубців ЕКС (P, Q, R, S, T), виявлення діагностично значущих показників амплітудної варіабельності, а також верифікацію запропонованої моделі на прикладі порівняльного аналізу ЕКС умовно здорових пацієнтів та пацієнтів з екстрасистолією. Кінцевою метою є інтеграція розробленої моделі та методів в архітектуру інформаційної технології аналізу кардіосигналів для розширення її діагностичних можливостей та створення передумов для розробки ефективних алгоритмів виявлення ССП.

Виклад основного матеріалу. Дослідження варіабельності показників амплітуди зубців ЕКС у кожному серцевому кардіоциклі дає змогу виявити приховані патологічні стани при функціонуванні ССС. Застосування методів математичного моделювання дає змогу розробити ефективні методи дослідження амплітудної варіабельності ЕКС на основі її математичної моделі для виявлення додаткових діагностичних ознак ССЗ.

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 (P, Q, R, S і T):

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

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

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

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

У випадку, якщо попередній цикл ($m-1$) містить артефакт та виключений з обробки, для розрахунку функції амплітудної варіабельності використовується останній валідний цикл:

$$V_k(m) = \begin{cases} A_k(m - 1) = NaN, & A_k(m) - A_k(p) \\ A_k(m - 1) = numeric, & A_k(m) - A_k(m - 1) \end{cases}, \quad k \in \{P, Q, R, S, T\}, \quad m, p \in \mathbb{Z}, \quad (2)$$

де p – індекс останнього валідного циклу перед m -м кардіоциклом.

Функція амплітудної варіабельності $V_k(m)$ визначена на множині $I \times \mathbb{Z}$, де I – множина типів зубців {P, Q, R, S, T}, а $\mathbb{Z}$ – 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 $\{A_k(m) - A_k(m - 1), m \in \mathbb{Z}\}$.

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

Метод обробки амплітудної варіабельності ЕКС. Для кількісної характеристики $V_k(m)$ та його діагностичної оцінки застосовано метод статистичної обробки, який уможливило обчислення наступних статистичних показників:

1. Середнє значення $V_k(m)$ для k -го типу зубців:

$$\mu_V(k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M V_k(m). \quad (3)$$

2. Стандартне відхилення $V_k(m)$:

$$\sigma_V(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (V_k(m) - \mu_V(k))^2}. \quad (4)$$

3. Коефіцієнт варіації $V_k(m)$:

$$CV_V(k) = \frac{\sigma_V(k)}{|\mu_V(k)|} \times 100\%. \quad (5)$$

4. Розмах значень (варіаційний розмах) $V_k(m)$:

$$Range(V_k(m)) = \max_m V_k(m) - \min_m V_k(m). \quad (6)$$

5. Індекс нестабільності амплітуд (ІНА) – частка циклів, у яких $V_k(m)$ перевищує певний поріг:

$$V_k(threshold) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [|V_k(m)| > threshold]. \quad (7)$$

де $[|V_k(m)| > threshold]$ – індикаторна функція, яка дорівнює 1, якщо умова істинна, і 0 – в іншому випадку.

Результати статичної обробки амплітудної варіабельності ЕКС. Для моделювання та обробки використано записи ЕКГ-сигналів здорових пацієнтів (діагноз: умовна норма) (рис. 1) та пацієнтів з діагностованою екстрасистолією (рис. 2).

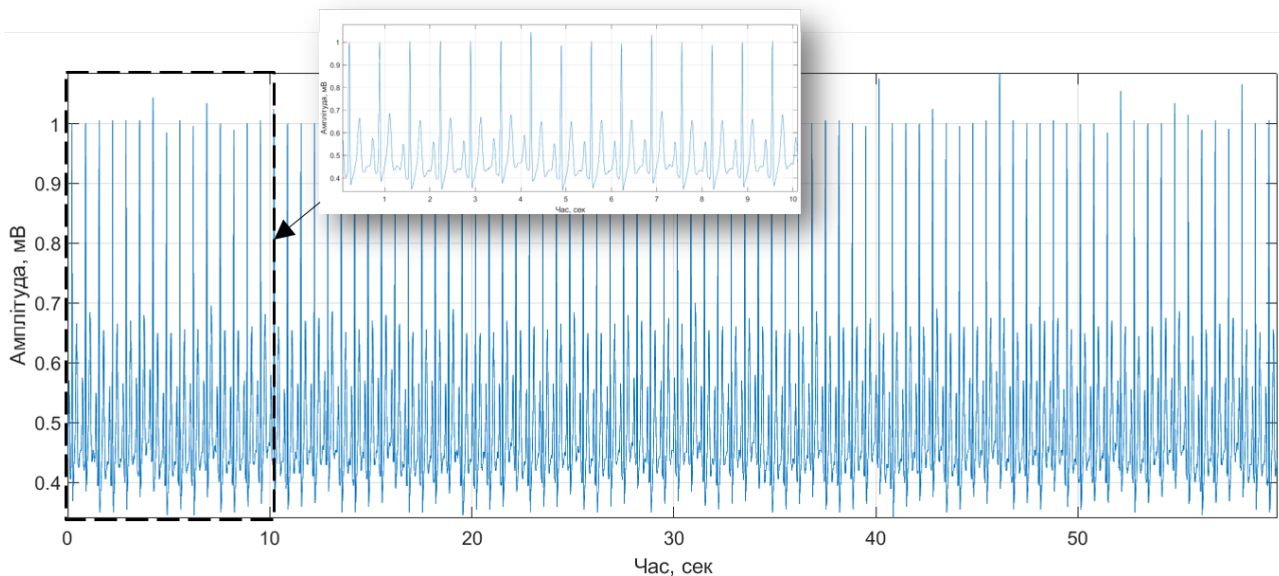


Рис. 1. Реалізація ЕКС пацієнта (діагноз: умовна норма)

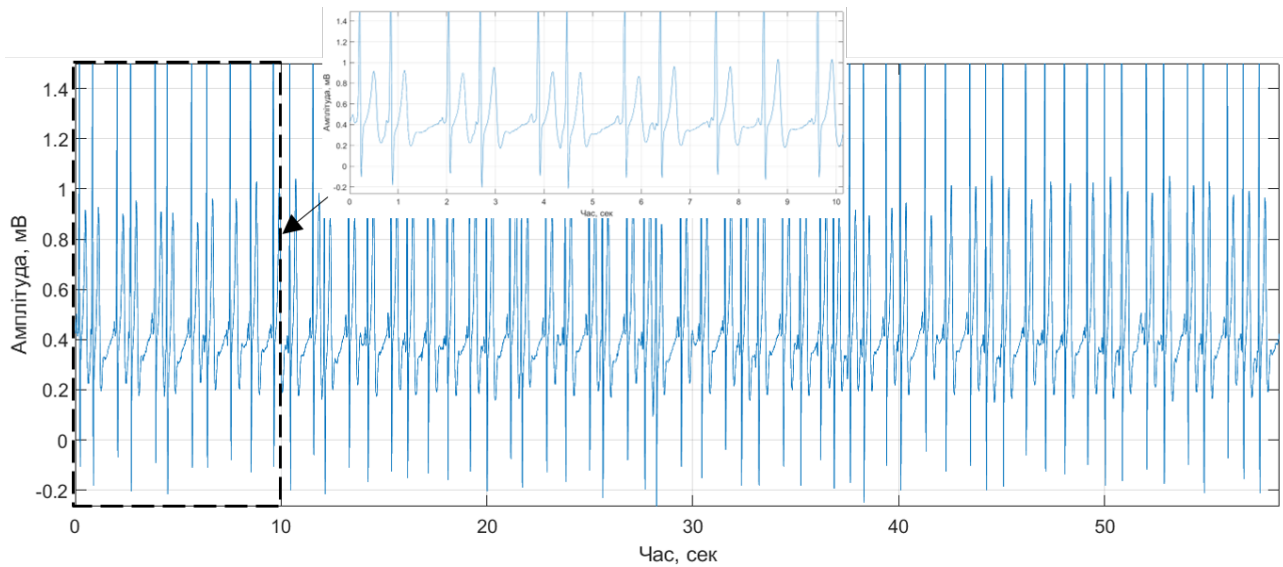


Рис. 2. Реалізація ЕКС пацієнта з діагнозом екстрасистолія

Приклад зміни амплітуди R-зубців ЕКГ-сигналу в m -му кардіоциклі $A(m)$ (діагноз: умовна норма) зображено на рис. 3, а амплітудну варіабельність сусідніх R-зубців $A(m)-A(m-1)$ (діагноз: умовна норма) зображено на рис.4.

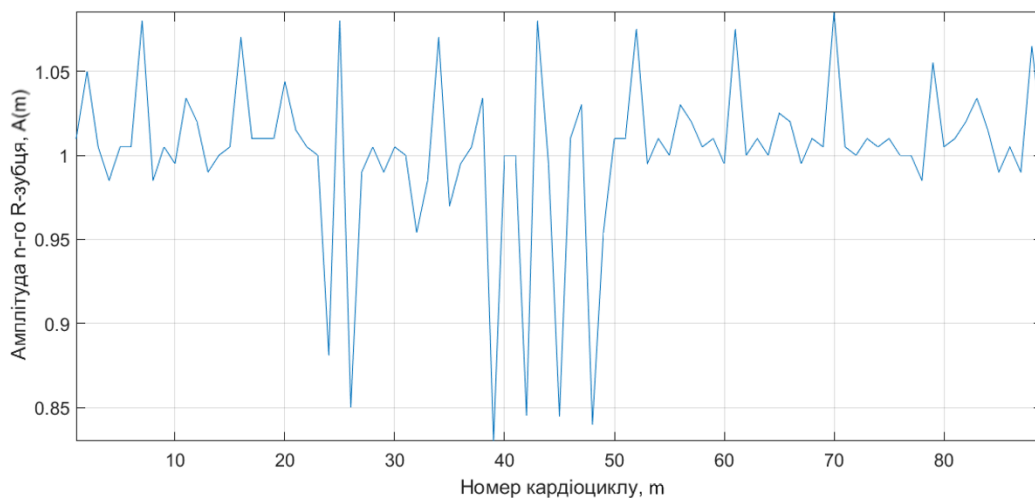


Рис. 3. Приклад зміни амплітуди R-зубців ЕКГ-сигналу в m -му кардіоциклі $A(m)$ (діагноз: умовна норма)

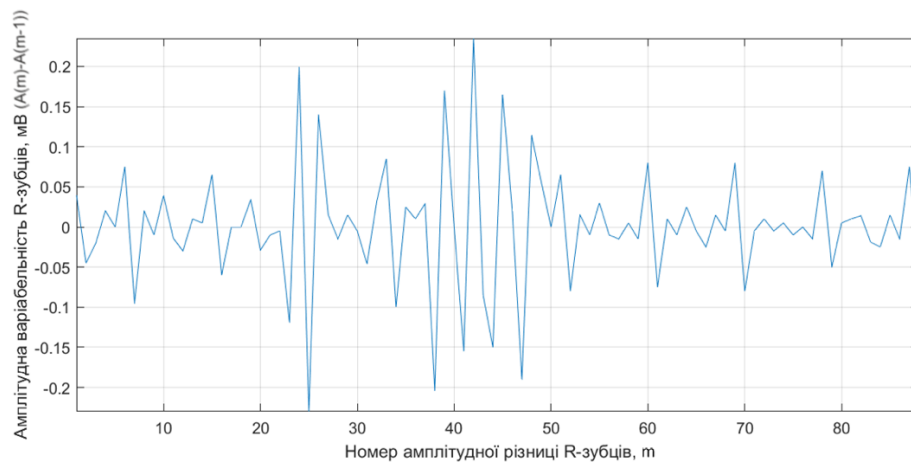


Рис. 4. Приклад амплітудної варіабельності сусідніх R зубців ЕКГ-сигналу пацієнта (діагноз: умовна норма)

На рис. 5 представлено графічні реалізації амплітудної варіабельності для зубця Р ($V_P(m)$), зубця R ($V_R(m)$) та зубця Т ($V_T(m)$) пацієнта з діагнозом умовна норма, а на рис.6 – пацієнта з екстрасистолією.

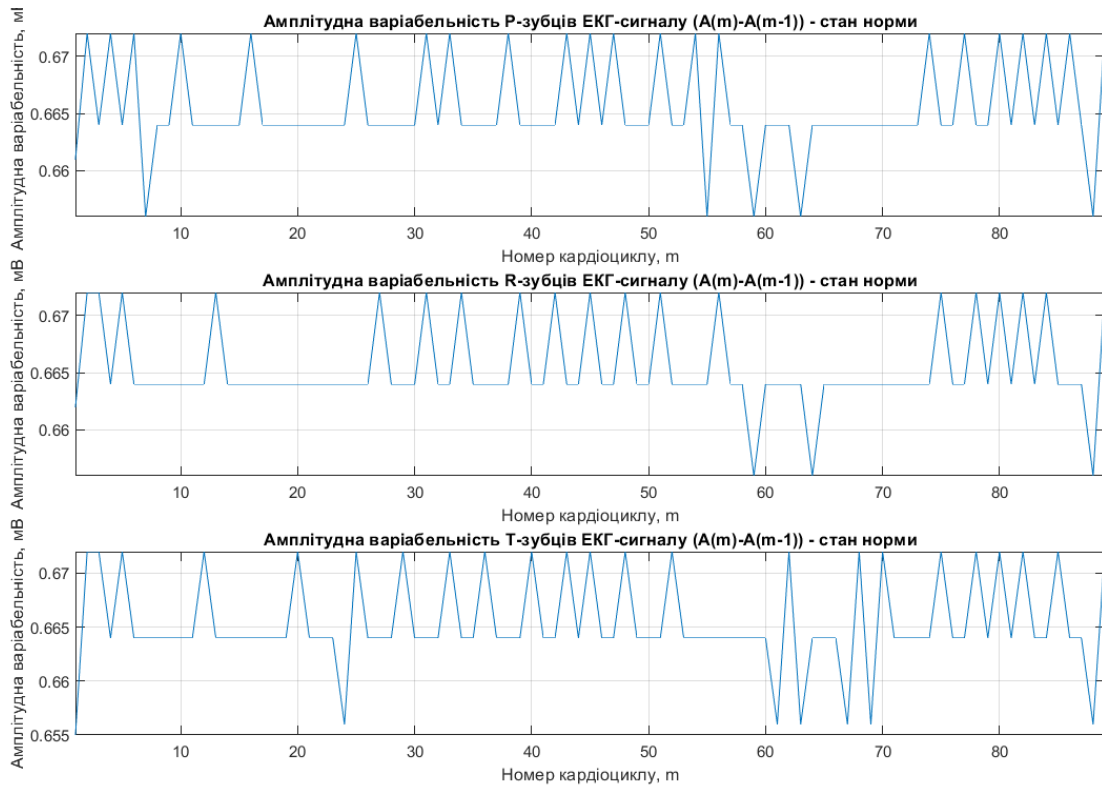


Рис. 5. Графічні реалізації амплітудної варіабельності ЕКГ-сигналів для зубця Р, R та Т пацієнта з діагнозом: умовна норма

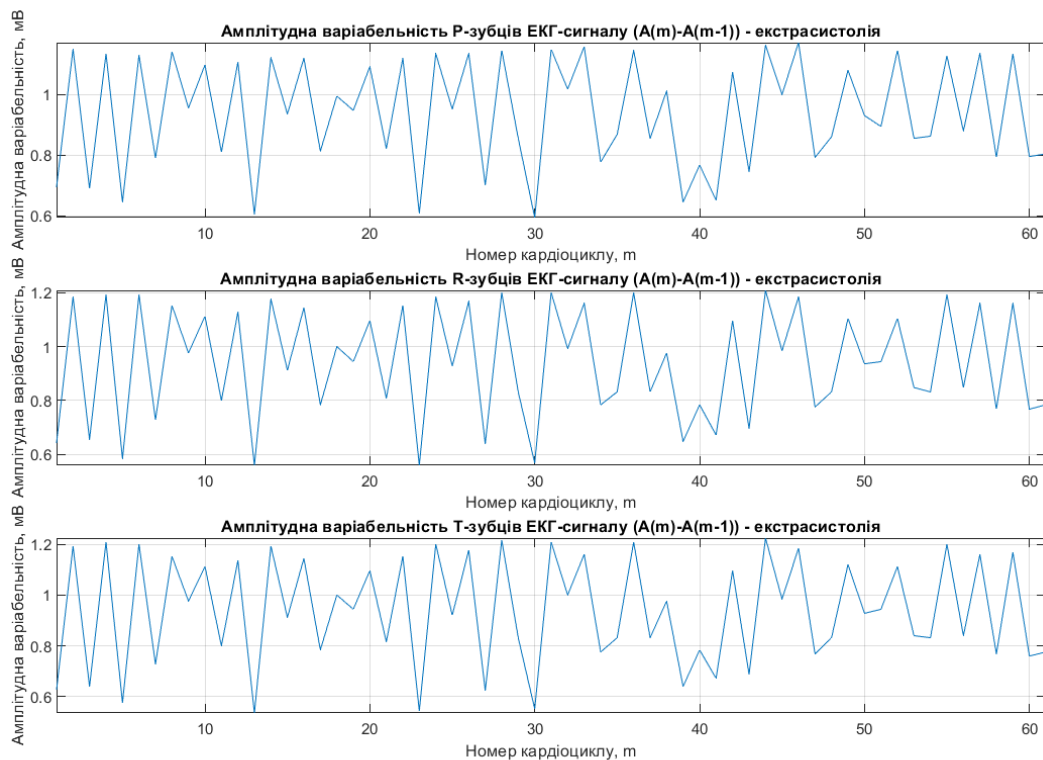


Рис. 6. Графічні реалізації амплітудної варіабельності ЕКГ-сигналів для зубця Р, R та Т пацієнта з екстрасистолією

Результати статистичної обробки показників функції амплітудної варіабельності для ЕКГ-сигналів здорових пацієнтів (діагноз: умовна норма) та пацієнтів з екстрасистолією згідно виразів (3–7) представлені в табл. 1 і 2.

Таблиця 1. Статистичні характеристики показників функції амплітудної варіабельності ЕКГ-сигналу пацієнта (діагноз: умовна норма)

Тип зубця, k	$\mu_V(k)$, мВ	$\sigma_V(k)$, мВ	$CV_V(k)$, %	$\text{Range}(V_k(m))$, мВ	ІНА(k , 0,05 мВ), %
P	0,00077	0,05062	6551,38	0,319	0
R	0,00017	0,01204	7062,32	0,074	0
T	-0,00014	0,01148	8416,06	0,063	0

Таблиця 2. Статистичні характеристики показників функції амплітудної варіабельності ЕКГ-сигналу пацієнта з екстрасистолією

Тип зубця, k	$\mu_V(k)$, мВ	$\sigma_V(k)$, мВ	$CV_V(k)$, %	$\text{Range}(V_k(m))$, мВ	ІНА(k , 0,05 мВ), %
P	0,01473	0,89244	6057,26	3,743	0
R	0,03182	1,14941	3612,62	3,83	0
T	0,01408	0,80780	5735,87	3,911	0

Аналіз показників амплітудної варіабельності ЕКС, представлених у таблицях 1 і 2, виявляє значущі відмінності між показниками пацієнтів із нормальним серцевим ритмом та пацієнтів з діагностованою екстрасистолією. Середні значення функції амплітудної варіабельності ($\mu_V(k)$) у пацієнтів з нормальним серцевим ритмом характеризуються мінімальними відхиленнями від нуля для всіх типів зубців (P: 0,00077 мВ, R: 0,00017 мВ, T: -0,00014 мВ), що свідчить про високу стабільність амплітудних характеристик між послідовними кардіоциклами. Натомість у пацієнтів з екстрасистолією спостерігаються суттєво вищі значення (P: 0,01473 мВ, R: 0,03182 мВ, T: 0,01408 мВ), що відображає систематичну тенденцію до зміни амплітуд від циклу до циклу. Особливо показовими є відмінності у стандартному відхиленні ($\sigma_V(k)$), яке в нормі становить лише 0,05062 мВ, 0,01204 мВ та 0,01148 мВ для зубців P, R і T відповідно, тоді як при екстрасистолії ці значення зростають на порядок до 0,89244 мВ, 1,14941 мВ та 0,80780 мВ. Це вказує на значно вищу варіативність амплітудних показників між послідовними кардіоциклами при патологічному стані.

Коефіцієнт варіації ($CV_V(k)$) демонструє надзвичайно високі значення в обох групах, проте дещо нижчі при екстрасистолії. Це можна пояснити тим, що даний показник обчислюється як відношення стандартного відхилення до середнього значення, яке близьке до нуля, особливо в групі норми, що математично призводить до високих значень коефіцієнта варіації. Найбільш інформативним показником виявився розмах значень функції амплітудної варіабельності ($\text{Range}(V_k(m))$), який демонструє велику різницю між групами: у нормі він становить лише 0,319 мВ, 0,074 мВ та 0,063 мВ для зубців P, R і T відповідно, тоді як при екстрасистолії становить 3,743 мВ, 3,83 мВ та 3,911 мВ, що перевищує норму в середньому від 12 до 40 разів. Це свідчить про значно більшу амплітуду коливань характеристичних зубців ЕКС між послідовними кардіоциклами при екстрасистолії. Індекс нестабільності амплітуд (ІНА) при пороговому значенні 0,05 мВ виявився нечутливим до розрізнення групи норми та патології, що вказує на необхідність встановлення вищого порогового значення для клінічно значущої оцінки вираженості амплітудної варіабельності.

Результати перевірки показників функції амплітудної варіабельності на відповідність нормальному розподілу для ЕКГ-сигналів здорових пацієнтів з екстрасистолією, виконаної за допомогою критеріїв Колмогорова-Смирнова (K-S $d=0,06819$, $p>0,20$), Ліллієфорса (Lilliefors $p>0,20$) та Шапіро-Уїлка (Shapiro-Wilk $W=0,98818$, $p=0,82968$), представлені на рис. 7.

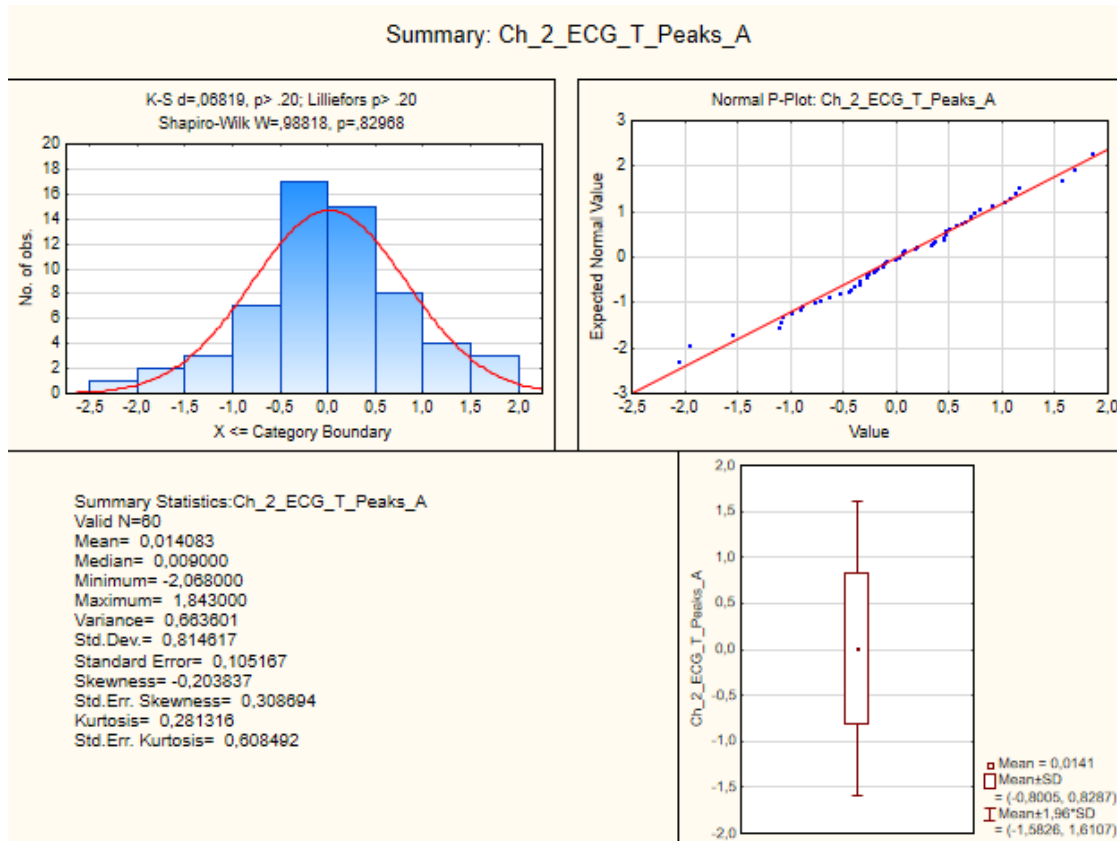


Рис. 7. Результати перевірки показників функції амплітудної варіабельності на відповідність нормальному розподілу для ЕКГ-сигналів здорових пацієнтів (діагноз: умовна норма)

Результат аналізу демонструє дуже високу відповідність нормальному розподілу: критерій Колмогорова-Смирнова (K-S d=0,06819, p>0,20) – р-значення значно перевищує пороговий рівень 0,05; критерій Ліллієфорса (Lilliefors p>0,20) – підтверджує відповідність нормальному розподілу; критерій Шапіро-Уїлка (Shapiro-Wilk W=0,98818, p=0,82968) – найвище р-значення (0,82968) серед усіх представлених наборів даних, що вказує на надзвичайно добру відповідність нормальному розподілу. Візуальний аналіз також переконливо демонструє нормальність: гістограма має правильну симетричну дзвоноподібну форму, точки на нормальному ймовірнісному графіку майже ідеально лягають на теоретичну лінію, діаграма розмаху (box-plot) показує симетричний розподіл навколо медіани.

Інтеграція функції амплітудної варіабельності в інформаційну технологію аналізу кардіосигналів. Впровадження функції амплітудної варіабельності ЕКС у структуру розроблюваної інформаційної технології аналізу кардіосигналів забезпечить суттєве розширення діагностичного потенціалу автоматизованих систем кардіологічного моніторингу. Запропонована математична модель амплітудної варіабельності зубців ЕКС дасть змогу отримати додаткові діагностичні ознаки, що доповнять традиційний аналіз морфологічних та ритмічних характеристик кардіосигналів. Інтеграція обчислених показників амплітудної варіабельності ($\mu_V(k)$, $\sigma_V(k)$, $CV_V(k)$, $Range(V_k(m))$) у набір морфологічних та ритмічних ознак інформаційної системи дозволить реалізувати багаторівневу інтелектуальну обробку кардіологічних даних. На відміну від класичних підходів, які фокусуються переважно на статичних морфологічних параметрах одиничних кардіоциклів або часових R-R інтервалах, запропонований метод розширює аналітичні можливості за рахунок кількісної оцінки міжциклової динаміки амплітудних характеристик.

Архітектура інформаційної технології, доповнена модулем розрахунку показників амплітудної варіабельності, набуває здатності виявляти приховані патерни та аномалії, що не ідентифікуються при традиційному аналізі ЕКС. Програмна реалізація інформаційної технології з алгоритмом розрахунку функції амплітудної варіабельності забезпечить цифрову трансформацію кардіодіагностики, створюючи передумови для розробки комплексних систем підтримки прийняття клінічних рішень. Інтегрування запропонованої математичної моделі в інформаційну технологію

аналізу кардіосигналів відкриває перспективи для реалізації предиктивних алгоритмів, здатних прогнозувати розвиток патологічних процесів на основі динаміки амплітудної варіабельності. Підтверджена статистична достовірність нормального розподілу показників функції амплітудної варіабельності (за критеріями Колмогорова-Смирнова, Ліллієфорса та Шапіро-Уїлка) забезпечує надійність параметричних методів статистичного аналізу в рамках інформаційної технології.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У статті представлено розроблену математичну модель амплітудної варіабельності ЕКС у вигляді функції $V_k(m)$, що дозволяє кількісно оцінювати зміни амплітуд характеристичних зубців ЕКС (P, Q, R, S, T) між послідовними кардіоциклами. Запропонована модель враховує можливість наявності артефактів та забезпечує коректне обчислення значень у випадку виключення окремих кардіоциклів з обробки. Формалізовано метод обробки амплітудної варіабельності, що включає розрахунок середнього значення, стандартного відхилення, коефіцієнта варіації, розмаху значень та індексу нестабільності амплітуд, що у сукупності створює потужний інструментарій для аналізу міжциклових змін амплітуд ЕКС. Проведений порівняльний аналіз показників амплітудної варіабельності ЕКС здорових пацієнтів та пацієнтів з екстрасистолією виявив суттєві відмінності у кількісних характеристиках.

Зокрема, встановлено, що для пацієнтів з патологією розмах значень амплітудної варіабельності ($Range(V_k(m))$) від 12 до 40 разів перевищує відповідні значення у здорових пацієнтів. Середні значення функції амплітудної варіабельності близькі до нуля для здорових пацієнтів, тоді як для пацієнтів з екстрасистолією спостерігаються систематичні відхилення. Обробка показників функції амплітудної варіабельності за критеріями Колмогорова-Смирнова, Ліллієфорса та Шапіро-Уїлка підтвердила їх відповідність нормальному розподілу, що забезпечує надійність використання параметричних методів для їх оцінювання.

Запропонована інтеграція функції амплітудної варіабельності в архітектуру інформаційної технології аналізу кардіосигналів відкриває новий підхід до виявлення прихованих патернів та аномалій, що не ідентифікуються при традиційному аналізі ЕКС. Розроблена модель доповнює класичні методи аналізу, які здебільшого фокусуються на статичних морфологічних параметрах окремих кардіоциклів або часових R-R інтервалах, кількісною оцінкою міжциклової динаміки амплітудних характеристик.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з:

1. Розширенням математичної моделі для аналізу більш широкого спектру ССП з метою виявлення специфічних патернів амплітудної варіабельності для кожного типу захворювань.
2. Розробкою предиктивних алгоритмів діагностики ССП на основі динаміки амплітудної варіабельності ЕКС з використанням методів машинного навчання та нейронних мереж.
3. Створенням комплексної бази даних показників амплітудної варіабельності для різних патологічних станів ССС та її інтеграцією з існуючими системами підтримки прийняття клінічних рішень.
4. Клінічною валідацією розробленої моделі на розширеній вибірці пацієнтів різних вікових груп та патологій для оцінки її діагностичної чутливості та специфічності.
5. Удосконаленням методів обробки амплітудної варіабельності для підвищення стійкості до артефактів та шумів у реальних умовах клінічного застосування.

Реалізація цих напрямків досліджень створить передумови для суттєвого вдосконалення існуючих інформаційних технологій аналізу кардіосигналів та підвищення ефективності виявлення та прогнозування розвитку ССП.

Список бібліографічного опису:

1. 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>
2. Shang, H., Wei, S., Liu, F., Wei, D., Chen, L., & Liu, C. (2019). An Improved Sliding Window Area Method for T Wave Detection. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2019, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2019/3130527>
3. Rubart, M. (2005). Mechanisms of sudden cardiac death. Journal of Clinical Investigation, 115(9), 2305–2315. <https://doi.org/10.1172/jci26381>
4. Myers, P. D., Scirica, B. M., & Stultz, C. M. (2017). Machine Learning Improves Risk Stratification After Acute Coronary Syndrome. Scientific Reports, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-017-12951-x>
5. Rueda, C., Larriba, Y., & Lamela, A. (2021). The hidden waves in the ECG uncovered revealing a sound automated interpretation method. Scientific Reports, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-82520-w>

6. Ćukić, M., López, V., & Pavón, J. (2020). Classification of Depression Through Resting-State Electroencephalogram as a Novel Practice in Psychiatry: Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(11), e19548. <https://doi.org/10.2196/19548>
7. Arakaki, X., Arechavala, R. J., Choy, E. H., Bautista, J., Bliss, B., Molloy, C., Wu, D.-A., Shimojo, S., Jiang, Y., Kleinman, M. T., & Kloner, R. A. (2023). The connection between heart rate variability (HRV), neurological health, and cognition: A literature review. *Frontiers in Neuroscience*, 17. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1055445>
8. 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.
9. 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>
10. 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>
11. 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
12. Kapatsila, R.; Sverstiuk, A. Застосування дерев прийняття рішень для прогнозування настання серцевих захворювань. *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION*, 2023, 53: 317-327.
13. Сверстюк, А. С. Обґрунтування та верифікація математичної моделі синхронно зареєстрованих кардіосигналів з використанням вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах, 2009, 1: 143-147.
14. Лупенко, С., Зозуля, А., Сверстюк, А., & Стадник, Н. (2018). Математичне моделювання та методи опрацювання сигналів серця на базі циклічних випадкових процесів та векторів. *Sciences and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences*, VI (20), (172), 47-54.
15. Литвиненко, Я. В., Лупенко, С. А., Дем'янчук, Н. Р., & Сверстюк, А. С. (2009). Імітаційне моделювання синхронно зареєстрованих сигналів серця на основі вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів у задачах кардіодіагностики. *Електроніка та системи управління–К.: НАУ*, (4), 22.
16. 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>
17. Lederer, W., Rheinberger, K., Lischke, V., & Amann, A. (2003). Analyse von Flimmersignalen zur Abschätzung der Defibrillierbarkeit beim Kammerflimmern [Review of Analyse von Flimmersignalen zur Abschätzung der Defibrillierbarkeit beim Kammerflimmern]. *AINS - Anästhesiologie · Intensivmedizin · Notfallmedizin · Schmerztherapie*, 38(12), 787. Georg Thieme Verlag. <https://doi.org/10.1055/s-2003-45401>
18. 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. *Nature Medicine*, 29(7), 1804–1813. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02396-3>
19. Su, S., Zhu, Z., Wan, S., Sheng, F., Xiong, T., Shen, S., Hou, Y., Liu, C., Li, Y., Sun, X., & Huang, J. (2023). An ECG Signal Acquisition and Analysis System Based on Machine Learning with Model Fusion. *Sensors*, 23(17), 7643. <https://doi.org/10.3390/s23177643>
20. Zhao, Z. (2023). Transforming ECG Diagnosis: An In-depth Review of Transformer-based Deep Learning Models in Cardiovascular Disease Detection (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2306.01249>
21. 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>
22. 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>
23. Hatamian, F. N., Ravikumar, N., Vesal, S., Kemeth, F. P., Struck, M., & Maier, A. (2020). The Effect of Data Augmentation on Classification of Atrial Fibrillation in Short Single-Lead ECG Signals Using Deep Neural Networks. In *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 1264–1268). ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icassp40776.2020.9053800>
24. Pereira, H., Niederer, S., & Rinaldi, C. A. (2020). Electrocardiographic imaging for cardiac arrhythmias and resynchronization therapy. *EP Europace*, 22(10), 1447–1462. <https://doi.org/10.1093/europace/eaab165>
25. Finocchiaro, G., Sheikh, N., Biagini, E., Papadakis, M., Maurizi, N., Sinagra, G., Pelliccia, A., Rapezzi, C., Sharma, S., & Olivetto, I. (2020). The electrocardiogram in the diagnosis and management of patients with hypertrophic cardiomyopathy. *Heart Rhythm*, 17(1), 142–151. <https://doi.org/10.1016/j.hrthm.2019.07.019>
26. Winkler, C. (2015). Electrocardiographic monitoring for cardiovascular dysfunction. In *Critical Care Nursing* (pp. 57–72). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118992845.ch4>
27. Chahine, Y., Magoon, M. J., Maidu, B., del Álamo, J. C., Boyle, P. M., & Akoum, N. (2023). Machine Learning and the Conundrum of Stroke Risk Prediction. *Arrhythmia & Electrophysiology Review*, 12. <https://doi.org/10.15420/aer.2022.34>
28. 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>

29. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of modeling and classification of electrocardiograms. In COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION (Issue 58, pp. 104–115). Lutsk National Technical University. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-12>
30. Nedashkivskiy, S. (2024). Методологія та принципи виявлення об'єктів за допомогою деформованих згорткових мереж. In COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION (Issue 54, pp. 153–159). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-54-18>
31. Silva, P., Luz, E., Silva, G., Moreira, G., Wanner, E., Vidal, F., & Menotti, D. (2020). Towards better heartbeat segmentation with deep learning classification. Scientific Reports, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-77745-0>
32. Singh, S., Chaudhary, R., Bliden, K. P., Tantry, U. S., Gurbel, P. A., Visweswaran, S., & Harinstein, M. E. (2024). Meta-Analysis of the Performance of AI-Driven ECG Interpretation in the Diagnosis of Valvular Heart Diseases. The American Journal of Cardiology, 213, 126–131. <https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2023.12.015>
33. Abubakar, S. A., Sverstyuk, A. (2024). Analytical review of publications on machine learning methods in oncology and approach to evaluating their quality. In Computer systems and information technologies (Issue 1, pp. 6–16). Khmelnytskyi National University. <https://doi.org/10.31891/csit-2024-1-1>
34. Bortnyk, K., Yaroshchuk, B., Bahniuk, N., & Pekh, P. (2023). Overcoming challenges in artificial intelligence training: data limitations, computational costs and model robustness. In COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION (Issue 53, pp. 37–43). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-06>
35. Chowdhury, M. A., Rizk, R., Chiu, C., Zhang, J. J., Scholl, J. L., Bosch, T. J., Singh, A., Baugh, L. A., McGough, J. S., Santosh, K., & Chen, W. C. W. (2025). The Heart of Transformation: Exploring Artificial Intelligence in Cardiovascular Disease. Biomedicine, 13(2), 427. <https://doi.org/10.3390/biomedicine13020427>

References:

1. 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>
2. Shang, H., Wei, S., Liu, F., Wei, D., Chen, L., & Liu, C. (2019). An Improved Sliding Window Area Method for T Wave Detection. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2019, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2019/3130527>
3. Rubart, M. (2005). Mechanisms of sudden cardiac death. Journal of Clinical Investigation, 115(9), 2305–2315. <https://doi.org/10.1172/jci26381>
4. Myers, P. D., Scirica, B. M., & Stultz, C. M. (2017). Machine Learning Improves Risk Stratification After Acute Coronary Syndrome. Scientific Reports, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-017-12951-x>
5. Rueda, C., Larriba, Y., & Lamela, A. (2021). The hidden waves in the ECG uncovered revealing a sound automated interpretation method. Scientific Reports, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-82520-w>
6. Čukić, M., López, V., & Pavón, J. (2020). Classification of Depression Through Resting-State Electroencephalogram as a Novel Practice in Psychiatry: Review. Journal of Medical Internet Research, 22(11), e19548. <https://doi.org/10.2196/19548>
7. Arakaki, X., Arechavala, R. J., Choy, E. H., Bautista, J., Bliss, B., Molloy, C., Wu, D.-A., Shimojo, S., Jiang, Y., Kleinman, M. T., & Klöner, R. A. (2023). The connection between heart rate variability (HRV), neurological health, and cognition: A literature review. Frontiers in Neuroscience, 17. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1055445>
8. 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.
9. 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>
10. 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>
11. 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
12. Kapatsila, R.; Sverstiuk, A. Zastosuvannia derev pryiniattia rishen dlia prohnouzuvannia nastannia sertseyvkh zakhvoriuvan. COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION, 2023, 53: 317-327.
13. Sverstiuk, A. S. Obgruntuvannia ta veryfikatsiia matematychnoi modeli synkhronno zareiestrovanykh kardiosyhnaliv z vykorystanniam vektora tsyklichnykh rytymichno poviazanykh vypadkovykh protsesiv. Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh, 2009, 1: 143-147.
14. Lupenko, S., Zozulia, A., Sverstiuk, A., & Stadnyk, N. (2018). Matematychni modeliuvannia ta metody opratsiuvannia syhnaliv sertsia na bazi tsyklichnykh vypadkovykh protsesiv ta vektoriv. Sciences and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences, VI (20), (172), 47-54.
15. Lytvynenko, Ya. V., Lupenko, S. A., Demianchuk, N. R., & Sverstiuk, A. S. (2009). Imitatsiine modeliuvannia synkhronno zareiestrovanykh syhnaliv sertsia na osnovi vektora tsyklichnykh rytymichno poviazanykh vypadkovykh protsesiv u zadachakh kardiodiagnostyky. Elektronika ta systemy upravlinnia–K.: NAU, (4), 22.
16. 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>
17. Lederer, W., Rheinberger, K., Lischke, V., & Amann, A. (2003). Analyse von Flimmersignalen zur Abschätzung der Defibrillierbarkeit beim Kammerflimmern [Review of Analyse von Flimmersignalen zur Abschätzung der Defibrillierbarkeit beim Kammerflimmern]. AINS - Anästhesiologie · Intensivmedizin · Notfallmedizin · Schmerztherapie, 38(12), 787. Georg Thieme Verlag. <https://doi.org/10.1055/s-2003-45401>

18. 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. *Nature Medicine*, 29(7), 1804–1813. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02396-3>
19. Su, S., Zhu, Z., Wan, S., Sheng, F., Xiong, T., Shen, S., Hou, Y., Liu, C., Li, Y., Sun, X., & Huang, J. (2023). An ECG Signal Acquisition and Analysis System Based on Machine Learning with Model Fusion. *Sensors*, 23(17), 7643. <https://doi.org/10.3390/s23177643>
20. Zhao, Z. (2023). Transforming ECG Diagnosis: An In-depth Review of Transformer-based Deep Learning Models in Cardiovascular Disease Detection (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2306.01249>
21. 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>
22. 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>
23. Hatamian, F. N., Ravikumar, N., Vesal, S., Kemeth, F. P., Struck, M., & Maier, A. (2020). The Effect of Data Augmentation on Classification of Atrial Fibrillation in Short Single-Lead ECG Signals Using Deep Neural Networks. In *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 1264–1268). ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icassp40776.2020.9053800>
24. Pereira, H., Niederer, S., & Rinaldi, C. A. (2020). Electrocardiographic imaging for cardiac arrhythmias and resynchronization therapy. *EP Europace*, 22(10), 1447–1462. <https://doi.org/10.1093/europace/euaa165>
25. Finocchiaro, G., Sheikh, N., Biagini, E., Papadakis, M., Maurizi, N., Sinagra, G., Pelliccia, A., Rapezzi, C., Sharma, S., & Olivetto, I. (2020). The electrocardiogram in the diagnosis and management of patients with hypertrophic cardiomyopathy. *Heart Rhythm*, 17(1), 142–151. <https://doi.org/10.1016/j.hrthm.2019.07.019>
26. Winkler, C. (2015). Electrocardiographic monitoring for cardiovascular dysfunction. In *Critical Care Nursing* (pp. 57–72). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118992845.ch4>
27. Chahine, Y., Magoon, M. J., Maidu, B., del Álamo, J. C., Boyle, P. M., & Akoum, N. (2023). Machine Learning and the Conundrum of Stroke Risk Prediction. *Arrhythmia & Electrophysiology Review*, 12. <https://doi.org/10.15420/aer.2022.34>
28. 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>
29. L. Mosiy, A. Sverstiuk. Methods of modeling and classification of electrocardiograms. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 58, pp. 104–115). Lutsk National Technical University. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-12>
30. Nedashkiivskiy, S. (2024). Metodolohiia ta pryntsyipy vyavleniia ob'ektiv za dopomohoiu deformovanykh zghortkovykh merezh. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 54, pp. 153–159). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-54-18>
31. Silva, P., Luz, E., Silva, G., Moreira, G., Wanner, E., Vidal, F., & Menotti, D. (2020). Towards better heartbeat segmentation with deep learning classification. *Scientific Reports*, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-77745-0>
32. Singh, S., Chaudhary, R., Bliden, K. P., Tantry, U. S., Gurbel, P. A., Visweswaran, S., & Harinstein, M. E. (2024). Meta-Analysis of the Performance of AI-Driven ECG Interpretation in the Diagnosis of Valvular Heart Diseases. *The American Journal of Cardiology*, 213, 126–131. <https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2023.12.015>
33. Abubakar, S. A., Sverstyuk, A. (2024). Analytical review of publications on machine learning methods in oncology and approach to evaluating their quality. In *Computer systems and information technologies* (Issue 1, pp. 6–16). Khmelnytskyi National University. <https://doi.org/10.31891/csit-2024-1-1>
34. Bortnyk, K., Yaroshchuk, B., Bahniuk, N., & Pekh, P. (2023). Overcoming challenges in artificial intelligence training: data limitations, computational costs and model robustness. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 53, pp. 37–43). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-06>
35. Chowdhury, M. A., Rizk, R., Chiu, C., Zhang, J. J., Scholl, J. L., Bosch, T. J., Singh, A., Baugh, L. A., McGough, J. S., Santosh, K., & Chen, W. C. W. (2025). The Heart of Transformation: Exploring Artificial Intelligence in Cardiovascular Disease. *Biomedicine*, 13(2), 427. <https://doi.org/10.3390/biomedicine13020427>