

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-60-04>

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, Україна² Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Україна

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ОПРАЦЮВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛІВ З ВРАХУВАННЯМ ЇХ МОРФОЛОГІЧНИХ ТА РИТМІЧНИХ ОЗНАК

Сверстюк А. С., Мосій Л. Є. Інформаційна технологія опрацювання та аналізу електрокардіосигналів з врахуванням їх морфологічних та ритмічних ознак. У статті представлено комплексну дворівневу інформаційну технологію опрацювання та аналізу електрокардіосигналів, яка інтегрує експрес-метод кардіодіагностики на основі функцій амплітудної та часової варіабельності для використання в екстремальних умовах та детальний математичний апарат на основі циклічних випадкових процесів для повного аналізу морфологічних і ритмічних ознак сигналу. Розроблена технологія включає структурну схему з блоками попередньої обробки, сегментації, формування функції ритму, статистичної обробки та класифікації, що дозволяє використовувати її як для швидкої діагностики критичних станів (екстрасистоля, фібриляція), так і для планової детальної кардіодіагностики. Також проведено систематизацію та класифікацію існуючих методів аналізу амплітудної варіабельності електрокардіосигналу.

Ключові слова: електрокардіосигнал, амплітудна варіабельність, часова варіабельність, циклічний випадковий процес, функція ритму, морфологічні ознаки, ритмічні ознаки, експрес-метод кардіодіагностики, інформаційна технологія, сегментація сигналу.

Sverstiuk A., Mosiy L. Information technology for processing and analysis of electrocardiogram signals considering its morphological and rhythmic features. The article presents a comprehensive two-level information technology for processing and analysis of electrocardiogram signals, which integrates an express method of cardiodiagnostics based on amplitude and time variability functions for use in extreme conditions and a detailed mathematical apparatus based on cyclic random processes for complete analysis of morphological and rhythmic signal features. The developed technology includes a structural scheme with blocks of preprocessing, segmentation, rhythm function formation, statistical processing and classification, which allows its use both for rapid diagnosis of critical conditions (extrasystole, fibrillation) and for planned detailed cardiodiagnostics. A systematization and classification of existing methods for analyzing the amplitude variability of electrocardiogram signal has also been conducted.

Keywords: electrocardiogram signal, amplitude variability, time variability, cyclic random process, rhythm function, morphological features, rhythmic features, express method of cardiodiagnostics, information technology, signal segmentation.

Постановка проблеми. Існуючі методи аналізу ЕКС часто не враховують комплексно морфологічні та ритмічні ознаки сигналу. Особливо гостро ця проблема стоїть в умовах екстреної медицини, де необхідне швидке прийняття рішень. У наших попередніх дослідженнях [1] було розроблено експрес-метод на основі функцій амплітудної та часової варіабельності, який довів свою ефективність для швидкої діагностики грубих порушень ритму. Однак для повноцінного аналізу складних патологій, планової діагностики та моніторингу стану пацієнтів необхідна детальна інформаційна технологія (ІТ), яка б поєднувала можливості експрес-аналізу з глибоким математичним апаратом на основі циклічних випадкових процесів (ЦВП). Така технологія повинна забезпечувати адаптивність до змінного ритму серця, враховувати стохастичну природу біологічних сигналів та надавати можливість багаторівневого аналізу залежно від клінічних потреб.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Відомо, що електрокардіосигнал (ЕКС) відображає електричну активність серця та є ключовим індикатором його функціонального стану. Записується він за допомогою електрокардіографа у вигляді електрокардіограми (ЕКГ) на паперовій стрічці чи у вигляді цифрового сигналу при реєстрації його цифровим електрокардіографом. Кожна фаза серцевого циклу представлена характерними хвилями, зубцями чи зонами (Р, QRS, Т). Аналіз ЕКС дозволяє виявляти порушення ритму (аналіз тривалостей зон сигналу), ішемію, гіпертрофію та інші кардіологічні патології (аналіз морфологічних ознак сигналу).

Підходи до аналізу ЕКС поділяються на традиційні та сучасні. Традиційні методи включають візуальну оцінку лікарем і базові алгоритми обробки сигналів, зокрема фільтрацію шумів, детекцію піків QRS-комплексу та вимірювання інтервалів. Сучасні підходи ґрунтуються на застосуванні методів цифрової обробки сигналів, машинного навчання та глибокого навчання, що

дозволяє автоматизувати діагностику та підвищити її точність. Особливу увагу приділяють також вивченню варіабельності серцевого ритму (HRV) як маркера вегетативної регуляції серця.

Поруч з аналізом варіабельності серцевого ритму можна виокремити поняття амплітудної варіабельності. Амплітудна варіабельність ЕКС – це поняття, яке характеризує зміну амплітуди компонентів ЕКС (наприклад, зубців Р, R, Т) у часі. На відміну від частотної або тимчасової варіабельності (яка стосується змін інтервалів між серцевими скороченнями), амплітудна варіабельність фокусується саме на коливаннях висоти сигналу.

Методології кількісної оцінки амплітудної варіабельності

Статистичні методи

На основі статистичних методів отримуються статистичні показники. Саме вони становлять фундаментальний підхід до кількісної оцінки амплітудної варіабельності, забезпечуючи описові метрики, які відображають ступінь та характер флуктуацій у сигналі [2]. Стандартне відхилення, як широко використовувана метрика, характеризує середнє відхилення окремих точок даних від середньої амплітуди, надаючи глобальну міру варіабельності [3]. Розмах, який визначається як різниця між максимальним та мінімальним значеннями амплітуди, є простим, але інформативним показником загального розподілу даних [4]. Коефіцієнт варіації, що розраховується як відношення стандартного відхилення до середньої амплітуди, нормалізує варіабельність відносно середньої інтенсивності сигналу, полегшуючи порівняння між наборами даних з різними амплітудними масштабами.

Ці статистичні показники служать цінними інструментами для характеристики амплітудної варіабельності, надаючи уявлення про розподільчі властивості та загальний динамічний діапазон сигналів у різних застосуваннях [5]. Окрім стандартних показників центральної тенденції та дисперсії, статистичні моменти вищого порядку, такі як асиметрія та ексцес, забезпечують додаткову інформацію про форму та характеристики розподілу амплітуди [6]. Асиметрія кількісно оцінює несиметричність розподілу, вказуючи на ступінь відхилення від симетричної дзвоноподібної кривої, тоді як ексцес вимірює «гостровершинність» розподілу, відображаючи наявність викидів або екстремальних значень [5].

Поряд з базовою описовою статистикою, більш складні методи, такі як детрендований флуктуаційний аналіз (DFA), надають уявлення про довгострокові кореляції в амплітудних флуктуаціях. DFA кількісно оцінює фрактальну масштабну поведінку сигналу, виявляючи наявність самоподібних патернів та довгострокових залежностей, які можуть бути неочевидними при використанні традиційних статистичних показників. Цей підхід включає інтегрування часового ряду з подальшим вимірюванням масштабних властивостей, що може виявити інформацію про кореляційні характеристики [7]. Експонента Херста, як інший показник довгострокової залежності, кількісно оцінює ступінь самоподібності в часовому ряді. Значення експоненти Херста близькі до 0,5 свідчать про некорельовану поведінку, тоді як значення більші за 0,5 вказують на стійкі довгострокові кореляції [8].

Методи частотно-часового аналізу

Методи частотно-часового аналізу надають потужний інструментарій для дослідження амплітудної варіабельності в нестационарних сигналах, де частотний вміст змінюється з часом [9]. Короткочасове перетворення Фур'є розкладає сигнал на його частотні компоненти в ковзних часових вікнах, забезпечуючи локалізоване в часі представлення спектрального вмісту сигналу. Це дозволяє ідентифікувати перехідні амплітудні флуктуації, пов'язані з конкретними частотними компонентами.

При застосуванні вейвлет-аналізу використовують вейвлет-перетворення. Це перетворення пропонує багатомасштабний аналіз і забезпечує більш адаптивний підхід, використовуючи вікна змінного розміру для захоплення як високочастотних складових процесів, так і низькочастотних трендів. Це критично важливо для нестационарних сигналів, де частотні компоненти еволюціонують з часом. Перетворення Гільберта-Хуанга розкладає сигнал на внутрішні модові функції, що представляють коливальні моди зі змінними амплітудами та частотами, дозволяючи витягувати миттєву амплітудну та частотні складові. Ці частотно-часові методи дають змогу характеризувати амплітудну варіабельність у різних частотних діапазонах та часових масштабах, полегшуючи виявлення тонких змін у динаміці сигналу. Застосування цих методів особливо корисно при роботі з нестационарними сигналами [10].

Застосування вищезгаданих методів може виділити раптові зміни амплітуди, що є критичним у різних застосуваннях, таких як моніторинг стану машин через вібраційні сигнали або

виявлення аномалій у мережевому трафіку [11]. Перетворення, при ретельному застосуванні, забезпечують роздільну здатність сигналів як у часовій, так і в частотній областях, але важливо зазначити що наявність артефактів в сигналі обмежують використання даних методів.

Частотно-часовий аналіз використовується в численних застосуваннях, що потребують обробки сигналів зі змінними в часі характеристиками для отримання інформації [12]. Частотно-часові перетворення конвертують сигнали з часової області в частотно-часові зображення, також відомі як спектрограми, надаючи візуальні представлення того, як енергія сигналу розподіляється в часовій та частотній областях [13].

Методи нелінійної динаміки

Методи нелінійної динаміки досліджують складність амплітудної варіабельності, вивчаючи прояви детермінованого хаосу – складної, але закономірної динаміки, притаманної нелінійним фізіологічним системам, – а також фрактальні властивості сигналів. Техніки реконструкції фазового простору методом вбудовування з часовою затримкою (time-delay embedding, теорема Текенса) дають змогу відновити багатовимірну траєкторію сигналу та візуалізувати структуру атрактора, виявляючи основну динаміку системи. Це включає реконструкцію простору станів системи з використанням версій оригінального сигналу з часовою затримкою, надаючи уявлення про динаміку системи без залежності від конкретної моделі. Експоненти Ляпунова кількісно оцінюють швидкість розбіжності близьких траєкторій у фазовому просторі, забезпечуючи міру чутливості системи до початкових умов та наявності хаотичної поведінки. Кореляційна розмірність оцінює фрактальну розмірність атрактора, відображаючи складність основної динаміки та кількість незалежних змінних, необхідних для опису поведінки системи.

Ці інструменти нелінійної динаміки надають уявлення про детерміністичну природу здавалося б випадкових амплітудних флуктуацій, виявляючи приховані закономірності та складні залежності, які лінійні методи можуть пропустити. Ці методи можуть показати, як системи еволюціонують і змінюються з часом, і є критично важливими для розуміння поведінки системи. Хоча ці методи забезпечують цінні уявлення про основну динаміку складних систем, вони часто потребують ретельного вибору параметрів та валідації для забезпечення надійності та достовірності результатів. Нелінійні перетворення змінюють експоненти в чисельних розрахунках спектрів [14].

Методи, індуковані шумом

Методи аналізу, що ґрунтуються на явищах, індукованих шумом, досліджують роль стохастичних флуктуацій у формуванні амплітудної варіабельності, виявляючи такі ефекти, як стохастичний резонанс та синхронізація, посилені шумом. Стохастичний резонанс — це контрінтуїтивне явище, коли наявність шуму може підвищити виявлення слабких сигналів або покращити роботу системи [15]. Шум є невід'ємною складовою більшості природних і лабораторних систем, і в нелінійних динамічних умовах він може відігравати конструктивну роль: збільшувати ступінь порядку та когерентності, сприяти переходам між станами або оптимізувати співвідношення сигнал/шум [16].

Синхронізація, посилені шумом, демонструє, як стохастичні флуктуації можуть сприяти узгодженню динаміки зв'язаних осциляторів або елементів системи [17]. Ці явища підкреслюють, що шум здатен керувати складною динамікою та емерджентною поведінкою [18–20], а також що навіть некорельований шум може мати позитивний вплив на синхронізацію [21]. Цікаво, що дослідження показали й можливість шуму стабілізувати нестійкі системи [22]. Такі ефекти спостерігаються в широкому спектрі середовищ — від зв'язаних осциляторів до нейронних мереж — і мають ключове значення для розуміння колективної поведінки та обробки інформації.

Аналіз сурогатних даних

Аналіз сурогатних даних — це метод, що використовується для перевірки гіпотез про властивості часового ряду. Процедура включає генерацію наборів сурогатних даних, які імітують певні лінійні властивості оригінальних даних, проте в інших аспектах є випадковими. Аналіз сурогатних даних включає генерацію синтетичних наборів даних, які відтворюють певні статистичні властивості оригінальних даних, водночас порушуючи конкретні нелінійні особливості [23]. Порівнюючи амплітудну варіабельність оригінальних даних з варіабельністю сурогатних даних, дослідники можуть оцінити статистичну значущість спостережуваних нелінійних особливостей та перевірити гіпотези про основну динаміку.

Цей підхід забезпечує строгу основу для розрізнення між справжніми нелінійними ефектами та тими, які можуть виникнути внаслідок лінійних стохастичних процесів [24]. Ці методи забезпечують потужний засіб валідації результатів аналізу амплітудної варіабельності та

гарантують, що спостережувані закономірності не є просто результатом випадковості або методологічних артефактів. Аналіз кореляційної розмірності кількісно оцінює розмірність атрактора, що лежить в основі сигналу, надаючи уявлення про складність та ступені свободи, що керують динамікою системи.

Сучасні підходи до обробки

Передові методи обробки сигналів, зокрема аналіз незалежних компонентів (Independent Component Analysis, ICA) та емпіричне модове розкладання (Empirical Mode Decomposition, EMD), забезпечують потужні інструменти для дослідження амплітудної варіабельності у складних системах [25]. Аналіз незалежних компонентів дає змогу розділити змішані сигнали на статистично незалежні складові, що дозволяє ізолювати та досліджувати окремі джерела, які роблять внесок у загальну амплітудну варіабельність [26].

EMD розкладає сигнал на сукупність внутрішніх модових функцій, кожна з яких відповідає певному коливальному режиму зі змінною амплітудою та частотою. Фрактальний аналіз, застосований до фізіологічних часових рядів, дозволяє виявляти зв'язок між змінами амплітудної варіабельності, старінням та патологічними процесами [27]. Методи адаптивного модового розкладання [28] розвивають ідеї EMD, реалізуючи ітераційні кроки декомпозиції та реконструкції з урахуванням змінної структури сигналу, що може покращувати точність, але потребує значних обчислювальних ресурсів.

Застосування цих методів виходить за межі фізіології: аналіз коливальних патернів вищого порядку використовується для кількісної оцінки сигнатур у даних функціональної активності мозку, фінансових ринків та епідемічних процесів [29]. Таким чином, сучасні методи обробки сигналів дозволяють ефективно деконструювати складні сигнальні суміші та вилучати інформативні характеристики амплітудної варіабельності в різноманітних системах, хоча іноді це потребує значних обчислювальних затрат.

Гібридні підходи

Гібридні підходи поєднують декілька методів аналізу, створюючи синергію, яка дозволяє подолати обмеження кожного окремого методу та отримати більш комплексне уявлення про амплітудну варіабельність [30]. Поєднання часово-частотного аналізу зі статистичними показниками дає змогу описувати амплітудні флуктуації у різних частотних діапазонах та часових масштабах, а також кількісно оцінювати їх статистичні характеристики.

Інтеграція методів нелінійної динаміки з алгоритмами машинного навчання дозволяє виявляти складні патерни та взаємозв'язки у даних, що описують амплітудну варіабельність, а також підвищує ефективність задач прогнозування та класифікації [31]. Завдяки використанню переваг різних підходів, гібридні методи забезпечують цілісну перспективу аналізу амплітудної варіабельності та дозволяють отримувати більш інформативні результати, особливо при роботі з нелінійними, нестационарними та зашумленими сигналами.

Аналіз амплітудної варіабельності у реальних сигналах супроводжується низкою викликів, які необхідно враховувати для забезпечення точності та надійності результатів. Наявність шуму та артефактів може суттєво спотворювати вимірювання амплітуди, тому необхідне застосування методів приглушення шуму та усунення артефактів [32]. Параметри, такі як розмір вікна, ступінь перекриття та частотна роздільна здатність, мають критичне значення для відображення релевантних амплітудних варіацій при мінімізації артефактних ефектів.

Багато реальних сигналів є нестационарними, що обмежує ефективність традиційних методів і потребує використання адаптивних або змінних у часі підходів для точного відстеження амплітудних флуктуацій. При цьому важливо враховувати вплив фільтрів на затримку та амплітуду, особливо у нейронауці та клінічній діагностиці [33]. Вирішення цих практичних міркувань та викликів є суттєвим для отримання значущих уявлень з аналізу амплітудної варіабельності та їх застосування до реальних проблем [34, 35].

Фізіологічні порушення слід розглядати в контексті всієї системи, а не лише локалізованих компонентів [36]. Окрім того, перетворення Фур'є забезпечує лише інформацію про частотний вміст сигналу без будь-якої часової роздільної здатності [37]. Вейвлет-перетворення, з іншого боку, розкладає сигнал на набір частотно-часових представлень, що робить його більш корисним при аналізі нестационарних сигналів [38].

Мета дослідження. Метою дослідження є розробка комплексної дворівневої ІТ опрацювання та аналізу ЕКС, яка забезпечить ефективну кардіодіагностику в різних клінічних умовах. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Адаптувати та застосувати математичний апарат ЦВП для створення ІТ, що враховує сегментно-циклічну та сегментно-зонну структуру ЕКС з урахуванням змінної функції ритму.
2. Інтегрувати в єдину ІТ експрес-метод кардіодіагностики на основі функцій амплітудної та часової варіабельності для швидкого виявлення критичних станів в умовах обмежених ресурсів.
3. Розробити алгоритми статистичного опрацювання морфологічних та ритмічних ознак ЕКС з урахуванням оціненої функції ритму для детального аналізу патологічних змін.
4. Створити структурну схему ІТ з функціональними блоками попередньої обробки, сегментації, формування функції ритму, статистичної обробки та класифікації, що забезпечить адаптивність системи до різних діагностичних задач.
5. Забезпечити можливість використання розробленої технології як для планової детальної кардіодіагностики з повним аналізом усіх характеристик сигналу, так і для екстреної медицини з пріоритетом швидкості прийняття рішень.

Виклад основного матеріалу. В якості математичної моделі будемо використовувати ЦВП, який добре себе зарекомендував під час опрацювання циклічних сигналів в медицині. Зокрема завдяки тому, що дозволяє проводити опрацювання як морфологічних, так і ритмічних характеристик сигналу за рахунок урахування функції ритму [39]. При цьому математична модель дозволяє опрацьовувати змінний ритм такого циклічного сигналу.

Демо означення ЦВП – це сепарабельний випадковий процес $\xi(\omega, t), \omega \in \Omega, t \in [0, T)$, який називається ЦВП неперервного аргументу, якщо існує така функція $T(t, n)$, яка задовольняє умовам функції ритму [40, 41], що скінченновимірні вектори $(\xi(\omega, t_1), \xi(\omega, t_2), \dots, \xi(\omega, t_k))$ та $(\xi(\omega, t_1 + T(t_1, n)), \xi(\omega, t_2 + T(t_2, n)), \dots, \xi(\omega, t_k + T(t_k, n)))$, $n \in \mathbf{Z}$, де $\{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ – множина сепарабельності процесу $\xi(\omega, t), \omega \in \Omega, t \in [0, T)$ при всіх цілих $k \in \mathbf{N}$ є стохастично еквівалентними у широкому розумінні. $T(t, n)$ – це функція ритму ЦВП, що відображає закон зміни часових інтервалів між його однофазними значеннями, основні властивості цієї функції наведено у роботі [40–42].

Враховуючи запропоновану математичну модель опрацювання реалізацій ЕКС (ЦВП) можливе за умови відомостей про його функцію ритму чи її оцінки. З метою оцінювання функції ритму необхідно враховувати в математичній моделі сегментну циклічну структуру реалізацій процесу. З цією метою подамо математичну модель реалізації ЦВП спочатку у формі (1), яка враховує його сегментно-циклічну структуру:

$$\xi_{\omega}(t) = \sum_{i=1}^C f_i(t), t \in W \quad (1)$$

де C – кількість сегментів-циклів реалізації ЦВП ЕКС. W – область визначення циклічного процесу ЕКС, а область його значень, для даного випадку (при стохастичному підході) є Гільбертовим простором випадкових величин, вони задані на ймовірнісному просторі $(\xi_{\omega}(l) \in \Psi = L_2(\Omega, P))$. У даній математичній моделі сегменти-цикли циклічного процесу визначаються через індикаторні функції (2):

$$f_i(t) = \xi_{\omega}(t) \cdot I_{W_i}(t), i = \overline{1, C}, t \in W \quad (2)$$

При цьому індикаторні функції, які виділяють сегменти-цикли, визначаються так:

$$I_{W_i}(t) = \begin{cases} 1, & t \in W_i, \\ 0, & t \notin W_i. \end{cases} \quad (3)$$

де W_i – область визначення індикаторної функції (для сегментів-циклів), яка у випадку дискретного сигналу, тобто $W = D$, дорівнює дискретній множині відліків

$$W_i = \{t_{i,q}, q = \overline{1, Q}\}, i = \overline{1, C}, \quad (4)$$

Сегментна циклічна структура враховується множиною часових відліків $\{t_i\}$ або $\{t_{i,q}\}$, $i = \overline{1, C}$, $q = \overline{1, Q}$ – кількість відліків на i -му циклі. У такій конструкції математичної моделі (1) враховано ритм циклічного процесу ЕКС через неперервну функцію ритму $T(t, n)$, а саме:

$$I_{W_i}(t) = I_{W_{i+n}}(t + T(t, n)), i = \overline{1, C}, n \in \mathbf{Z}, t \in W. \quad (5)$$

Для оцінювання функції ритму $T(t, n)$ необхідно спочатку визначити сегментно-циклічну структуру, тобто знайти $\hat{D}_C = \{t_i, i = \overline{1, C}\}$, що є множиною часових моментів, які відповідають

межам сегментів-циклів процесу ЕКС.

Оскільки в межах циклів ЕКС є діагностичні ділянки (зони, сегменти), тому розглянемо більш детально математичну модель, яка враховує і цикли, і зони:

$$\xi_{\omega}(t) = \sum_{i=1}^C f_i(t) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^Z f_{ij}(t), \quad t \in W \quad (6)$$

В даній математичній моделі сегменти-зони циклічного процесу визначаються через індикаторні функції, тобто

$$f_{ij}(t) = \xi_{\omega}(t) \cdot I_{W_{ij}}(t) = f_i(t) \cdot I_{W_{ij}}(t), \quad i = \overline{1, C}, \quad j = \overline{1, Z}, \quad t \in W \quad (7)$$

При цьому індикаторні функції, які виділяють сегменти-зони, визначаються так:

$$I_{W_{ij}}(t) = \begin{cases} 1, & t \in W_{ij}, \\ 0, & t \notin W_{ij}. \end{cases} \quad (8)$$

де W_{ij} – область визначення індикаторної функції (для сегментів-зон), яка у випадку дискретного сигналу, тобто $W = D$, дорівнює дискретній множині відліків

$$W_{ij} = \{t_{ij,q}, q = \overline{1, Q_j}\}, \quad Q = \sum_{j=1}^Z Q_j \quad (9)$$

Сегментна-зонна структура враховується множиною часових відліків $\{t_{ij}\}$ або $\{t_{ij,q}, q = \overline{1, Q_j}\}$, $i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}, q = \overline{1, Q_j}$ – кількість відліків на j -ій зоні.

У такій конструкції математичної моделі (6) також враховано ритм циклічного процесу ЕКС через неперервну функцію ритму $T(t, n)$, а саме,

$$I_{W_{ij}}(t) = I_{W_{i+n,j}}(t + T(t, n)), \quad i = \overline{1, C}, \quad j = \overline{1, Z}, \quad n \in Z, \quad t \in W \quad (10)$$

Для оцінювання функції ритму $T(t, n)$ необхідно спочатку визначити сегментну-зонну структуру, тобто знайти $\hat{D}_Z = \{t_{ij}, i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}\}$, що є множиною часових моментів, які відповідають межам сегментів-зон процесу ЕКС. Застосувавши методи сегментації ЕКС, описаних у роботах [43, 44], отримаємо сегментну структуру.

Таким чином, визначивши сегментно-циклічну структуру, знайшовши $\hat{D}_C = \{t_i, i = \overline{1, C}\}$, або сегментно-зонну структуру $\hat{D}_Z = \{t_{ij}, i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}\}$, можна виконати оцінювання ритмічної структури для сегментно-циклічної структури $\{\hat{T}(t_i, n), i = \overline{1, C}, n \in Z\}$ та для сегментно-зонної структури $\{\hat{T}(t_{ij}, n), i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}, n \in Z\}$ відповідно, застосувавши при цьому методи [40–42].

Оцінивши ритмічні структури, ми можемо оцінити неперервну функцію ритму $T(t, n)$ використавши методи, подані в роботах [41, 42].

Оцінивши функцію ритму та застосувавши методи статистичного опрацювання з урахуванням функції ритму [45], ми отримаємо статистичні оцінки за формулами (11) та (12).

Оцінка математичного сподівання:

$$\hat{m}_{\xi_{T(t,n)}}(t) = \frac{1}{C} \sum_{n=1}^C \xi_{\omega}(t + T(t, n)), \quad t \in W_1 = [t_1, t_2] \quad (11)$$

де t_1, t_2 – дискретні часові відліки, які відповідають початку та закінченню першого сегменту-циклу, C – кількість циклів.

Оцінка дисперсії:

$$\hat{\sigma}_{\xi_{T(t,n)}}(t) = \frac{1}{C} \cdot \sum_{n=1}^C \left[\xi_{\omega}(t + T(t, n)) - \hat{m}_{\xi_{T(t,n)}}(t) \right]^2, \quad t \in W_1 = [t_1, t_2] \quad (12)$$

Застосувавши методи статистичної обробки до реалізації процесу ЕКС із врахуванням оціненої функції ритму $T(t, n)$ ми отримали статистичні оцінки математичного сподівання та дисперсії, які будемо використовувати у подальших кроках опрацювання.

Інтеграція експрес-методу кардіодіагностики

На основі результатів дослідження [1] у розроблену ІТ інтегровано експрес-метод, який використовує дві ключові функції:

1. Функція часової варіабельності з урахуванням екстремальних значень характеристичних зубців ЕКС:

$$T_{Ak}(m) = t_{Ak}(m) - t_{Ak}(m-1), \quad k \in \{P, Q, R, S, T\}, \quad m \in \mathbf{Z} \quad (13)$$

де $t_{Ak}(m)$ – момент часу досягнення піку зубця k -типу в m -му кардіоциклі.

2. Функція амплітудної варіабельності хвиль ЕКС:

$$V_k(m) = A_k(m) - A_k(m-1), \quad k \in \{P, Q, R, S, T\}, \quad m \in \mathbf{Z}, \quad (14)$$

де $A_k(m)$ – амплітуда зубця k -типу в m -му кардіоциклі.

Далі розглянемо запропонований новий підхід до опрацювання та аналізу ЕКС з врахуванням його морфологічних та ритмічних ознак. Розглянемо структурну схему запропонованої ІТ, поданої на рисунку 1.

Структурна схема ІТ

Оскільки, на практиці, ми маємо справу з дискретним ЕКС, то подамо наші наступні викладки, замінивши часовий аргумент t дискретними – l . Таким чином вхідна реалізація дискретного ЕКС буде задана $\tilde{\xi}_\omega(l)$, $l = \overline{1, L}$, де l – дискретні відліки, а L – тривалість реалізації ЕКС.

1. Першим етапом опрацювання є блок попередньої обробки (БПО). На даному етапі опрацювання до вхідного ЕКС $\tilde{\xi}_\omega(l)$, $l = \overline{1, L}$ застосовуються методи усунення тренду та згладжування сигналу. Для цих задач використовується метод найменших квадратів та прорідження сигналу. У результаті ми отримаємо ЕКС після попередньої обробки $\bar{\xi}_\omega(l)$, $l = \overline{1, L}$.

2. Другим етапом обробки є здійснення сегментації ЕКС та отримання сегментно-зонної структури $\hat{\mathbf{D}}_Z = \{l_{ij}, i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}\}$, застосувавши методи сегментації ЕКС [57], тому тут подано блок сегментації (БС).

3. Наступним етапом опрацювання є формування ритмічної структури $\{\hat{T}(l_{ij}, 1), i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}\}$ та оцінювання функції ритму $\hat{T}(l, 1)$ [52,53,56] – за це відповідає блок формування функції ритму (БФФР). У даному випадку, для функції ритму ($n = 1$).

4. Блок формування циклічного сигналу (БФЦС) дозволяє отримати такий циклічний сигнал $\hat{\xi}_\omega(l)$, кількість відліків якого на кожному сегменті-циклі та сегменті-зоні однакова у всіх циклах:

$$\hat{\xi}_\omega(l) = \sum_{i=1}^C \hat{f}_i(l) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^Z \hat{f}_{ij}(l), \quad l \in \mathbf{W} = \mathbf{D} \quad (15)$$

Для сегментів-циклів:

$$\hat{f}_i(l) = \hat{\xi}_\omega(l) \cdot I_{W_i}(l), \quad i = \overline{1, C}, \quad l \in \mathbf{W} \quad (16)$$

Для сегментів-зон:

$$\hat{f}_{ij}(l) = \hat{\xi}_\omega(l) \cdot I_{W_{ij}}(l) = \hat{f}_i(l) \cdot I_{W_{ij}}(l), \quad i = \overline{1, C}, \quad j = \overline{1, Z}, \quad l \in \mathbf{W} \quad (17)$$

Область визначення індикаторних функцій для сегментів-циклів $W_i = \{l_{i,q}, q = \overline{1, Q}\}$, $i = \overline{1, C}$, де Q – кількість відліків на циклах.

Область визначення індикаторних функцій для сегментів-зон $W_{ij} = \{l_{ij,q}, q = \overline{1, Q_j}\}$, $Q = \sum_{j=1}^Z Q_j$, $i = \overline{1, C}$, $j = \overline{1, Z}$

5. Маючи реалізацію циклічного сигналу $\hat{\xi}_\omega(l)$ або сегменти-цикли $\hat{f}_i(l)$ чи сегменти-зони $\hat{f}_{ij}(l)$ можемо застосувати методи статистичного опрацювання. Тому наступним кроком буде блок статистичної обробки (БСО). На цьому етапі ми отримаємо оцінку математичного сподівання $\hat{m}_{\xi_{T(l,1)}}(l)$ та оцінку дисперсії $\hat{d}_{\xi_{T(l,1)}}(l)$. На даному етапі ми отримаємо оцінки математичного сподівання та дисперсії на циклі ЕКС. Оскільки метод передбачає усереднення, враховуючи область визначення першого циклу ЕКС, то для отриманих оцінок, врахувавши сегментну структуру першого циклу ($l \in W_1$), ми можемо в межах отриманих оцінок першого циклу виділити сегменти-зони.

Для математичного сподівання:

$$\hat{m}_{\xi_{T(l,1)}_j}(l) = \hat{m}_{\xi_{T(l,1)}}(l) \cdot I_{W_{1j}}(l), \quad j = \overline{1, Z}, \quad l \in W_1 \quad (18)$$

Для дисперсії:

$$\hat{d}_{\xi_{T(l,1)_j}}(l) = \hat{d}_{\xi_{T(l,1)}}(l) \cdot I_{W_{1_j}}(l), \quad j = \overline{1, Z}, \quad l \in W_1 \quad (19)$$

А індикаторна функція буде визначатись наступним чином:

$$I_{W_{1_j}}(l) = \begin{cases} 1, & l \in W_{1_j}, \\ 0, & l \notin W_{1_j}. \end{cases}, \quad j = \overline{1, Z} \quad (20)$$

6. Паралельно з опрацюванням значень циклічного сигналу $\hat{\xi}_\omega(l)$ ми опрацюємо тривалості його діагностичних зон (сегментів-зон). Блок формування тривалостей сегментної структури (БФТСС) дозволяє сформувати тривалості сегментів-зон $\{\hat{T}_{ij}, i = \overline{2, C}, j = \overline{1, Z}\}$.

$$\hat{T}_{ij} = l_{i+1} - l_{ij}, \quad j = \overline{1, Z}, \quad i = \overline{1, C} \quad (21)$$

7. Для дослідження тривалостей діагностичних зон будемо використовувати блок формування розкидів (віріацій) тривалостей сегментної структури (БФРТСС).

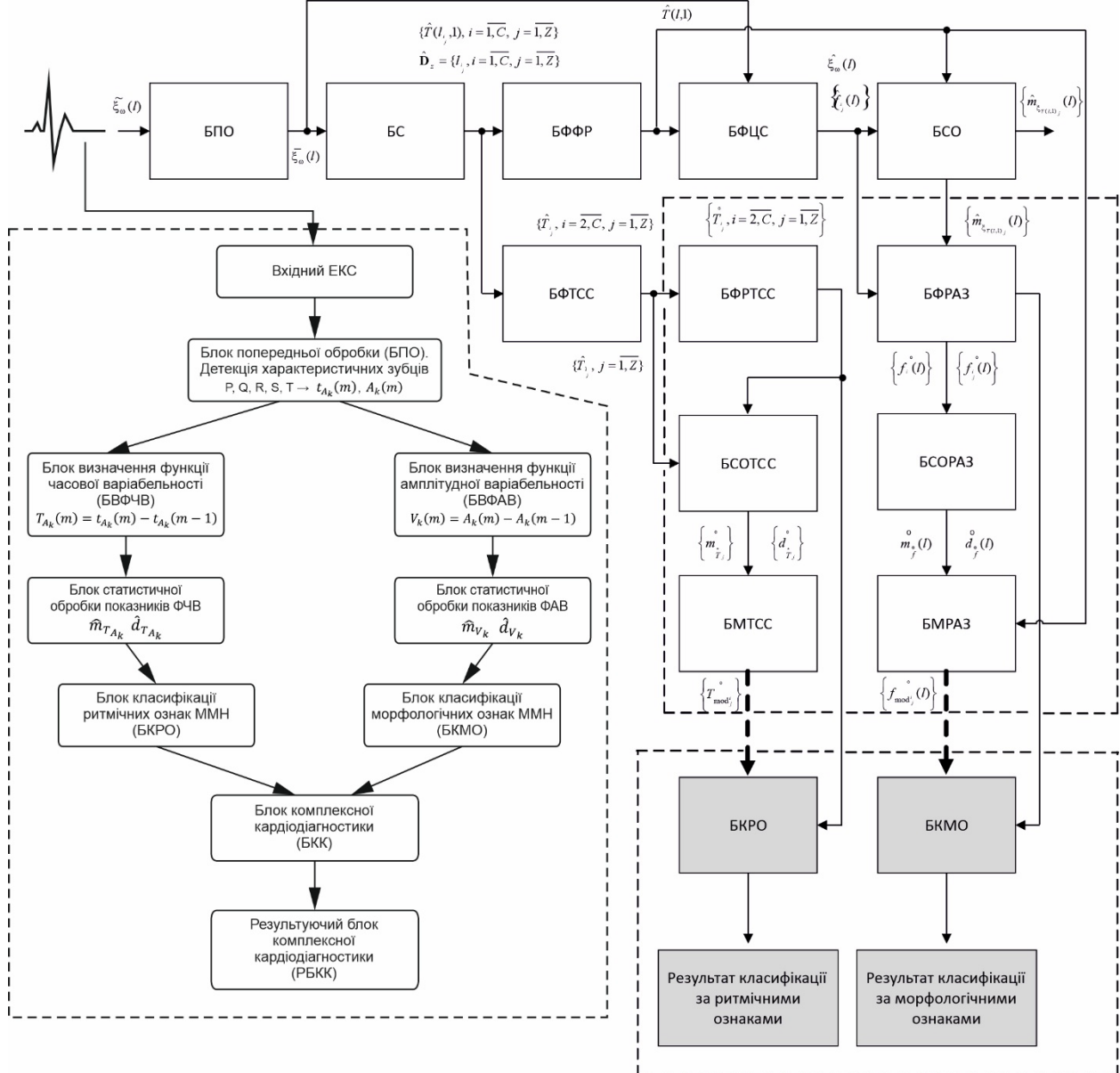


Рисунок 1. Структурна схема ІТ аналізу ЕКС

Для цього використовуємо наступний підхід:

$$T_{ij} = \hat{T}_{ij} - \hat{T}_{1j}, \quad i = \overline{2, C}, \quad j = \overline{1, Z} \quad (22)$$

Де $\{\hat{T}_{ij}, i = \overline{2, C}, j = \overline{1, Z}\}$ – множина тривалостей зон сегментно-зонної структури,

$\{\hat{T}_{1j}, j = \overline{1, Z}\}$ – множина тривалостей сегментів-зон першого циклу (репрезентативного циклу).

8. Для дослідження розкидів амплітудних значень (варіацій амплітудних значень) діагностичних зон будемо використовувати блок формування розкидів амплітудних значень (БФРАЗ).

Для цього будемо застосовувати наступні два підходи:

- отримаємо розкиди амплітудних значень, врахувавши оцінку математичного сподівання:

$$f_{ij}(l) = \hat{f}_{ij}(l) - \hat{m}_{\xi_{T(l),j}}(l), i = \overline{1, C}, j = \overline{1, Z}, l = \overline{1, L}. \quad (23)$$

- отримаємо розкиди амплітудних значень, врахувавши різниці значень попереднього циклу від наступного:

$$f_{ij}(l) = \hat{f}_{ij}(l) - \hat{f}_{i+1,j}(l), i = \overline{1, C-1}, j = \overline{1, Z}, l = \overline{1, L}. \quad (24)$$

9. Блок статистичної обробки тривалостей сегментної структури (БСТСС) дозволяє отримати статистичні оцінки математичного сподівання $\overset{\circ}{m}_{T_j}$ та дисперсії $\overset{\circ}{d}_{T_j}$ тривалостей сегментів зон.

Оцінка математичного сподівання:

$$\overset{\circ}{m}_{T_j} = \frac{1}{C} \sum_{n=1}^C \overset{\circ}{T}_{i_j}, j = \overline{1, Z} \quad (25)$$

Оцінка дисперсії:

$$\overset{\circ}{d}_{T_j} = \frac{1}{C} \sum_{n=1}^C (\overset{\circ}{T}_{i_j} - \overset{\circ}{m}_{T_j})^2, j = \overline{1, Z} \quad (26)$$

10. Блок статистичної обробки розкидів амплітудних значень здійснює статистичну обробку та формує статистичні оцінки математичного сподівання $\overset{\circ}{m}_f(l)$ та дисперсії $\overset{\circ}{d}_f(l)$ реалізації розкидів амплітудних значень $\{f_i(l)\}$.

Оцінка математичного сподівання:

$$\overset{\circ}{m}_f(l) = \frac{1}{C} \sum_{n=1}^C \overset{\circ}{f}_i(l + \hat{T}_1), l \in W_1, j = \overline{1, Z} \quad (27)$$

Де $\hat{T}_1$ – тривалість першого циклу, а $\hat{T}_{1,j}$ – тривалості сегментів-зон першого циклу.

$$\hat{T}_1 = \sum_{j=1}^Z \hat{T}_{1,j} \quad (28)$$

Оцінка дисперсії:

$$\overset{\circ}{d}_f(l) = \frac{1}{C} \cdot \sum_{n=1}^C \left[\overset{\circ}{f}_i(l + \hat{T}_1) - \overset{\circ}{m}_f(l) \right]^2, l \in W_1 \quad (29)$$

Використовуючи блоки моделювання тривалостей сегментної структури (БМТСС) та блок моделювання розкидів амплітудних значень (БМРАЗ) формуємо змодельовані реалізації тривалостей $\{T_{mod_j}^{\circ}\}$ та змодельовані реалізації розкидів амплітудних значень $\{f_{mod_j}^{\circ}(l)\}$.

Ці дані будемо використовувати для навчання нейронних мереж на класифікацію приналежності даних до різних класів. В одному випадку до класів норми чи патологій ритму, а в іншому випадку норми чи патологій морфологічного характеру. Блок класифікації ритмічних ознак (БКРО) та блок класифікації морфологічних ознак (БКМО) будуть описані в наступних публікаціях.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У результаті проведеного дослідження розроблено комплексну дворівневу ІТ опрацювання та аналізу ЕКС, яка успішно вирішує проблему інтеграції швидкої діагностики критичних станів та детального аналізу морфологічних і ритмічних ознак сигналу. Основними результатами дослідження є:

1. Проведено систематичний аналіз та класифікацію існуючих методів оцінки амплітудної варіабельності ЕКС, що дозволило обґрунтувати вибір оптимальних підходів для різних діагностичних задач. Розроблена класифікація включає статистичні методи, частотно-часовий

аналіз, методи нелінійної динаміки, методи індуковані шумом, аналіз сурогатних даних та гібридні підходи.

2. Успішно інтегровано експрес-метод на основі функцій амплітудної та часової варіабельності, який забезпечує швидку оцінку критичних станів (екстрасистолія, фібриляція передсердь, шлуночкова тахікардія) з мінімальними обчислювальними затратами. Це особливо важливо для застосування в умовах екстреної медицини, польових умовах та при обмежених технічних ресурсах.

3. Розроблено повний аналітичний модуль на основі математичної моделі ЦВП, який враховує сегментно-циклічну та сегментно-зонну структуру ЕКС. Застосування функції ритму дозволяє адаптивно опрацьовувати сигнали зі змінним серцевим ритмом, що підвищує точність діагностики аритмій та інших порушень.

4. Створено структурну схему ІТ з 10 функціональними блоками, що забезпечують повний цикл опрацювання ЕКС: від попередньої обробки та сегментації до статистичного аналізу та класифікації патологічних станів.

5. Дворівнева архітектура технології забезпечує гнучкість використання: перший рівень (експрес-метод) дозволяє миттєво виявляти грубі порушення ритму, другий рівень (детальний аналіз) забезпечує комплексну оцінку всіх параметрів сигналу для точної диференційної діагностики.

Перспективи подальших досліджень:

1. Розробка та впровадження блоків класифікації на основі методів машинного навчання (БКРО та БКМО), які будуть навчатися на змодельованих реалізаціях тривалостей та амплітудних значень для автоматичної діагностики широкого спектру кардіопатологій.

2. Клінічна апробація розробленої технології на великих масивах реальних електрокардіограм пацієнтів з різними типами серцево-судинних захворювань для валідації ефективності запропонованих методів.

3. Розширення функціональності для аналізу інших біомедичних сигналів циклічної природи (електроенцефалограми, фонокардіограми, пульсових хвиль).

4. Оптимізація обчислювальних алгоритмів для реалізації технології на вбудованих системах та пристроях з обмеженими ресурсами.

Список бібліографічного опису:

1. Sverstiuk A., Mosiy L. Information technology for electrocardiographic signal analysis based on mathematical models of temporal and amplitude variability // Computer Systems and Information Technologies. – 2025. – № 2. – P. 36-44. <https://doi.org/10.31891/csit-2025-2-4>
2. Hannon, C., Deka, D., Jin, D., Vuffray, M., & Lokhov, A. Y. (2019). Real-time Anomaly Detection and Classification in Streaming PMU Data (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1911.06316>
3. Drummond, G. B., & Vowler, S. L. (2012). Analysis of variance: variably complex. The Journal of Physiology, 590(6), 1303–1306. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2012.229856>
4. McCluskey, A., & Lalkhen, A. G. (2007). Statistics II: Central tendency and spread of data. Continuing Education in Anaesthesia Critical Care & Pain, 7(4), 127–130. <https://doi.org/10.1093/bjaceaccp/mkm020>
5. Bentes, S. R., & Menezes, R. (2012). Entropy: A new measure of stock market volatility? Journal of Physics: Conference Series, 394, 012033. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/394/1/012033>
6. Ren, B., Zhou, Q., & Chen, J. (2023). Assessing cognitive workloads of assembly workers during multi-task switching. Scientific Reports, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43477-0>
7. Zhu, X., Liu, Z., & Tang, M. (2008). Detrended fluctuation analysis of traffic data. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.0806.1846>
8. Meinke, H., deVoil, P., Hammer, G. L., Power, S., Allan, R., Stone, R. C., Folland, C., & Potgieter, A. (2005). Rainfall Variability at Decadal and Longer Time Scales: Signal or Noise? Journal of Climate, 18(1), 89–96. <https://doi.org/10.1175/jcli-3263.1>
9. Caligiuri, L. M., & Giordano, D. (2020). The Use of Time-Scale Analysis in Forensic Acoustical Investigations. WSEAS TRANSACTIONS ON ACOUSTICS AND MUSIC, 7, 6–11. <https://doi.org/10.37394/232019.2020.7.2>
10. Xu, J., Wan, B., Quan, W., Xi, Y., & Tian, X. (2025). Time-Frequency Feature Extraction Method for Weak Acoustic Signals from Drill Pipe of Seafloor Drill. Journal of Marine Science and Engineering, 13(4), 740. <https://doi.org/10.3390/jmse13040740>
11. Momeni, M., Kourakis, I., & Talebi, K. (2008). Fractality feature in oil price fluctuations (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.0809.1139>
12. Maciusowicz, M., & Psuj, G. (2021). Analysis of the Possibility of Using Various Time-Frequency Transformation Methods to Barkhausen Noise Characterization for the Need of Magnetic Anisotropy Evaluation in Steels. Applied Sciences, 11(13), 6193. <https://doi.org/10.3390/app11136193>
13. Parlak, M. (2023). Use Cases for Time-Frequency Image Representations and Deep Learning Techniques for Improved Signal Classification (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.11093>

14. Yadav, A. C., Ramaswamy, R., & Dhar, D. (2017). General mechanism for the 1/f noise. *Physical Review. E*, 96(2). <https://doi.org/10.1103/physreve.96.022215>
15. Moss, F. (2004). Stochastic resonance and sensory information processing: a tutorial and review of application. *Clinical Neurophysiology*, 115(2), 267–281. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2003.09.014>
16. Zorzano, M. P., & Vázquez, L. (2003). Emergence of synchronous oscillations in neural networks excited by noise. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 179(1–2), 105–114. [https://doi.org/10.1016/s0167-2789\(03\)00007-1](https://doi.org/10.1016/s0167-2789(03)00007-1)
17. Martineau, S., Saffold, T., Chang, T. T., & Ronellenfitch, H. (2022). Enhancing Synchronization by Optimal Correlated Noise. *Physical Review Letters*, 128(9). <https://doi.org/10.1103/physrevlett.128.098301>
18. Bouvrie, J., & Slotine, J.-J. (2013). Synchronization and Noise: A Mechanism for Regularization in Neural Systems (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1312.1632>
19. Zhou, C., & Kurths, J. (2003). Noise-induced synchronization and coherence resonance of a Hodgkin–Huxley model of thermally sensitive neurons. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 13(1), 401–409. <https://doi.org/10.1063/1.1493096>
20. Ward, L. M. (2009). Physics of neural synchronisation mediated by stochastic resonance. *Contemporary Physics*, 50(5), 563–574. <https://doi.org/10.1080/00107510902879246>
21. Nicolaou, Z. G., Sebek, M., Kiss, I. Z., & Motter, A. E. (2020). Coherent Dynamics Enhanced by Uncorrelated Noise. *Physical Review Letters*, 125(9). <https://doi.org/10.1103/physrevlett.125.094101>
22. Ye, L., Xia, Y., Yan, J., & Liu, H. (2020). Synchronization Analysis for Stochastic Inertial Memristor-Based Neural Networks with Linear Coupling. *Complexity*, 2020, 1–14. <https://doi.org/10.1155/2020/5430410>
23. Zirkle, J., & Rubchinsky, L. L. (2021). Noise effect on the temporal patterns of neural synchrony. *Neural Networks*, 141, 30–39. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.03.032>
24. McDonnell, M. D., & Abbott, D. (2009). What Is Stochastic Resonance? Definitions, Misconceptions, Debates, and Its Relevance to Biology. *PLoS Computational Biology*, 5(5), e1000348. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000348>
25. Bastos, A. M., & Schoffelen, J.-M. (2016). A Tutorial Review of Functional Connectivity Analysis Methods and Their Interpretational Pitfalls. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 9. <https://doi.org/10.3389/fnsys.2015.00175>
26. Li, G., Yang, Z., & Yang, H. (2018). Noise Reduction Method of Underwater Acoustic Signals Based on Uniform Phase Empirical Mode Decomposition, Amplitude-Aware Permutation Entropy, and Pearson Correlation Coefficient. *Entropy*, 20(12), 918. <https://doi.org/10.3390/e20120918>
27. Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. Ch., Peng, C.-K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(suppl_1), 2466–2472. <https://doi.org/10.1073/pnas.012579499>
28. Civera, M., & Surace, C. (2021). A Comparative Analysis of Signal Decomposition Techniques for Structural Health Monitoring on an Experimental Benchmark. *Sensors*, 21(5), 1825. <https://doi.org/10.3390/s21051825>
29. Santoro, A., Battiston, F., Petri, G., & Amico, E. (2023). Higher-order organization of multivariate time series. *Nature Physics*. <https://doi.org/10.1038/s41567-022-01852-0>
30. Babiker, A., & Faye, I. (2021). A Hybrid EMD-Wavelet EEG Feature Extraction Method for the Classification of Students' Interest in the Mathematics Classroom. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021(1). <https://doi.org/10.1155/2021/6617462>
31. Reinen, J. M., Agurto, C., Cecchi, G., Rogers, J. L., Navitas, Envision, & Consortium, B. S. R. S. (2022). Definition and clinical validation of Pain Patient States from high-dimensional mobile data: application to a chronic pain cohort. In 2022 IEEE International Conference on Digital Health (ICDH) (pp. 47–53). 2022 IEEE International Conference on Digital Health (ICDH). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icdh55609.2022.00016>
32. Mumtaz, W., Rasheed, S., & Irfan, A. (2021). Review of challenges associated with the EEG artifact removal methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102741. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102741>
33. Karpel, I., Kurasz, Z., Kurasz, R., & Duch, K. (2021). The Influence of Filters on EEG-ERP Testing: Analysis of Motor Cortex in Healthy Subjects. *Sensors*, 21(22), 7711. <https://doi.org/10.3390/s21227711>
34. Chaddad, A., Wu, Y., Kateb, R., & Bouridane, A. (2023). Electroencephalography Signal Processing: A Comprehensive Review and Analysis of Methods and Techniques. *Sensors*, 23(14), 6434. <https://doi.org/10.3390/s23146434>
35. Tatum, W. O., Dworetzky, B. A., & Schomer, D. L. (2011). Artifact and Recording Concepts in EEG. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 28(3), 252–263. <https://doi.org/10.1097/wnp.0b013e31821c3c93>
36. Broderick, G., & Craddock, T. J. A. (2013). Systems biology of complex symptom profiles: Capturing interactivity across behavior, brain and immune regulation. *Brain, Behavior, and Immunity*, 29, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.bbi.2012.09.008>
37. Lerga, J., Saulig, N., Stanković, L., & Seršić, D. (2021). Rule-Based EEG Classifier Utilizing Local Entropy of Time–Frequency Distributions. *Mathematics*, 9(4), 451. <https://doi.org/10.3390/math9040451>
38. Turnip, A., & Pardede, J. (2017). Artefacts Removal of EEG Signals with Wavelet Denoising. *MATEC Web of Conferences*, 135, 00058. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201713500058>
39. I.V. Lytvynenko. The method of segmentation of stochastic cyclic signals for the problems of their processing and modeling/ I.V. Lytvynenko / *Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing*. 2017, Vol. 4, No. 2, pp. 93–103.
40. Литвиненко Я.В. Метод інтерполяції кубічним сплайном дискретної функції ритму циклічного сигналу із визначеною сегментною структурою / Литвиненко Я.В. // *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. Хмельницький, 2017. № 3. С. 105–112.
41. I.V. Lytvynenko. Method of evaluating the rhythm structure of a cyclic signal through defining the additional countdowns of the discrete function of rhythm / I.V. Lytvynenko / *Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing*. 2018, Vol. 5, No. 1, pp. 32–38.

42. I.V. Lytvynenko. Method of the quadratic interpolation of the discrete rhythm function of the cyclical signal with a defined segment structure / I.V. Lytvynenko / Scientific Journal of the Ternopil national technical university. 2016, Vol. 84, No. 4, pp. 131-138.
43. I. Lytvynenko. Segmentation and Statistical Processing of Geometric and Spatial Data on Self-Organized Surface Relief of Statically Deformed Aluminum Alloy. // Iaroslav Lytvynenko, Pavlo Maruschak, Sergiy Lupenko, Sergey Panin // Applied Mechanics and Materials, 2015, Vol. 770, pp. 288-293.
44. I.V. Lytvynenko. The problem of segmentation of the cyclic random process with a segmental structure and the approaches to its solving / I.V. Lytvynenko / Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing. 2016, Vol. 3, No. 1, pp. 30-37.
45. Software for statistical processing and modeling of a set of synchronously registered cardio signals of different physical nature Lupenko, S., Lytvynenko, I., Sverstiuk, A., Horkunenko, A., Shelestovskyi, B. CEUR Workshop Proceedings, 2021, 2864, pp. 194-205

References:

1. Sverstiuk A., Mosiy L. Information technology for electrocardiographic signal analysis based on mathematical models of temporal and amplitude variability // Computer Systems and Information Technologies. – 2025. – № 2. – P. 36-44. <https://doi.org/10.31891/csit-2025-2-4>
2. Hannon, C., Deka, D., Jin, D., Vuffray, M., & Lokhov, A. Y. (2019). Real-time Anomaly Detection and Classification in Streaming PMU Data (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1911.06316>
3. Drummond, G. B., & Vowler, S. L. (2012). Analysis of variance: variably complex. The Journal of Physiology, 590(6), 1303-1306. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2012.229856>
4. McCluskey, A., & Lalkhen, A. G. (2007). Statistics II: Central tendency and spread of data. Continuing Education in Anaesthesia Critical Care & Pain, 7(4), 127-130. <https://doi.org/10.1093/bjaceaccp/mkm020>
5. Bentes, S. R., & Menezes, R. (2012). Entropy: A new measure of stock market volatility? Journal of Physics: Conference Series, 394, 012033. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/394/1/012033>
6. Ren, B., Zhou, Q., & Chen, J. (2023). Assessing cognitive workloads of assembly workers during multi-task switching. Scientific Reports, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43477-0>
7. Zhu, X., Liu, Z., & Tang, M. (2008). Detrended fluctuation analysis of traffic data. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.0806.1846>
8. Meinke, H., deVoil, P., Hammer, G. L., Power, S., Allan, R., Stone, R. C., Folland, C., & Potgieter, A. (2005). Rainfall Variability at Decadal and Longer Time Scales: Signal or Noise? Journal of Climate, 18(1), 89-96. <https://doi.org/10.1175/jcli-3263.1>
9. Caligiuri, L. M., & Giordano, D. (2020). The Use of Time-Scale Analysis in Forensic Acoustical Investigations. WSEAS TRANSACTIONS ON ACOUSTICS AND MUSIC, 7, 6-11. <https://doi.org/10.37394/232019.2020.7.2>
10. Xu, J., Wan, B., Quan, W., Xi, Y., & Tian, X. (2025). Time-Frequency Feature Extraction Method for Weak Acoustic Signals from Drill Pipe of Seafloor Drill. Journal of Marine Science and Engineering, 13(4), 740. <https://doi.org/10.3390/jmse13040740>
11. Momeni, M., Kourakis, I., & Talebi, K. (2008). Fractality feature in oil price fluctuations (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.0809.1139>
12. Maciusowicz, M., & Psuj, G. (2021). Analysis of the Possibility of Using Various Time-Frequency Transformation Methods to Barkhausen Noise Characterization for the Need of Magnetic Anisotropy Evaluation in Steels. Applied Sciences, 11(13), 6193. <https://doi.org/10.3390/app11136193>
13. Parlak, M. (2023). Use Cases for Time-Frequency Image Representations and Deep Learning Techniques for Improved Signal Classification (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.11093>
14. Yadav, A. C., Ramaswamy, R., & Dhar, D. (2017). General mechanism for the 1/f noise. Physical Review. E, 96(2). <https://doi.org/10.1103/physreve.96.022215>
15. Moss, F. (2004). Stochastic resonance and sensory information processing: a tutorial and review of application. Clinical Neurophysiology, 115(2), 267-281. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2003.09.014>
16. Zorzano, M. P., & Vázquez, L. (2003). Emergence of synchronous oscillations in neural networks excited by noise. Physica D: Nonlinear Phenomena, 179(1-2), 105-114. [https://doi.org/10.1016/s0167-2789\(03\)00007-1](https://doi.org/10.1016/s0167-2789(03)00007-1)
17. Martineau, S., Saffold, T., Chang, T. T., & Ronellenfitsch, H. (2022). Enhancing Synchronization by Optimal Correlated Noise. Physical Review Letters, 128(9). <https://doi.org/10.1103/physrevlett.128.098301>
18. Bouvrie, J., & Slotine, J.-J. (2013). Synchronization and Noise: A Mechanism for Regularization in Neural Systems (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1312.1632>
19. Zhou, C., & Kurths, J. (2003). Noise-induced synchronization and coherence resonance of a Hodgkin-Huxley model of thermally sensitive neurons. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 13(1), 401-409. <https://doi.org/10.1063/1.1493096>
20. Ward, L. M. (2009). Physics of neural synchronisation mediated by stochastic resonance. Contemporary Physics, 50(5), 563-574. <https://doi.org/10.1080/00107510902879246>
21. Nicolaou, Z. G., Sebek, M., Kiss, I. Z., & Motter, A. E. (2020). Coherent Dynamics Enhanced by Uncorrelated Noise. Physical Review Letters, 125(9). <https://doi.org/10.1103/physrevlett.125.094101>
22. Ye, L., Xia, Y., Yan, J., & Liu, H. (2020). Synchronization Analysis for Stochastic Inertial Memristor-Based Neural Networks with Linear Coupling. Complexity, 2020, 1-14. <https://doi.org/10.1155/2020/5430410>
23. Zirkle, J., & Rubchinsky, L. L. (2021). Noise effect on the temporal patterns of neural synchrony. Neural Networks, 141, 30-39. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.03.032>
24. McDonnell, M. D., & Abbott, D. (2009). What Is Stochastic Resonance? Definitions, Misconceptions, Debates, and Its Relevance to Biology. PLoS Computational Biology, 5(5), e1000348. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000348>

25. Bastos, A. M., & Schoffelen, J.-M. (2016). A Tutorial Review of Functional Connectivity Analysis Methods and Their Interpretational Pitfalls. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 9. <https://doi.org/10.3389/fnsys.2015.00175>
26. Li, G., Yang, Z., & Yang, H. (2018). Noise Reduction Method of Underwater Acoustic Signals Based on Uniform Phase Empirical Mode Decomposition, Amplitude-Aware Permutation Entropy, and Pearson Correlation Coefficient. *Entropy*, 20(12), 918. <https://doi.org/10.3390/e20120918>
27. Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. Ch., Peng, C.-K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(suppl_1), 2466–2472. <https://doi.org/10.1073/pnas.012579499>
28. Civera, M., & Surace, C. (2021). A Comparative Analysis of Signal Decomposition Techniques for Structural Health Monitoring on an Experimental Benchmark. *Sensors*, 21(5), 1825. <https://doi.org/10.3390/s21051825>
29. Santoro, A., Battiston, F., Petri, G., & Amico, E. (2023). Higher-order organization of multivariate time series. *Nature Physics*. <https://doi.org/10.1038/s41567-022-01852-0>
30. Babiker, A., & Faye, I. (2021). A Hybrid EMD-Wavelet EEG Feature Extraction Method for the Classification of Students' Interest in the Mathematics Classroom. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021(1). <https://doi.org/10.1155/2021/6617462>
31. Reinen, J. M., Agurto, C., Cecchi, G., Rogers, J. L., Navitas, Envision, & Consortium, B. S. R. S. (2022). Definition and clinical validation of Pain Patient States from high-dimensional mobile data: application to a chronic pain cohort. In 2022 IEEE International Conference on Digital Health (ICDH) (pp. 47–53). 2022 IEEE International Conference on Digital Health (ICDH). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icdh55609.2022.00016>
32. Mumtaz, W., Rasheed, S., & Irfan, A. (2021). Review of challenges associated with the EEG artifact removal methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102741. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102741>
33. Karpel, I., Kurasz, Z., Kurasz, R., & Duch, K. (2021). The Influence of Filters on EEG-ERP Testing: Analysis of Motor Cortex in Healthy Subjects. *Sensors*, 21(22), 7711. <https://doi.org/10.3390/s21227711>
34. Chaddad, A., Wu, Y., Kateb, R., & Bouridane, A. (2023). Electroencephalography Signal Processing: A Comprehensive Review and Analysis of Methods and Techniques. *Sensors*, 23(14), 6434. <https://doi.org/10.3390/s23146434>
35. Tatum, W. O., Dworetzky, B. A., & Schomer, D. L. (2011). Artifact and Recording Concepts in EEG. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 28(3), 252–263. <https://doi.org/10.1097/wnp.0b013e31821c3c93>
36. Broderick, G., & Craddock, T. J. A. (2013). Systems biology of complex symptom profiles: Capturing interactivity across behavior, brain and immune regulation. *Brain, Behavior, and Immunity*, 29, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.bbi.2012.09.008>
37. Lerga, J., Saulig, N., Stanković, L., & Seršić, D. (2021). Rule-Based EEG Classifier Utilizing Local Entropy of Time–Frequency Distributions. *Mathematics*, 9(4), 451. <https://doi.org/10.3390/math9040451>
38. Turnip, A., & Pardede, J. (2017). Artefacts Removal of EEG Signals with Wavelet Denoising. *MATEC Web of Conferences*, 135, 00058. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201713500058>
39. I.V. Lytvynenko. The method of segmentation of stochastic cyclic signals for the problems of their processing and modeling/ I.V. Lytvynenko / *Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing*. 2017, Vol. 4, No. 2, pp. 93–103.
40. Lytvynenko Ya.V. Metod interpolatsii kubichnym splainom dyskretnoi funktsii rytmu tsyklichnoho syhnalu iz vyznachenoii sehmentnoiu strukturoiu / Lytvynenko Ya.V. // *Vymiriuvalna ta obchysluvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh*. Khmelnytskyi, 2017. № 3. S. 105–112.
41. I.V. Lytvynenko. Method of evaluating the rhythm structure of a cyclic signal through defining the additional countdowns of the discrete function of rhythm / I.V. Lytvynenko / *Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing*. 2018, Vol. 5, No. 1, pp. 32–38.
42. I.V. Lytvynenko. Method of the quadratic interpolation of the discrete rhythm function of the cyclical signal with a defined segment structure / I.V. Lytvynenko / *Scientific Journal of the Ternopil national technical university*. 2016, Vol. 84, No. 4, pp. 131–138.
43. I. Lytvynenko. Segmentation and Statistical Processing of Geometric and Spatial Data on Self-Organized Surface Relief of Statically Deformed Aluminum Alloy. // Iaroslav Lytvynenko, Pavlo Maruschak, Sergiy Lupenko, Sergey Panin // *Applied Mechanics and Materials*, 2015, Vol. 770, pp. 288–293.
44. I.V. Lytvynenko. The problem of segmentation of the cyclic random process with a segmental structure and the approaches to its solving / I.V. Lytvynenko / *Journal of Hydrocarbon Power Engineering, Oil and Gas Measurement and Testing*. 2016, Vol. 3, No. 1, pp. 30–37.
45. Software for statistical processing and modeling of a set of synchronously registered cardio signals of different physical nature Lupenko, S., Lytvynenko, I., Sverstiuk, A., Horkunenko, A., Shelestovskyi, B. *CEUR Workshop Proceedings*, 2021, 2864, pp. 194–205