

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Метод контролю параметрів варіабельного кардіосигналу у системах Голтерівського моніторингу» // Кваліфікаційна робота // Петлюк Олена Вячеславівна // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РБмз-61 // Тернопіль, 2021 // с. – 82, рис. – 70, табл. – 23, додат. – 3, бібліогр. – 57.

Ключові слова: КАРДІОСИГНАЛ, ВАРІАБЕЛЬНІСТЬ, НЕЛІНІЙНА ДИНАМІКА, МЕТОД, КРИТЕРІЙ, ВЕРИФІКАЦІЯ

У кваліфікаційній роботі магістра досліджено питання контролю параметрів варіабельного кардіосигналу у системах Голтерівського моніторингу з використанням методів нелінійної динаміки

Застосування методів нелінійної динаміки фізіологічних сигналів (ритми серця) дозволило виявити закономірності у фізіологічних ритмах здорової людини та визначити закономірності зміни динамічної складності при різних порушеннях чи функціональних станах організму людини.

Виконаний порівняльний аналіз змін форми атракторів і показників отриманих за допомогою методів нелінійної динаміки в задачах розпізнавання миготливої аритмії дозволив довести, що зміни в значеннях отриманих показників і мультифрактальних параметрів, можуть бути використані для автоматичного розпізнавання фізіологічного стану організму.

Завдяки використанню дисперсійного критерію F зроблено оцінку можливостей використання кожного методу нелінійної динаміки для розпізнавання фізіологічного стану організму. За результатами аналізу отриманих значень F критерію було розроблено систему оцінки хаотичних властивостей сигналів, завдяки якій можливе вирішення поставлених задач. Показано, що у методу ПфП спостерігається більша специфічність, ніж у нелінійних методів, а нелінійні показники мають найбільшу чутливість. Таким чином, об'єднання графічного методу та нелінійних показників збільшує точність розпізнавання.

ANNOTATION

Theme of qualification work: "Method of control of parameters of variable cardio signal in Holter monitoring systems" // Qualification work // Petluk Olena Vyacheslavivna // Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Faculty of Applied Information Technologies and Electrical Engineering, RBmz-61 // Ternopil, 2021 // P. 82, Fig. - 70, table. - 23, appendix. - 3, bibliogr. - 57.

Keywords: CARDIOSIGNAL, VARIABILITY, NONLINEAR DYNAMICS, METHOD, CRITERION, VERIFICATION

In the qualification work of the master the question of control of parameters of a variable cardiac signal in systems of Holter monitoring with use of methods of nonlinear dynamics is investigated.

The application of methods of nonlinear dynamics of physiological signals (heart rhythms) allowed to identify patterns in the physiological rhythms of a healthy person and to determine patterns of changes in dynamic complexity in various disorders or functional states of the human body.

A comparative analysis of changes in the shape of attractors and indicators obtained by nonlinear dynamics in the recognition of atrial fibrillation proved that changes in the values of the obtained indicators and multifractal parameters can be used to automatically recognize the physiological state of the organism.

Thanks to the use of the variance criterion F , the possibilities of using each method of nonlinear dynamics to recognize the physiological state of the organism are evaluated. Based on the results of the analysis of the obtained values of the F criterion, a system for estimating the chaotic properties of signals was developed, thanks to which it is possible to solve the set problems. It is shown that the PfP method has greater specificity than nonlinear methods, and nonlinear indicators have the greatest sensitivity. Thus, combining the graphical method and nonlinear indicators increases the accuracy of recognition.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	9
1.1 Електрокардіографія. Загальні відомості	9
1.2 Методи комп'ютерного аналізу дослідження біосигналів	13
1.3 Висновки до розділу 1.....	16
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА	18
2.1 Нелінійні методи аналізу динамічної системи	18
2.2 Визначення розмірності простору вкладення, m	22
2.3 Розрахунок старшого показника Ляпунова	27
2.4 Розрахунок ентропії динамічної системи	28
2.5 Аналіз морфологічних ознак псевдофазового портрета	28
2.6 Показник Херста (R/S метод)	32
2.7 Мультифрактальний флуктуаційний аналіз	33
2.8 Висновки до розділу 2	35
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА	36
3.1 Нелінійний аналіз у задачі розпізнавання миготливої аритмії (МА) на фоні частоті екстрасистолії (ЧЕ) та синусового ритму (СР)	36
3.2 Оцінка впливу довжини вибірки на розпізнавання миготливої аритмії	57
3.3 Висновки до розділу 3	61
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	63
4.1 Охорона праці	63
4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	64
4.3 Висновки до розділу 4	67
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	68
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	71
ДОДАТКИ.....	77

ВСТУП

Актуальність теми. Організм людини є динамічною системою, параметри якої змінюються в залежності від цілого ряду внутрішніх і зовнішніх факторів. З одного боку, зважаючи на взаємний вплив безлічі незалежних факторів, поведінка системи досить хаотична, а з іншого боку спостерігаються певні закономірності, що повторюються з певною циклічністю.

З другої половини ХХ століття спостерігається активне проникнення математичних методів аналізу на медичну практику. Багато вчених було вивчено складний характер змін параметрів біосигналів з використанням методів нелінійної динаміки. Останнім часом методи нелінійної динаміки застосовуються не лише на сигналах серцевого ритму (виявлення аритмій), але й оцінки функціонального стану ЕЕГ (розпізнавання стадій сну, наркозу, епілепсії тощо.). Виявлення механізму перебудови фізіологічного ритму при патологічній зміні стану багато в чому визначає можливість лікування. Організм людини досить складноорганізована система, тому правильне визначення найбільш інформативних та якісних показників біологічних ритмів необхідне завдання створення системи діагностики організму. Можливість якісного розпізнавання серцевих аритмій набагато спростило б роботу кардіологів, які аналізують тривалі записи електрокардіограми (ЕКГ) з метою виявлення епізодів цього порушення ритму.

Такого роду задачі раніше вирішувалися автокореляційним аналізом, статистичними, геометричними та спектральними методами, які не повною мірою описували динамічні властивості сигналів і тому точність класифікації залишалася недостатньо високою. Аналіз наукових праць показав, що біомедичні сигнали характеризуються наявністю хаотичної складової, причому рівень хаотичності сигналу змінюється залежно від фізіологічного стану людини та наявності патології. У зв'язку з цим передбачається, що використання нелінійних методів для вирішення поданих завдань відкриє нові можливості для оцінки поточного стану пацієнта та підвищить якість розпізнавання патологій.

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є розробка та дослідження методів нелінійної динаміки для медичних комп'ютерних систем, що виявляють різні функціональні стани організму та патології з ЕКГ.

Досягнення цієї мети вимагає розв'язання таких задач:

1. Вивчення теоретичних засад нелінійної динаміки. Вибір методів для вирішення завдань аналізу біосигналів у системах контролю та медичної діагностики.

2. Розробка програмно-алгоритмічного комплексу з метою оцінки хаотичних компонент біосигналів в середовищі MATLAB.

3. Дослідження можливості застосування методів нелінійної динаміки для завдань: розпізнавання миготливої аритмії (МА) на фоні частоті екстрасистолії (ЧЕ) та нормального ритму за ритмограмою за допомогою методів нелінійної динаміки. Оцінка впливу довжини вибірки на розпізнавання МА. До дослідження входило порівняння ефективності застосування геометричних та чисельних (нелінійних) методів.

4. Розробка системи діагностики стану організму, що базується на застосуванні апарату нелінійної динаміки..

Об'єкт дослідження: кардіоінтервалограма.

Предмет дослідження: є методи та алгоритми автоматизованого фізіологічного стану людини.

Методи дослідження для вирішення поставлених завдань у роботі було використано методи статистичної теорії прийняття рішень, апарат нелінійної динаміки, теорія випадкових процесів та лінійний дискримінантний аналіз. Програмні комплекси розроблені серед MATLAB.

Наукова новизна отриманих результатів. Теоретичне та експериментальне визначення ефективних методів аналізу біомедичних сигналів для вирішення завдань визначення патологій та фізіологічного стану організму.

Апробація результатів дослідження. Представлені в роботі результати доповідались та обговорювались на IV Міжнародній студентській науково-технічній конференції «Природничі та гуманітарні науки. Актуальні питання» (м. Тернопіль, 28-29 квітня 2021 р.).

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

Протягом останніх десятиліть серцево-судинні захворювання (ССЗ) є основною причиною смерті у всьому світі. Найпоширенішими захворюваннями серця є: ішемічна хвороба серця, інфаркт міокарда та аритмії. За підрахунками всесвітньої організації охорони здоров'я до 2030 року від ССЗ щороку вмиратимуть близько 24 мільйонів осіб, тобто найпоширенішою причиною смертності, як і раніше, будуть хвороби серця. До основних причин виникнення порушень роботи серця відносять такі фактори:

- малорухливий спосіб життя;
- шкідливі звички;
- емоційні навантаження;
- порушення роботи ендокринної системи.

Для запобігання ССЗ необхідна своєчасна та якісна діагностика роботи серця. Тому, створення чутливих методів розпізнавання серцевого ритму є актуальним завданням.

1.1 Електрокардіографія. Загальні відомості

Електрокардіографія – метод електрофізіологічного дослідження серцевої діяльності, що ґрунтується на реєстрації електричної активності міокарда.

Основоположник електрокардіографії голландський фізіолог Вільям Ейнтховен в 1887 продемонстрував криву потенціалів дії серця, якій дає назву електрокардіограма. 1901 року вчений сконструював перший електрокардіограф.

В даний час електрокардіографія грає велику роль у діагностиці гострих та хронічних захворювань серця та виявленні позасерцевих захворювань (наприклад, тромбоемболія легеневої артерії). За даними електрокардіограми можна визначити тяжкість, локалізацію та характер ССЗ. Електрокардіограма відображає такі функції серця, як автоматизм, провідність та збудливість. Даний метод

заснований на розподілі біострумів серця по поверхні тіла та запису характерної прямої електрокардіограми (див. рис. 1.1).

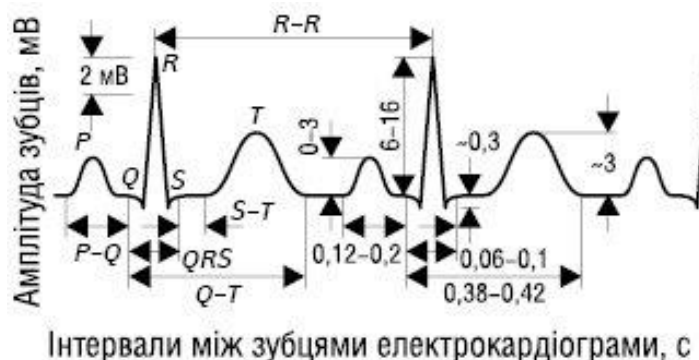


Рис. 1.1. Приклад електрокардіограми [режим доступу:

<https://www.pharmencyclopedia.com.ua/article/2331/elektrokardiografiya>]

У здорової людини частота серцевого ритму становить 60-90 ударів за хвилину. Головними ознаками нормального серцевого ритму є наявність зубця Р перед QRS, а також він має бути позитивним у відведеннях I, II і негативним в aVR.

1.1.1 Особливості сигналу ЕКГ при аритміях. У роботі розглядаються такі порушення ритму серця, як часта екстрасистоля та миготлива аритмія. Розглянемо докладніше дані порушення ритму. Екстрасистоли це передчасне скорочення як всього серця, так і окремих його частин. Найважливіша характеристика екстрасистоли це інтервал зчеплення, тобто. часовий інтервал між виникненням екстрасистоли та попереднім екстрасистолі основним комплексом. Сталість значення інтервалу зчеплення кількох екстрасистол у сигналі вказує на джерело їх виникнення. Класифікація екстрасистол за джерелом походження представлена в таблиці 1.1.

Класифікація екстрасистол

Вид екстрасистол	Особливості ЕКГ	
Особливості ЕКГ	Синусові зубці Р екстрасистол ідентичні синусовим зубцям Р	
Передсерця	Нижньо передсердні	Інтервал P-R <0.10с
	Ранньо передсердні	Реєстрація зубця Р без QRS-комплексу
АВ екстрасистолі	Зубець Р не видно на ЕКГ, але чітко виражений на ЧПЕКГ.	
Шлуночкові	Функціональні	<ol style="list-style-type: none"> 1. Амплітуда QRS 20 мм 2. Вісь QRS має нормальний напрямок 3. QRS <0,12с. 4. Сегмент ST та зубець Т спрямовані в протилежний бік від QRS 5. Зубець Т асиметричний 6. ST не має початкової горизонтальної фази
	Органічні	<ol style="list-style-type: none"> 1. Амплітуда QRS 10 мм 2. Вісь QRS відхиляється вгору/вниз 3. QRS > 0,12с. 4. Комплекси QRS мають зазубреності 5. Зубець Т симетричний 6. Зубці Т направлені в ту ж сторону, що і QRS 7. ST із горизонтальною початковою фазою

Миготлива аритмія (МА) - форма порушення ритму серця, при якій виникає прискорене та хаотичне скорочення міокарда передсердь (див. рис. 1.2).

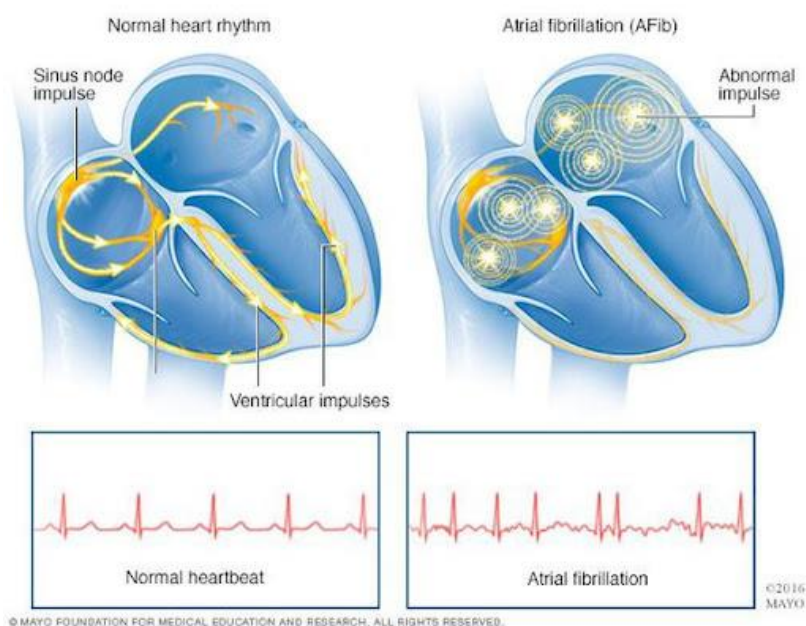


Рис. 1.2. Миготлива аритмія [режим доступу: <http://riara.com.ua/mygotlyva-arytmiya-fibrylyatsiya-peredserd-symptomy-i-likuvannya>]

Критеріями фібриляції передсердь є:

- наявність несинусового ритму, що проявляється відсутністю зубців Р перед кожним шлуночковим комплексом;

- наявність неправильного ритму, що проявляється різними інтервалами RR, тобто. різним інтервалом між комплексами, що відбивають шлуночкові скорочення;
- частота серцевих скорочень може становити різну величину – від 40-50 до 120-150 ударів на хвилину та більше;
- комплекси QRS (шлуночкові комплекси) не змінені, на ізолінії видно хвилі мерехтіння f або хвилі тріпотіння F. У загальному понятті миготливої аритмії виділяють фібриляцію (близько 500 уд/хв) і тріпотіння (близько 300-400 уд/хв) передсер.). При першому і другому типі скорочення шлуночків можуть досягати більше 200 за хвилину, але при тріпотінні передсердь ритм може бути регулярним – це так звана ритмована, або правильна форма тріпотіння передсердь.

Виділяють кілька форм миготливої аритмії, які подані у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2

Форми МА		
Вид	Тривалість порушення	Можливість відновлення
В залежності від тривалості		
Пароксизмальна	До 7 днів	Самостійне відновлення Медикаментозне відновлення
Персистуюча	Більше 7 днів	Самостійне відновлення Медикаментозне відновлення
Тривало персистуюча	Більше одного року	Медикаментозне відновлення Електрокардіоверсія
Постійна	Існує роками	Чи не відновлюється
Залежно від частоти серцевих скорочень		
Брадиситолічна	55-60	
Нормоситолічна	60-90	
Тахіситолічна	Від 90	

Згідно з дослідженнями, проведеними в Україні і за кордоном, миготлива аритмія зустрічається у 5% населення віком понад 60 років і у 10% населення старше 80 років. При цьому жінки страждають на миготливу аритмію в 1,5 рази частіше, ніж чоловіки. Небезпека аритмії в тому, що у пацієнтів з пароксизмальною чи постійною формами у 5 разів частіше виникають інсульти та інші ускладнення.

1.2 Методи комп'ютерного аналізу дослідження біосигналів

З другої половини минулого століття спостерігається проникнення математичних методів у теорію та практику медицини. Нині ця тенденція зміцнюється дедалі більше. Активне проникнення складних математичних методів у завдання медичної діагностики дають перспективи отримання більш якісних нових результатів, яких було досягнуто раніше [1].

Методики алгоритмів діагностики лікарів відносять до евристичних процедур. Багато методик навчання діагностики захворювань носять емпіричний характер. При цьому велике значення має «досвід» та «інтуїтивний» підхід до діагностики, що може призвести до помилки та, як наслідок, до вибору некоректних методів лікування. В даний час технічні та програмні засоби дають якісно нові можливості обробки медичних даних. Саме тому створення та застосування програмно-алгоритмічних комплексів для аналізу біосигналів, що дозволяють медичному персоналу отримати додаткову допомогу у постановці діагнозу, є перспективним завданням в даний час [2, 3].

Огляд літератури показує, що основними методами аналізу біосигналів є: статистичні, геометричні та нелінійні методи, автокореляційний, спектральний та фрактальний аналізи (рисунок 1.5) [4].



Рис. 1.5. Структура основних методів аналізу біосигналів.

Статистичні методи використовуються для кількісної оцінки сигналу. З використанням цього методу сигнал розглядається як сукупність послідовних часових проміжків. Недоліком методу є неможливість визначення внутрішньої структури ряду, також за показниками статистичних методів не можна визначити механізми породження патологічного стану. Незважаючи на це, статистичні показники досить повно характеризують формування сигналу під впливом випадкових факторів [5].

Часовий аналіз відноситься до групи методів, що базуються на використанні статистичних обчислень. Його відмінністю від статистичного аналізу є наявність специфічних показників, що застосовуються лише для аналізу біомедичних сигналів. Часовий аналіз має високу прогностичну значимість, високу відтворюваність і можливість підвищення надійності результатів при збільшенні довжини вибірки сигналу.

Спектральний аналіз дозволяє розкласти ряд на складові компоненти та кількісно оцінити внесок кожної з них. Математично цей метод здійснюється за допомогою дискретного перетворення Фур'є. В даний час деякі системи аналізу добової варіабельності серцевого ритму наводять зображення спектрограм через деякі проміжки часу, що дозволяє оцінити динаміку компонент спектру в часі.

Бувають випадки, коли спектральний аналіз застосовувати недоцільно: нестационарні ділянки запису, аналіз аритмій та наявність штучного водія ритму, коли частота імпульсів, що ним генеруються, більше 10% [6].

Автокореляційний аналіз застосовується з метою оцінки внутрішньої структури сигналу. Автокореляційна функція це графік зміни часової затримки, що отримується при послідовному зміщенні досліджуваного сигналу на одне число власного ряду [6].

В основу геометричних методів входить аналіз графіків та фігур, що дозволяють візуалізувати біомедичні сигнали, а також оцінювати деякі показники цих фігур. В даний час геометричні методи спрямовані на вимірювання параметрів геометричних фігур, їх опису та інтерпретації, а також апроксимації патерну біосигналів через побудову геометричних фігур та математичне перетворення з подальшою інтерпретацією.

Головна перевага геометричного методу – це нечутливість до аналітичної якості часової вибірки сигналу, а головний недолік – наявність сигналу прийнятної довжини (як правило, не менше 20 хвилин). При аналізі серцевих аритмій геометричний метод є малоінформативним, тому доцільно використовувати метод кореляційної ритмограми. Він полягає у графічному зображенні точок, при якому по осі ординат відкладається поточне значення, а по осі абсцис наступне значення сигналу.

У нелінійних методах для представлення результатів використовуються: старший показник Ляпунова, ентропії динамічної системи, графіки атрактора та ін. [5, 7].

Багатьма дослідниками було вивчено складноперіодичний характер змін параметрів біосистем з використанням методів детермінованої хаотичної динаміки та аналізу стохастичних атракторів у кардіології [2, 5, 6, 8]. Відомо, що стохастичність характерна для систем, у яких можливі коливання, викликані наявністю зворотнього зв'язку. Цей підхід дозволив впритул підійти до розгадки слабких взаємодій. Останнім часом цей метод застосовується як на сигналах серцевого ритму, так і для оцінки функціонального стану ЕЕГ. У літературних джерелах [1, 9, 10-12] описується можливість застосування графічних методів, а саме побудови атракторів таких відхилень, як епілепсія, нарколепсія, аналізується мозкова активність при розумовому навантаженні тощо. У всіх задачах за виглядом атрактора можна було оцінити функціональний стан організму.

Для цілей класифікації порушень синусового ритму різними авторами описані методи умовно-імовірнісного аналізу, кореляційної ритмографії, скааттерографії [2, 5, 6, 8]. Відомі методи автоматизації даних способів [13-15]. Вперше у 1995 році Ф.А. П'ятаковичем на підставі нечітких множин був описаний алгоритм диференціації авторегресійних хмар у хворих із синдромом фібриляції передсердь, були отримані адекватні моделі та алгоритми автоматичного розпізнавання авторегресійних хмар з використанням елементів теорії нечітких множин з використанням програмного генератора для формування скатерограм.

Є. А. Березним було виділено п'ять типів кореляційної ритмограми, які, на думку автора, дають змогу прогнозувати реакції [16]. Багатьма дослідниками було

показано, що фізіологічні ритми організму людини мають наявність хаотичних компонент [17-20,21-34]. Ці спостереження відкривають нові можливості розробки більш точних систем аналізу біосигналів, оскільки різні серцеві аритмії вимагають різних математичних методів їх аналізу. Вибір правильного методу аналізу біосигналів сприяє більш якісному аналізу сигналу. Найбільш поширеними оцінками сигналів, що володіють нелінійною природою, є ентропія і фрактальна розмірність. При збільшенні нелінійної складової сигналу показник ентропії збільшується. Фрактальна розмірність визначає розмірність фазового простору. При збільшенні хаотичної складової сигналу фрактальна розмірність збільшується. Вперше поняття фрактальної розмірності було наведено у роботі Грассбергера-Прокаччіа у 1983 р.

Ф. Равеллі було показано, що найбільшою фрактальною розмірністю серед видів серцевого ритму має фібриляція шлуночків. Д.К.Каплан і Р.Ж.Коен вивчали фібриляцію шлуночків щодо її приналежності до класу хаотичних систем. У роботі вони аналізували атрактор ЕКГ з допомогою методу затримок. Ними було отримано, що атрактор ЕКГ має кільцеву форму і товщина цього кільця викликається наявністю шуму в сигналі. У разі виникнення фібриляції шлуночків за кілька секунд до неї кільце розщеплювалося посередині і траєкторія змінювалася.

1.3. Висновки до розділу 1

Проблема своєчасної та правильної діагностики функціонального стану організму та прогнозування їх результатів відноситься до актуальних завдань. Розробка нових систем діагностики із даними навчальних вибірок дозволить підвищити якість медичної допомоги населенню. Особливо цінним та актуальним є системний підхід до проблеми прийняття діагностичних рішень та розробки на його основі загальнодоступних сервісів для самодіагностики та поточного контролю за власним станом пацієнта. В даний час технічні та програмні засоби дають якісно нові можливості обробки медичних даних.

Існує ряд проблем, специфічних для завдань медичної діагностики, що ускладнюють застосування об'єктивних математичних методів. У багатьох завданнях медичної діагностики не завжди вдається виділити перелік класів, які б задовольняли вимогам повноти і непересічності.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1 Нелінійні методи аналізу динамічної системи

Провівши огляд існуючих методів аналізу біомедичних сигналів було визначено, що найперспективнішими методами для систем аналізу біосигналів є нелінійні методи [5]. В роботі досліджувалися кілька нелінійних параметрів біосигналів. При розробці програмно-алгоритмічних комплексів для розрахунку нелінійних параметрів, алгоритми розрахунку були випробувані на модельних сигналах:

- гармонічний сигнал $y(i) == 88 * \sin(\pi i / 5)$;
- білий шум $y(i) == randn(N,1)$, де N – кількість відліків сигналу ($N=100$);
- відображення Хенона: $y(i+1) = 1 - ay(i)^2 + by(i-1)$, де a, b – деякі зовнішні параметри ($a = 1.4, b = 0.3$).

Зображення змодельованих сигналів показано на рисунках 2.1-2.4.

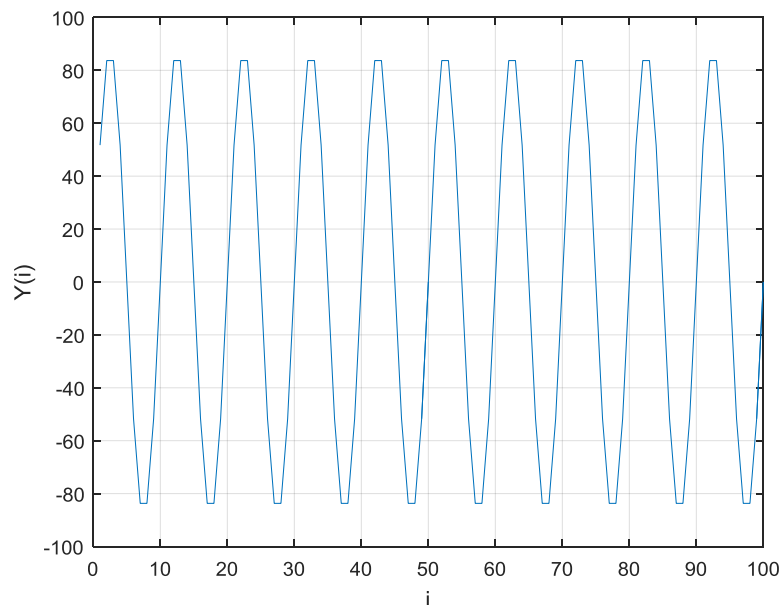


Рис. 2.1. Гармонічний сигнал

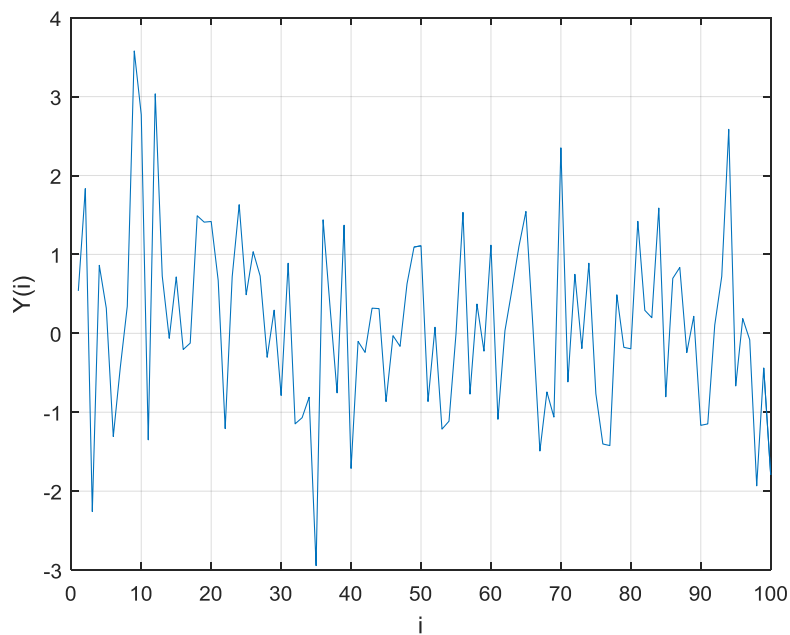


Рис. 2.2. Білий шум

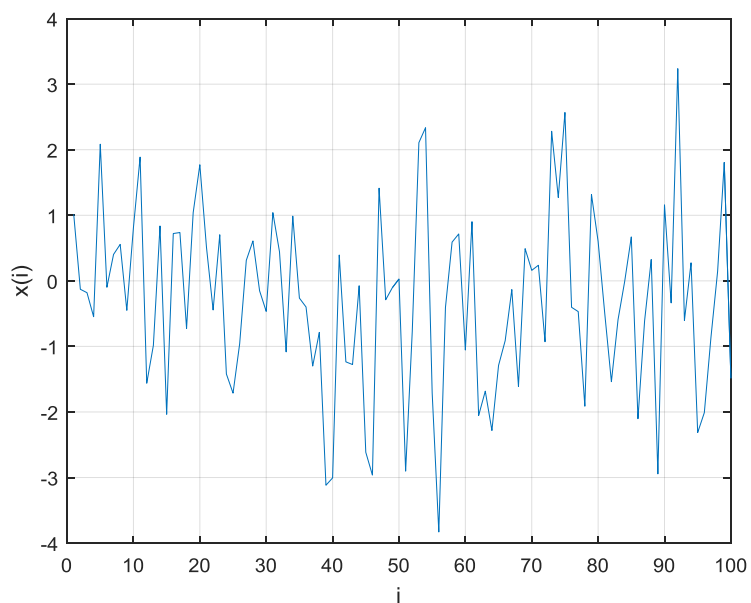


Рис. 2.3. Зашумлений гармонічний сигнал

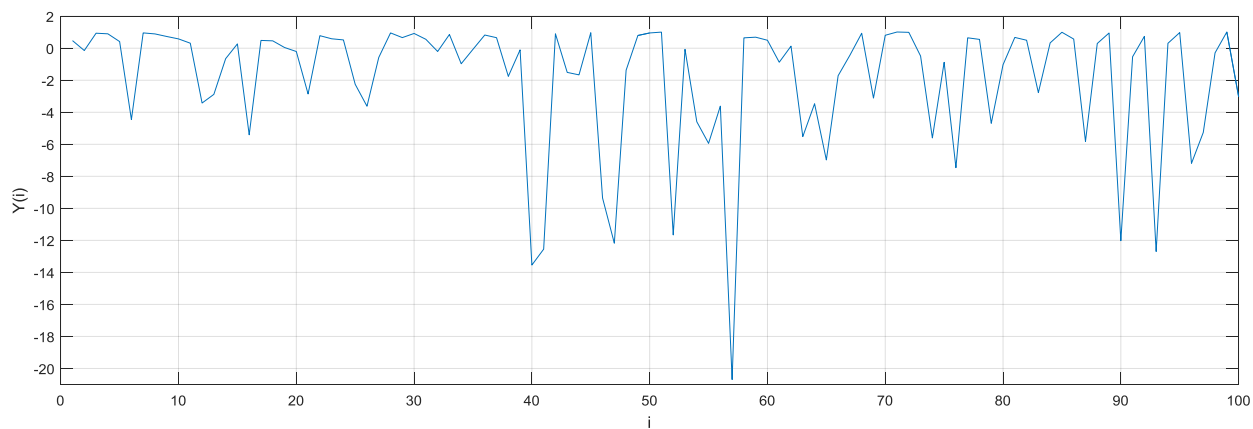


Рис. 2.4. Відображення Хенона

Визначення часової затримки сигналів. Для правильного розрахунку кореляційної розмірності, старшого показника Ляпунова та динамічної ентропії системи необхідно правильно вибрати час затримки сигналу. У роботі знаходження часової затримки використовується автокореляційна функція (АКФ).

Автокореляційна функція має вигляд:

$$R(\tau) = \frac{1}{N_1} \sum_{t=1}^{N_1} y(t)y(t + \tau),$$

де $N_1 = N - \tau$, $y(t) = x(t) - E(x)$ – центрована версія ряду.

Часову затримку за допомогою методу АКФ прийнято вибирати відповідно до значення зсуву при якому функція АКФ вперше набуває нульового значення. Метод є найпопулярнішим у зв'язку з простотою обчислення. Крім визначення часової затримки даний метод використовується для перевірки хаотичності сигналу [35]. Якщо сигнал має хаотичну складову, значення АКФ будуть близькі до 0, якщо ні, то одне або більше значень будуть сильно відрізнятися від 0. Тому аналіз сигналу за допомогою АКФ є найбільш доцільним при визначенні затримки в часі, крім того він застосовується як метод аналізу хаотичності сигналу.

Спочатку розглянемо АКФ для модельних сигналів. Графіки представлені на рисунках 2.5-2.8.

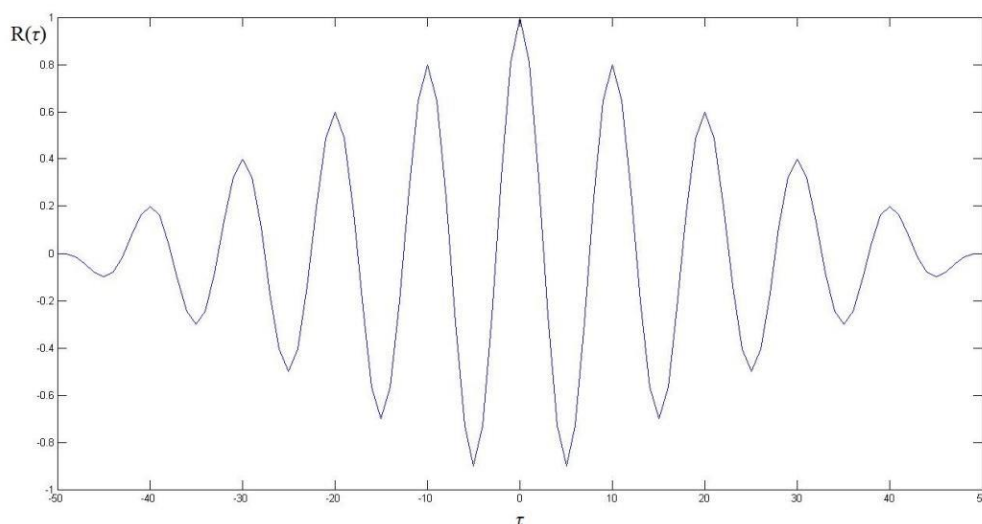


Рис. 2.5. АКФ гармонічного сигналу

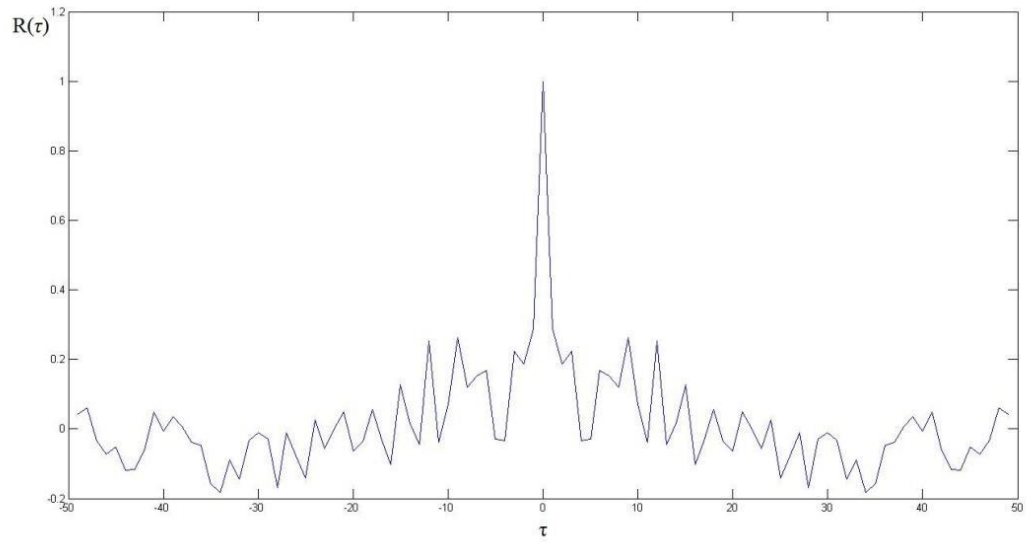


Рис. 2.6. АКФ білого шуму

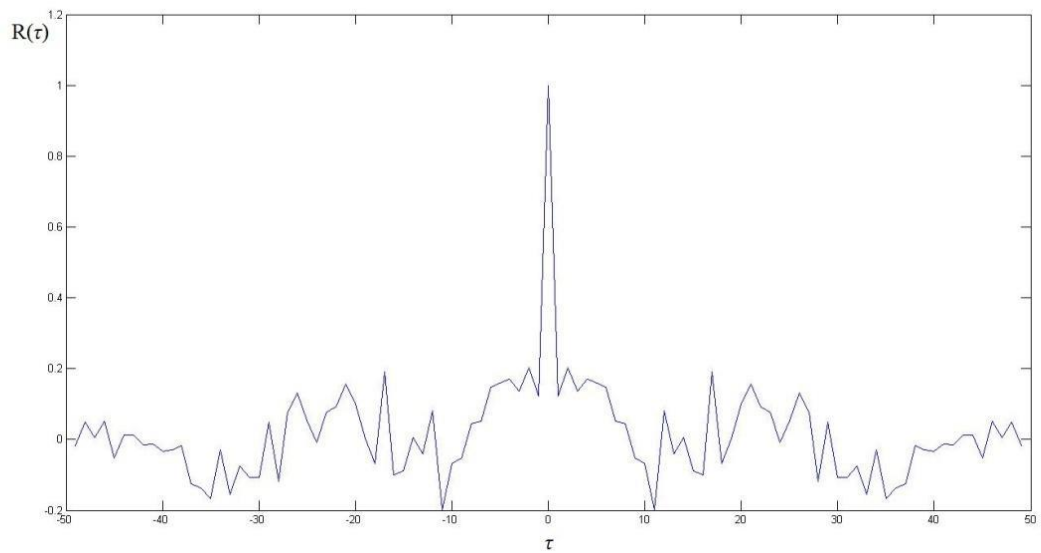


Рис. 2.7. АКФ Зашумленого гармонічного сигналу

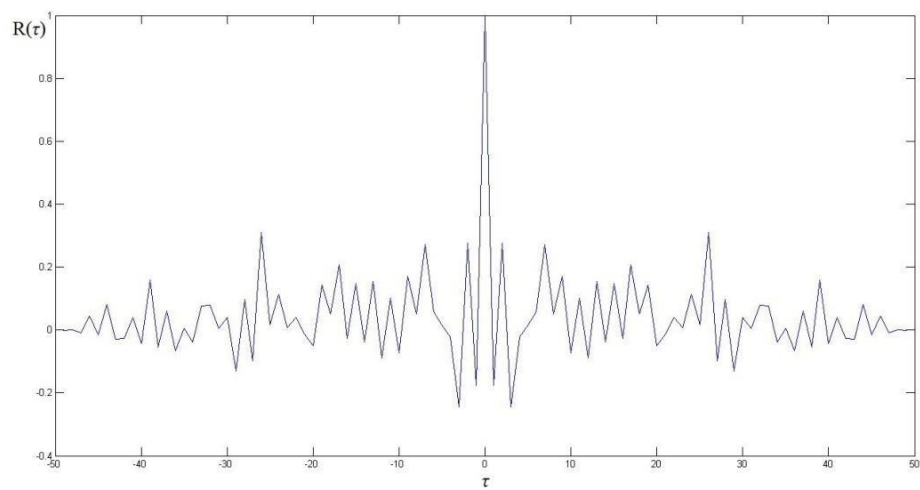


Рис. 2.8. АКФ відображення Хенона

З отриманих графіків видно, що у всіх випадках першим нульовим значенням функції АКФ є значення $\tau = 1$, тому це значення може бути прийнято як часова затримка при подальшому аналізі нелінійних методів на модельних сигналах. За отриманими даними АКФ гармонічного сигналу можна зробити висновки, що у ньому відсутні хаотичні компоненти на відміну інших (більше значення функції АКФ наближається до 1), тому можна дійти до висновку про правильність розрахунків.

2.2 Визначення розмірності простору вкладення, m

2.2.1 Алгоритм Грасбергера-Прокаччіа. Алгоритм Грасбергера-Прокаччіа на сьогодні є найбільшим затребуваним для аналізу часових рядів. Для початку роботи алгоритму необхідно задати послідовність: $x(i) = y_1, x(i - \tau) = y_2, \dots, x(i - (n - 1)\tau) = y_n$.

У поданій послідовності дані виміряні через однаковий інтервал τ . На наступному кроці починаючи з n -го елементу отриманої вибірки, робимо набір m -мірних векторів для різних значень розмірності простору вкладення. Потім, фіксуємо одну послідовність, визначаємо відстань між векторами та обчислюємо кореляційний інтеграл:

$$C(\tau) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N H(\tau - |X^{(i)} - X^{(j)}|),$$

де $H(\bullet)$ – функція Хевісайда, N – кількість елементів послідовності.

Для визначення кореляційної розмірності необхідно здійснити пошук лінійної ділянки кореляційного інтегралу. Щоб правильно знайти необхідну ділянку використовується графік Раппа – графік похідної кривої кореляційного інтегралу. Отримавши значення кореляційної розмірності для заданої кількості розмірностей простору вкладення, необхідно побудувати графік залежності значення кореляційного інтегралу від розмірності простору вкладення. Мінімальним значенням розмірності простору вкладення буде вважатися те

значення, починаючи з якого крива приходить в стан насичення, а кореляційною розмірністю сигналу – значення при якому крива починає перебувати у стані насиченні. Алгоритм обчислення базується на алгоритмі Грасбергера-Прокаччіа та реалізований у програмно-алгоритмічному середовищі MATLAB (ДОДАТОК А). Розрахунок кореляційної розмірності для модельних сигналів наведено нижче. Часову затримку обрано $\tau=1$. На рисунках 2.9-2.12 зображені графіки кореляційного інтегралу для модельних сигналів, а приклади представлення графіків залежності представлені на рисунку 2.13 (значення, отримані в результаті статистичної обробки, представлені в таблиці 2.1).

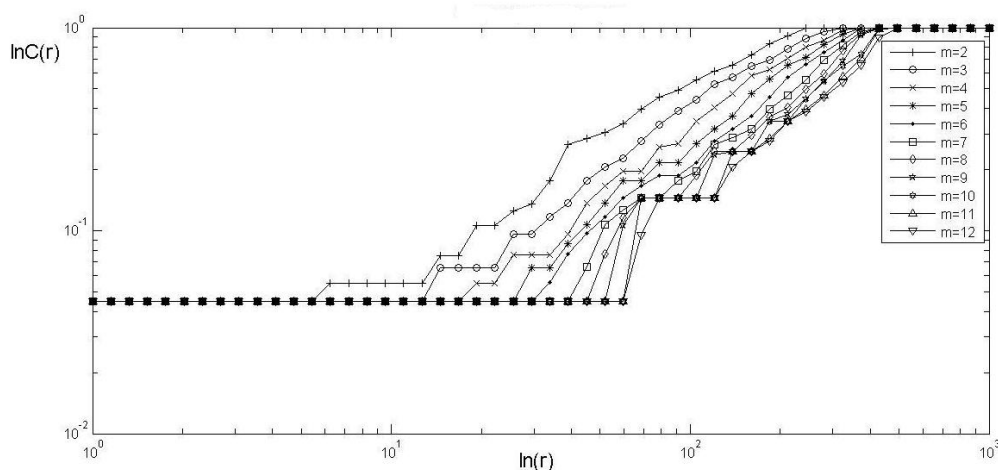


Рис. 2.9. Криві кореляційного інтегралу гармонічного сигналу

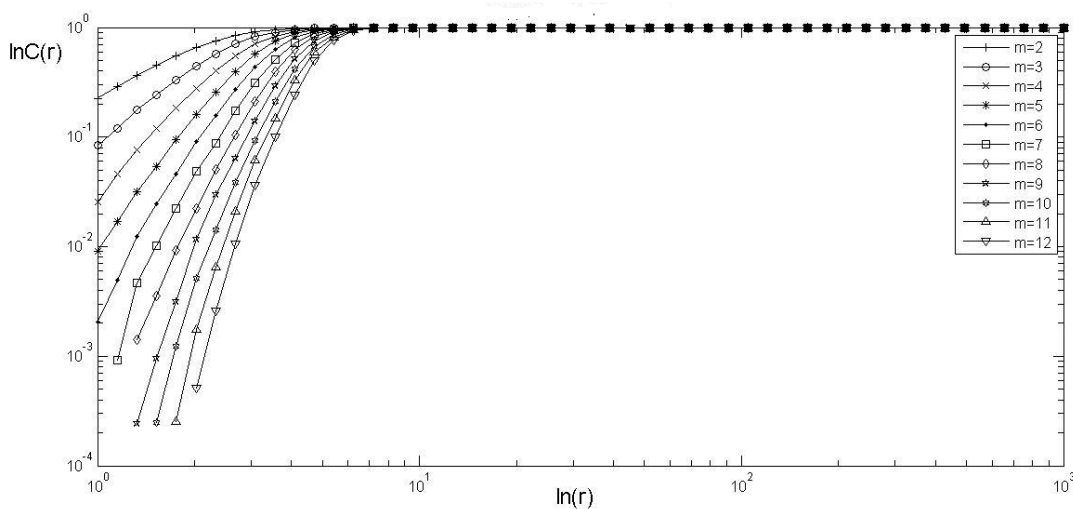


Рис. 2.10. Криві кореляційного інтегралу білого шуму

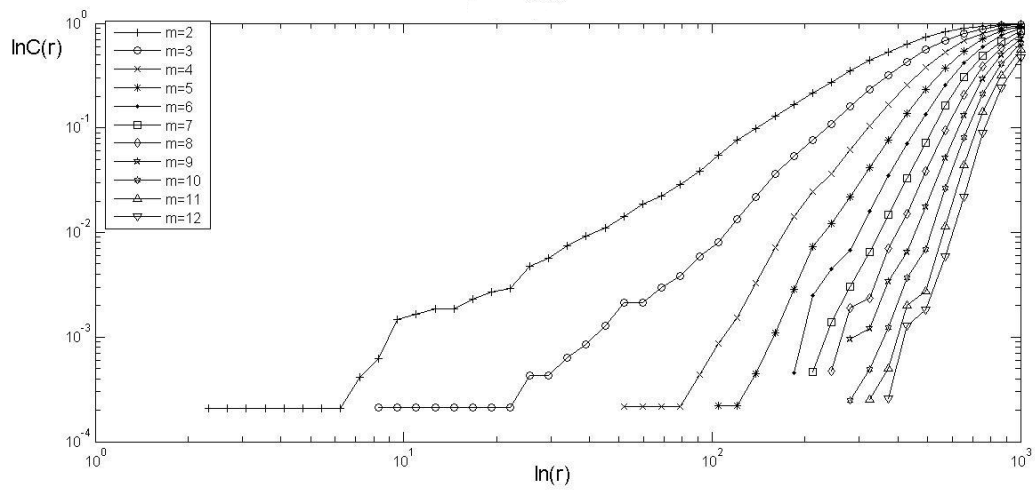


Рис. 2.11. Криві кореляційного інтегралу зашумленого сигналу

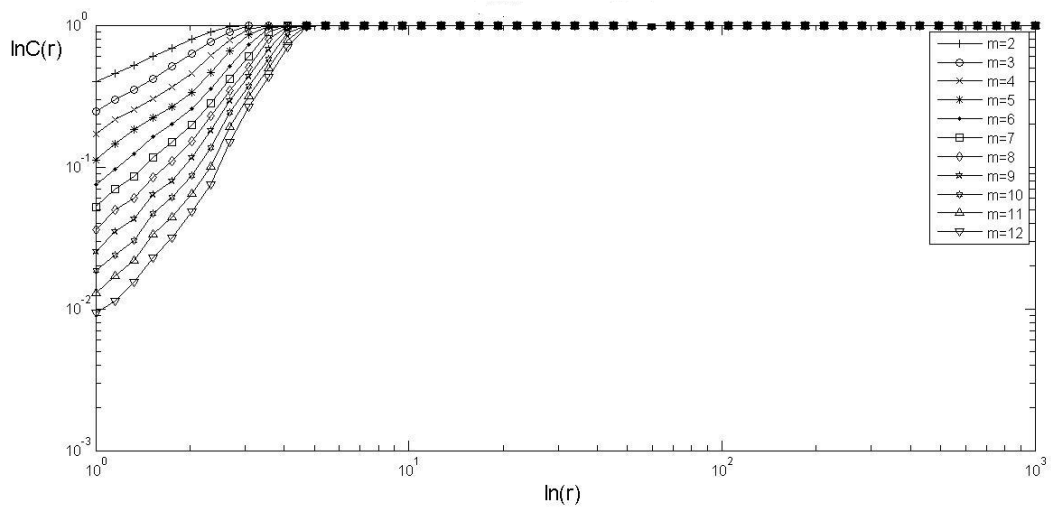


Рис. 2.12. Криві кореляційного інтегралу відображення Хенона

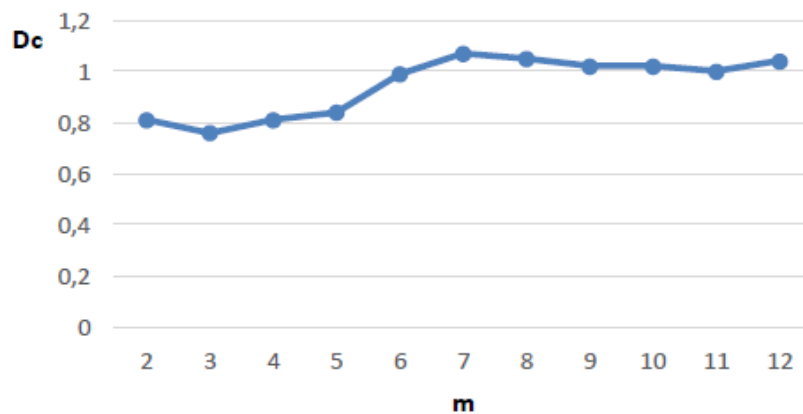


Рис. 2.13. Аналіз кореляційної розмірності гармонічного сигналу

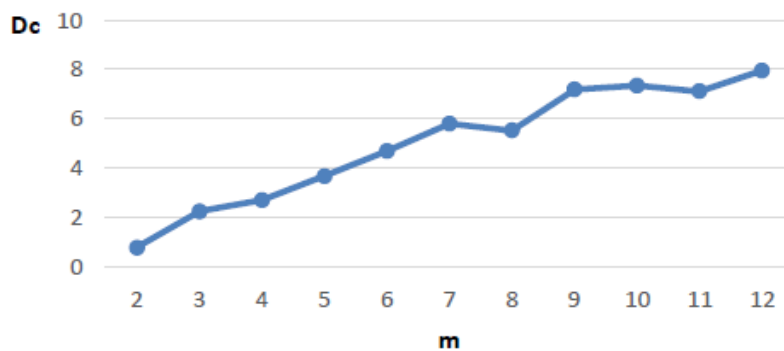


Рис. 2.14. Аналіз кореляційної розмірності білого шуму

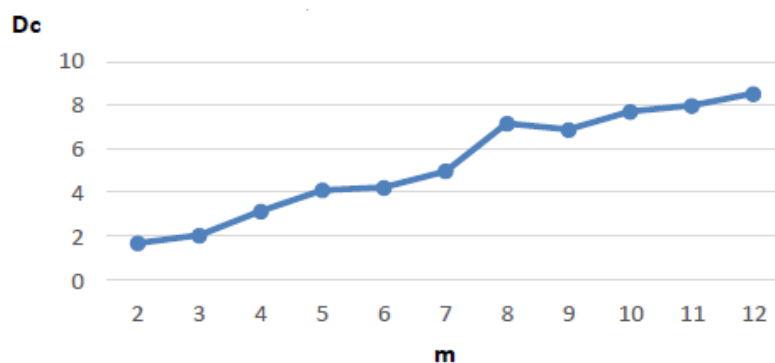


Рис. 2.15. Аналіз кореляційної розмірності зашумленого сигналу

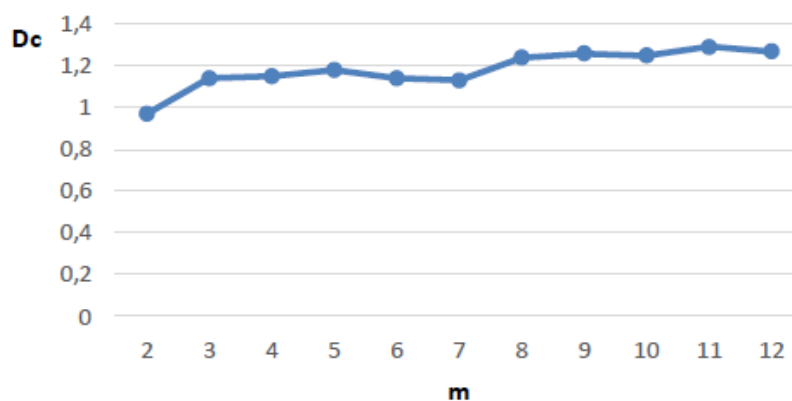


Рис. 2.16. Аналіз кореляційної розмірності відображення Хенона

Таблиця 2.1

**Значення розмірності вкладення та кореляційної розмірності
атракторів модельних сигналів**

Сигнал	Розмірність простору вкладення m	Кореляційна розмірність, D_c
Гармонічний сигнал	6	1.02
Білий шум	–	∞
Зашумлений сигнал	–	∞
Відображення Хенона	8	1.24

Дані літературних джерел збігаються з отриманими значеннями. Результати аналізу кореляційної розмірності на представлених модельних сигналах дозволяють отримати оцінку кореляційної розмірності, що дозволяє провести розпізнавання сигналів з нелінійними складовими. Далі наведено порівняльну оцінку отриманих результатів з результатами оцінки із використанням методу хибних сусідів.

2.2.2 Метод хибних найближчих сусідів Метод ґрунтується на теоремі Такенса про вкладення. Згідно теореми, потрібно враховувати, що атрактор сигналу повинен бути еквівалентний реконструйованому. Даний метод цікавий можливістю оцінки розмірності простору вкладення та порівняння отриманих значень у представлених раніше. Часову затримку обрано за значенням першого нульового значення АКФ $\tau = 1$, результати представлені на рисунках 2.17. – 2.18.

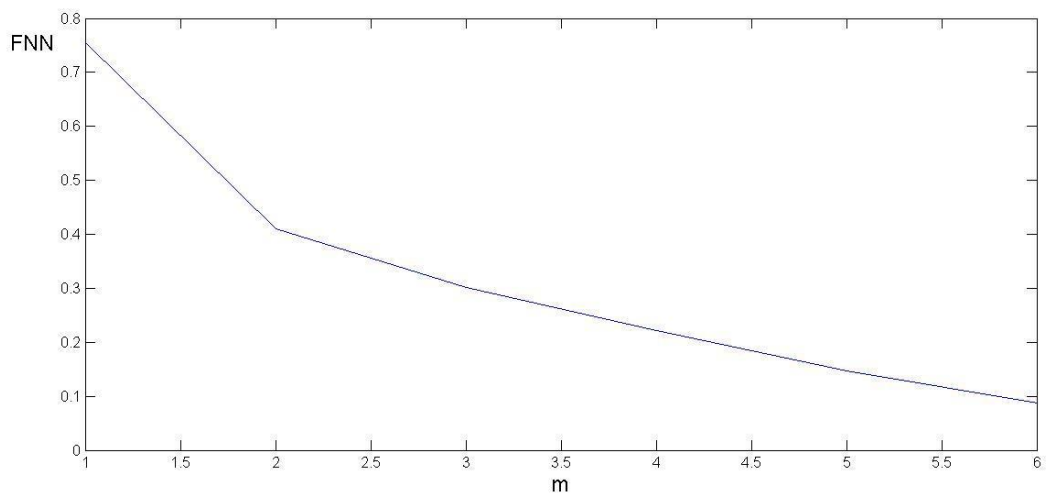


Рис. 2.17. Визначення вкладки гармонічного сигналу

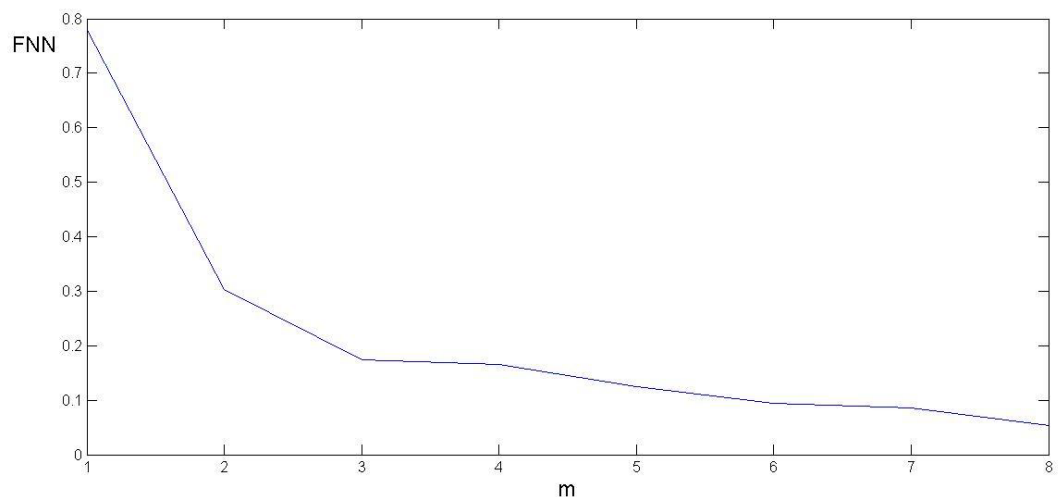


Рис. 2.18. Визначення вкладки відображення Хенона

Мінімальна розмірність простору вкладення визначається як мінімальне значення графіку $FNN(m)$. За рисунками 2.17-2.18 видно, що розмірність простору вкладення для гармонічного сигналу і відображення Хенона відповідно дорівнюють: 6 і 8. Значення m , отримані за допомогою методу найближчих сусідів, відповідають отриманим за допомогою методу Грасберга-Прокаччіа.

2.3 Розрахунок старшого показника Ляпунова

Показники Ляпунова оцінюють швидкість розбіжності траєкторій. За допомогою цього показника можна визначити наявність хаотичної компоненти біосигналу. Наявність позитивних значень свідчить про належність сигналу до класу нелінійних. У разі негативного значення маємо регулярний сигнал. У зв'язку з цим перед тим, як використовувати показник з метою оцінки біосигналів різного виду доцільно провести дослідження показників на регулярних і нерегулярних сигналах [19]. У зв'язку з тим, що знайдені мінімальні значення розмірності вкладення сигналів різні, аналіз проведено при значенні $m=8$, що відповідає мінімальному вкладенню Хенона відображення. Для перевірки стабільності знаків показників Ляпунова було вирішено провести додаткове обчислення при $m=6$. У роботі проведено аналіз сигналів з часовою затримкою $\tau=1,3,7$ (відповідають нулям функції АКФ) при розмірності простору вкладення рівним 6 і 8, для того, щоб визначити наявність хаотичних компонент у сигналі. Результати розрахунку старшого показника Ляпунова наведено у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2

Розрахунок старшого показника Ляпунова

Сигнал	$m=6$			$m=8$		
	$\tau=1$	$\tau=3$	$\tau=7$	$\tau=1$	$\tau=3$	$\tau=7$
Гармонічний сигнал	-0,010	-0,012	-0,016	-0,011	-0,014	-0,017
Білий шум	0,127	0,250	0,253	0,088	0,218	0,222
Зашумлений сигнал	0,111	0,187	0,238	0,090	0,169	0,202
Відображення Хенона	0,281	0,273	0,180	0,240	0,149	0,075

Наявність знаку «-» в показниках Ляпунова свідчить про регулярність сигналу, тому гармонічний сигнал має від'ємні значення експонент. У разі наявності знаку «+» має місце чутливість до початкових умов, що означає наявність нелінійних компонент в сигналі. З таблиці 2.2 можна побачити, що значення старшого показника Ляпунова для білого шуму та інших модельних сигналів набувають додатніх значень.

2.4 Розрахунок ентропії динамічної системи

У роботі прийнять рішення використати для аналізу біосигналів три види ентропії. Незважаючи на загальне означення ентропії як міри хаосу у сигналі, кожен окремий вид ентропії дає можливість оцінки різної складової сигналу. Вибрані для аналізу біосигналів ентропії представлені у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3

Ентропія біосигналів

Вид ентропії	Значення	Основна формула розрахунку
Апроксимована	Внутрішній порядок сигналу	$ApEn(S, m, r) = \ln \left[\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right]$, де r – поріг, m – розмірність вкладення, $C_m(r)$ – кореляційний інтеграл.
Шенона	Міра степені невизначеності	$H(x) = - \sum_{i=1}^n p(i) \log_2 p(i) = \sum_{i=1}^n p(i) \log_2 \frac{1}{p(i)}$, n – число символів, H – міра невизначеності
Реньї	Момент розбиття покриття	$R(q) = \frac{1}{1-q} \ln \left(\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^q \right)$, де $\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^q = 1$, N_i – число елементів системи, які припадають на i -ий елемент ε розбиття, $N(\varepsilon)$ – повне число елементів заданого ε покриття. [78]

2.5 Аналіз морфологічних ознак псевдофазового портрета

У роботі розглянуто метод побудови псевдофазового портрета (ПфП). Цей метод відноситься до графічних методів аналізу. Аналіз хаотичних складових сигналу проведено шляхом побудови лінії в системі координат, де осі абсцис

відкладались значення поточного інтервалу, а по осі ординат в діапазоні наступного.

У зв'язку з тим, що у сигналах з наявністю різної хаотичної складової складно знайти відмінності лише за візуальною оцінкою атрактора, прийнято рішення виявити чисельні значення, які могли б кількісно характеризувати атрактор сигналу. У роботі наведено сім ознак оцінки морфології ПФП.

В якості перших ознак виділено периметр і площу контуру, який обмежує ПФП. Для побудови контуру в середовищі MATLAB служить функція `convhull`. Для побудови опуклого контуру на вхід функції подаються значення координат точок, а на виході отримано номери точок, які формують вершини. Знаючи координати одержаних точок можна визначити довжину контуру за виразом:

$$L_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2},$$

де (x_i, y_i) , (x_{i+1}, y_{i+1}) – координати початку і кінця цього відрізка.

Розрахунок площі відбувається за допомогою функції `convhull`, але цю функцію потрібно викликати з іншим вхідним аргументом s , в який буде записано площу під контуром. Цей параметр корисний для аналізу у зв'язку з тим, що при одній і тій же величині периметра контуру, площа обмежена ним може бути різною. Через різні масштаби сигналів було вирішено ввести ще один параметр – коефіцієнт, який дорівнює відношенню квадрата периметра до площі.

Наступною морфологічною ознакою обрано довжину лінії складової ПФП. Цей параметр характеризує рівень його розкиду. Чим більшою нерегулярністю володіє досліджуваний сигнал, тим далі будуть розташовуватися точки, від яких йдуть лінії, що формують ПФП. Знаючи координати точок, що утворюють ламану лінію, легко можна знайти її довжину відповідно до формули (1) [36].

Також доцільно провести оцінку середньої довжини ліній, які утворюють псевдофазовий портрет. Діленням довжини ламаної лінії, яка утворює псевдофазовий портрет, на кількість прямих, які його формують, знаходимо середню довжину.

Шостим параметром запропоновано використати кількісну оцінку «стрибка» (переходу від великих довжин до малих). За «стрибок» приймалися ті

лінії, у яких перепад значень від поточної точки до наступної був більший за одну третю поточного значення: $(x(i) - x(i + 1)) > \frac{x(i)}{3}$.

За останню морфологічну ознаку вибрано кількість точок фігури, що потрапляють у діапазон від 0 до 45 градусів. Абсциса координатної площини для визначення вибраного діапазону проходила через нижню точку фігури, а ордината через центр мас фігури (рисунок 2.20). Такий кутівий діапазон був обраний у зв'язку з тим, що в нерегулярних сигналах спостерігається значний розкид точок і в цю область потрапляє псевдофазовий портрет тих ритмів, які мають більш виражену хаотичну компоненту, на відміну від нормального ритму (НР). Нормальний ритм з використанням даної ознаки легко відрізнити від патологій частої екстрасистолії (ЧЕ) та МА.

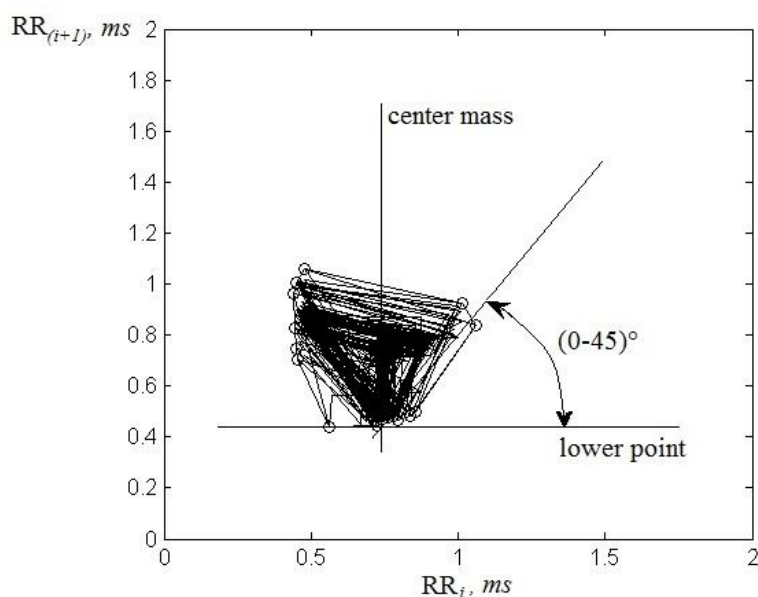


Рис. 2.20. Вибір кількості точок фігури

Приклади побудови псевдофазового портрета для модельних сигналів представлені малюнки 2.21-2.24. Програмний код реалізації побудови ПфП та розрахунку морфологічних ознак представлено у ДОДАТКУ Б.

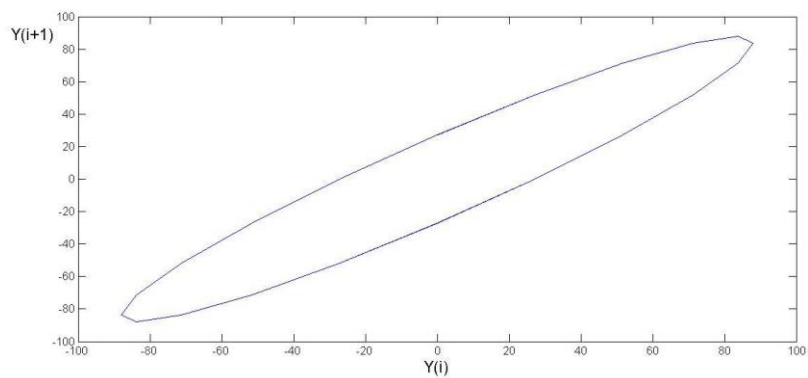


Рис. 2.21. ПфП гармонічного сигналу

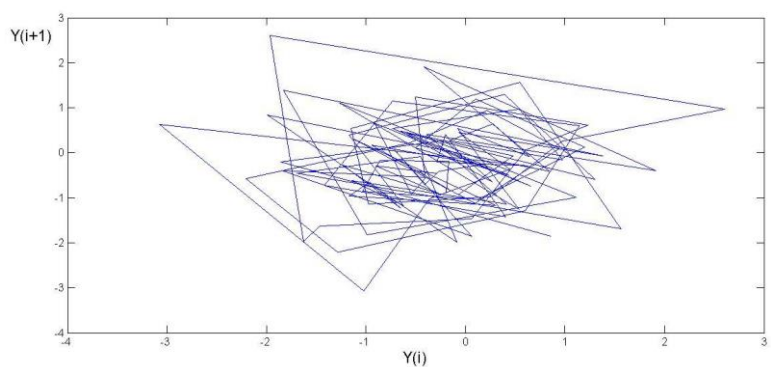


Рис. 2.22. ПфП білого шуму

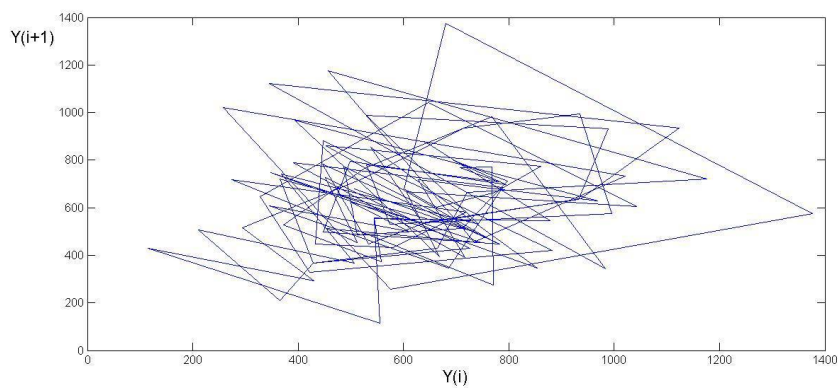


Рис. 2.23. ПфП зашумленого сигналу

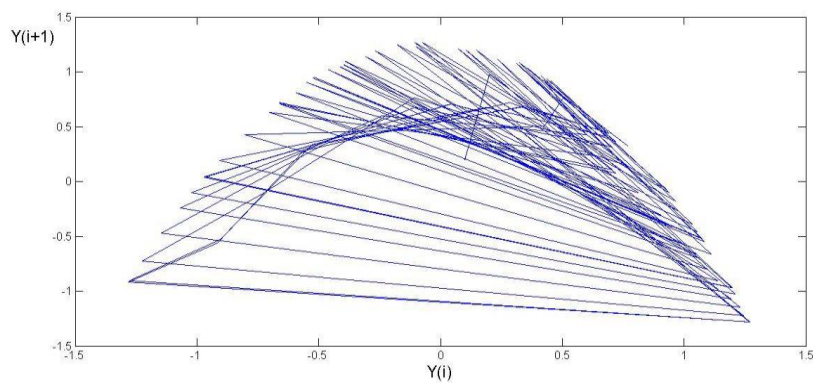


Рис. 2.23. ПфП відображення Хенона

2.6 Показник Херста (R/S метод)

Відмінною рисою фрактального аналізу є здатність знайти у сигналі ознаки самоподібності. На сьогоднішній день існує багато досліджень, які займаються аналізом фракталів у різних галузях науки. Одним з найбільш поширених методів, який активно використовується для прогнозування різних станів є показник Херста, який можна визначити за допомогою методу нормованого розмаху [37-40]. Нині цей метод знайшов широке застосування у різних областях [37-44].

Алгоритм розрахунку показника Херста за допомогою R/S методу:

1. Необхідно знайти середнє значення показників ряду ε за певну кількість

часових відліків: $\langle \varepsilon \rangle_N = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n)$ (1).

2. Проводиться обчислення відхилення $\varepsilon(n)$ від його середнього значення

$\langle \varepsilon \rangle_N$, яке визначається сумою виду: $X(n, N) = \sum_{p=1}^n \{ \varepsilon(p) - \langle \varepsilon \rangle_N \}$ (2).

3. Розрахунок розмаху відхилень: $R(N) = \max_{1 \leq n \leq N} X(n, N) - \min_{1 \leq n \leq N} X(n, N)$.

Зрозуміло, що розмах залежить від значення N , і очікується, що R росте з N .

4. Обчислення стандартного відхилення $S(n)$:

$$S(n) = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \{ \varepsilon(n) - \langle \varepsilon \rangle_N \}^2 \right)}.$$

5. Для більшості часових рядів спостережуваний нормований розмах R/S описується емпіричним співвідношенням і з використанням (1) і (2) має вигляд:

$R/S = (\alpha N)^H$, де H – показник Херста, α – деяка стала.

6. Показник Херста може бути наближений шляхом побудови залежності $\log R/S$ від $\log N$ та обчислення нахилу через просту регресію, отриману методом найменших квадратів. Основним є наступне рівняння: $\log R/S = \log c + H \log N$, де H може приймати значення від 0 до 1. Якщо відсутня довготривала статистична залежність (випадковий ряд), це ставлення має асимптотично прямувати до 0.5

при $N \rightarrow \infty$. Чим ближче H до 0.5, тим більше зашумлений ряд і тим менше виражений його тренд.

«Значення $0.5 < H < 1$ – це персистентний часовий ряд, тобто. такий, що характеризується ефектами довгострокової пам'яті. В разі, коли $0 < H < 0.5$, це антиперсистентний часовий ряд, тобто. ряд, характеризується короткостроковою пам'яттю. Оскільки, відношення R/S є безрозмірною величиною, його можна використовувати для порівняння розмахів різних часових рядів. Описана процедура у науковій літературі отримала назву R/S -аналізу» [54].

2.7 Мультифрактальний флуктуаційний аналіз

Мультифрактальний аналіз, зокрема мультифрактальний детрендований флуктуаційний аналіз (МФДФА), є затребуваним методом аналізу часових рядів. За допомогою МФДФА біологічний сигнал можна оцінити, як чисельно, так і візуально. Як візуальний аналіз, розглядається побудова модельного спектра сигналу. Поряд із візуальною оцінкою спектру за ним можна визначити фрактальний показник Херста, ширину спектра та значення \min та \max флуктуацій. Приклад спектру з позначенням характерних фрактальних показників представлено на рисунку 2.26 [45].

Алгоритм обчислення полягає у побудові ряду $y(t) = \sum_{i=1}^t x(t)$ для вхідного

сигналу $x(t)$. Отриманий ряд поділяється на сегменти довжини s число яких дорівнює $N_s = \lfloor N/s \rfloor$. Потім для кожного сегмента визначаємо локальний поліноміальний тренд $y_v(i)$, степінь якого вибирається таким чином, щоб забезпечити інтерполяцію з помилкою, яка не перевищує задане значення:

$y_v(i) = \sum_{k=0}^m C_k i^{m-k}$, де C_k – кореляційний інтеграл, m – степінь поліному (як

правило, $m = 2$). Далі визначається момент дисперсії:

$F^2(v, s) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (y\{(v-1)s + i\} - y_v(i))^2$ (2) та значення флуктуаційної функції

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{v=1}^{N_s} [F^2(v, s)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}} \quad (3).$$

Якщо досліджуваний ряд має фрактальні властивості, то функція $F_q(s)$ є степеневою залежністю $F_q(s) \approx s^{h(q)}$, де $h(q)$ – узагальнений показник Херста. З визначень (2) і (3) випливає, що при $q = 2$ цей показник зводиться до значення H [46, 47].

Таким чином, отримавши значення узагальненого показника Херста $h(q)$, теоретично можна зробити висновок про монофрактальність процесу, якщо ця функція є константою. Оцінка $h(q)$, отримана по часовому ряду, є кривою, яка прямує до постійного значення зі збільшенням довжини ряду [39]. Мультифрактальна множина характеризується скейлінговою експонентою $\tau(q)$. Ця функція показує, наскільки неоднорідною є досліджувана множина точок.

Узагальнений показник Херста пов'язані з функцією $\tau(q)$ співвідношенням: $\tau(q) = q \cdot h(q) - 1$. Для самоподібного процесу функція $\tau(q)$ лінійна.

Однією з найважливіших характеристик мультифрактальних властивостей є функція мультифрактального спектра $D(\alpha)$. Величина α_i є показником сингулярності в точці x_i . Для самоподібного процесу всі α_i однакові й рівні параметру H . Функція мультифрактального спектра $D(\alpha)$ характеризує розподіл ймовірностей різних значень α_i . Перехід від змінних $\{q, \tau(q)\}$ до $\{\alpha, D(\alpha)\}$

здійснюється за допомогою перетворення Лежандра: $\left\{ \alpha = \frac{d\tau}{dq}; D(\alpha) = q \frac{d\tau}{dq} - \tau \right\}$.

На рисунку 2.26 представлені характерні величини, що обчислюються за допомогою методів мультифрактального аналізу: H_2 – мультифрактальний показник Херста, α_{\min} – найменші флуктуації, α_{\max} – найбільші флуктуації, ширина мультифрактального спектру W – характеризує варіабельність флуктуацій у спектрі.

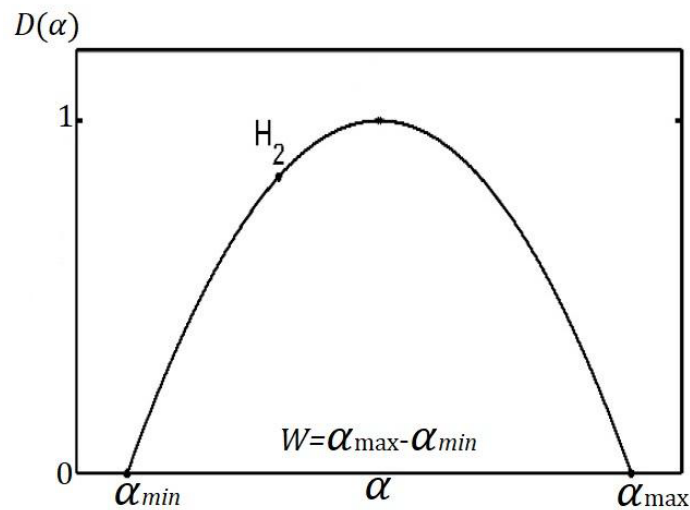


Рис. 2.26. Модельний спектр

2.8 Висновки до розділу 2

Проведені дослідження на модельних сигналах показали можливість застосування нелінійних методів аналізу біосигналів з хаотичними властивостями. У розділі розглянуто методи розрахунку кореляційної розмірності, морфологічних ознак псевдофазового портрета, старшого показника Ляпунова, показника Херста, і також трьох видів ентропії. У наступному розділі запропоновано використати розроблені алгоритми розрахунку нелінійних показників на сигналах серцевого ритму.

РОЗДІЛ 3

НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

У розділі застосовано методи нелінійної динаміки для задачі розпізнавання миготливої аритмії по кардіоінтервалограмі

3.1 Нелінійний аналіз у задачі розпізнавання миготливої аритмії (МА) на фоні часті екстрасистоли (ЧЕ) та синусового ритму (СР)

Для проведення дослідження використовувалися сигнали СР, ЧЕ та МА, взяті з баз даних: MIT-BIH Atrial Fibrillation Database, MIT-BIH Arrhythmia Database та Normal Sinus Rhythm RR Interval Database. Для кожної групи ритму було оброблено по п'ятдесят реалізацій, що є послідовністю тривалостей 300 відліків. Зображення кардіоінтервалограм (КІГ) представлені на рисунках 3.1-3.3.

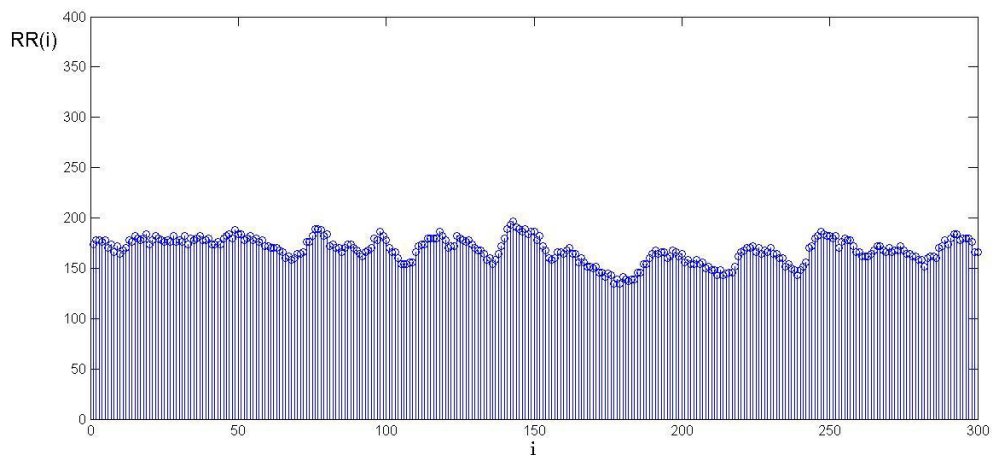


Рис. 3.1. КІГ СР

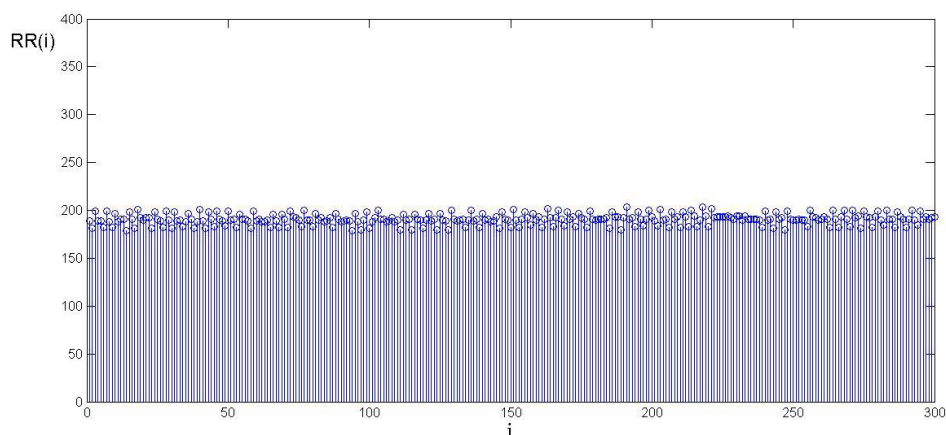


Рис. 3.2. КІГ ЧЕ

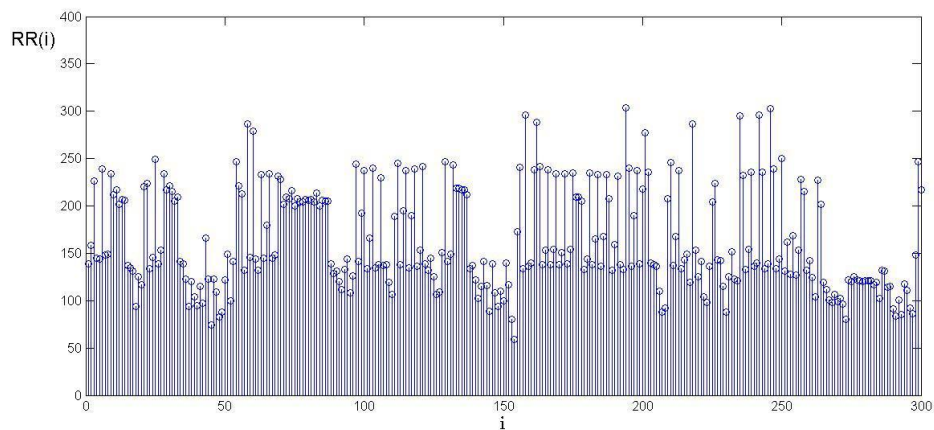


Рис. 3.3. КІГ МА

3.1.1 Визначення часової затримки. У розділі 2 було показано метод обчислення часової затримки за допомогою АКФ. АКФ була побудована для десяти реалізацій і було проаналізовано, яка часова затримка буде найбільш оптимальною для розрахунків. Приклади функції для трьох видів ритму представлені на рисунках 3.4-3.6, а перші три нульові значення АКФ для кожного виду ритму представлені в таблиці 3.1.

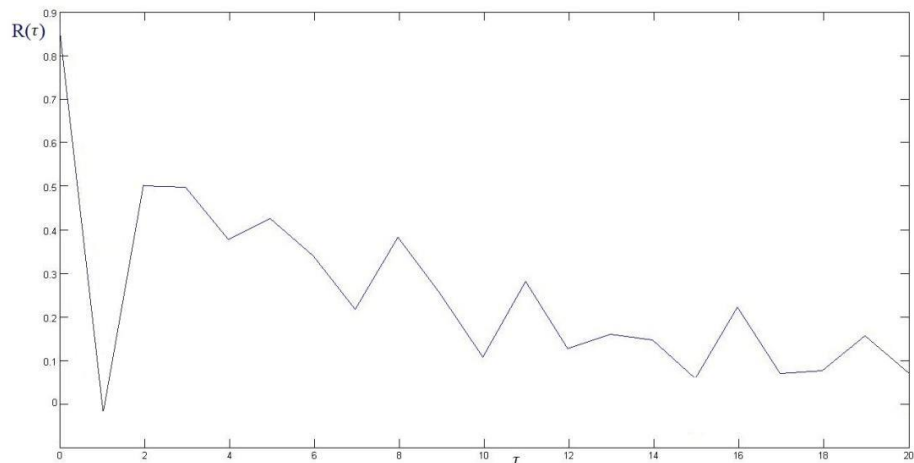


Рис. 3.4. АКФ СР

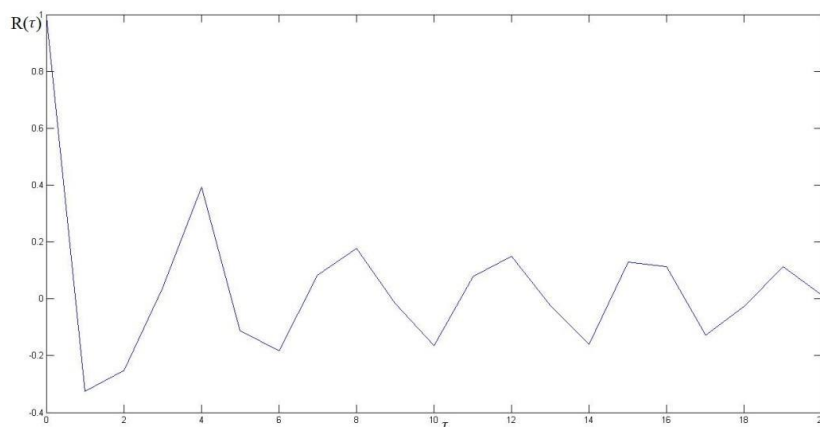


Рис. 3.5. АКФ ЧЕ

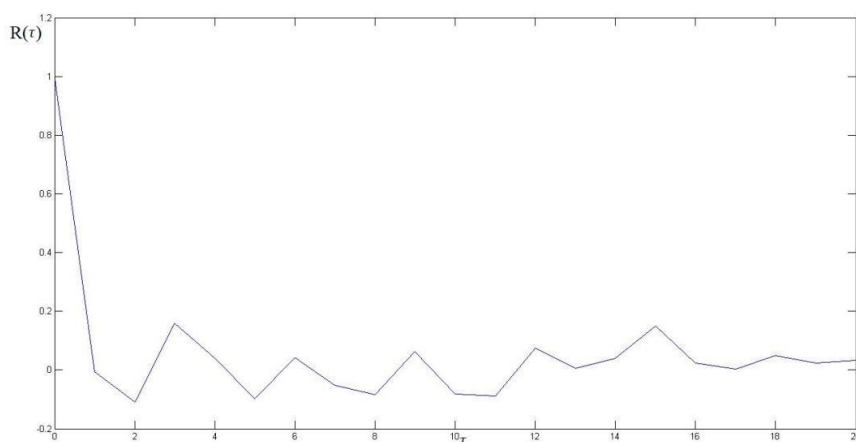


Рис. 3.6. АКФ МА

Таблиця 3.1

Результати розрахунку кореляційної розмірності

НР										
№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
τ_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
τ_2	2	2	2	4	4	4	2	2	6	3
τ_3	5	4	4	7	6	7	4	4	8	5
ЧЕ										
τ_1	1	1	1	2	1	1	1	2	1	2
τ_2	3	3	3	4	3	3	3	3	3	3
τ_3	5	6	5	6	6	4	8	4	8	4
МА										
τ_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
τ_2	3	2	2	2	3	2	2	3	3	3
τ_3	5	5	5	3	5	5	5	5	5	5

Часова затримка буде вибиратися відповідно до перших нульових значень АКФ. З аналізу отриманих даних АКФ прийнято рішення вибрати як часову

затримку значення $\tau = 1$. За отриманими графіками видно, що початкові значення АКФ для нормального ритму вищі, ніж значення двох інших видів ритму, що є показником хаотичних властивостей в сигналах аритмій [48].

3.1.2 Визначення кореляційної розмірності та розмірності простору вкладення. У розділі наведено результати раніше поданих алгоритмів розрахунку розмірності простору вкладення сигналів, а також кореляційної розмірності. Результати, отримані на сигналах ритмограм, графічно представлені на рисунках 3.7.-3.9. Часова затримка $\tau = 1$.

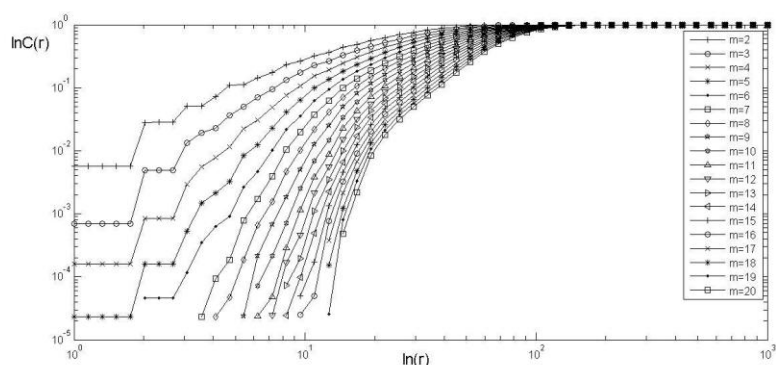


Рис. 3.7. Кореляційні інтеграли СР

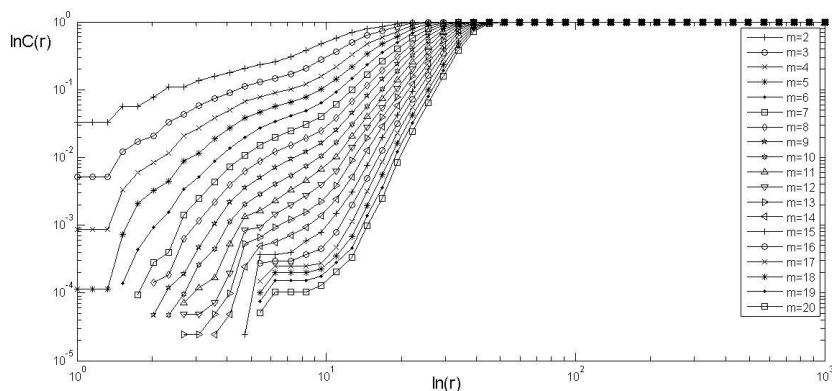


Рис. 3.8. Кореляційні інтеграли ЧЕ

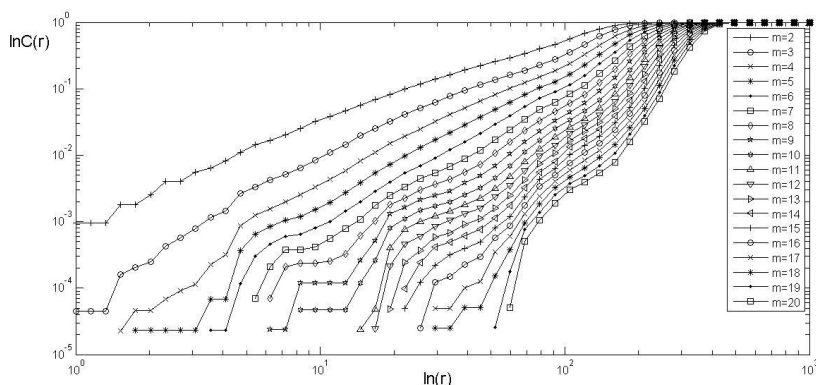


Рис. 3.9. Кореляційні інтеграли МА

На рисунках 3.10-3.12 подано криві розрахунку кореляційної розмірності.

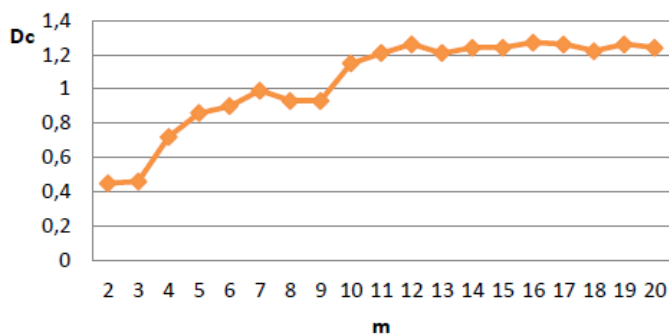


Рис. 3.10. Оцінка кореляційної розмірності СР

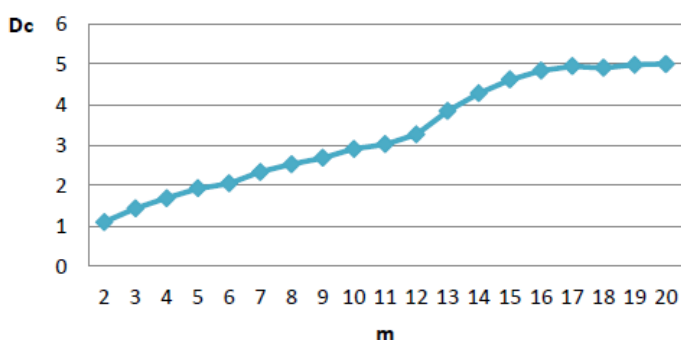


Рис. 3.11. Оцінка кореляційної розмірності ЧЕ

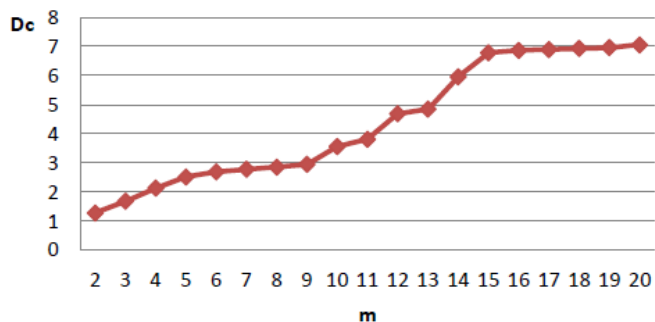


Рис. 3.12. Оцінка кореляційної розмірності МА

З рисунків 3.10-3.12 випливає, що кореляційна розмірність для СР спостерігається при значенні $D_c = 2.5$, а розмірність простору вкладення $m = 10$, для ЧЕ $D_c = 4.8$, $m = 16$ і для МА $D_c = 6.8$, $m = 15$. Результати статистичної обробки отриманих значень представлені у таблиці 3.2.

Кореляційна розмірність

Вид ритму	Розмірність простору вкладки m	Кореляційна розмірність, D_c
СР	8.60 ± 0.89	2.06 ± 0.46
ЧЕ	15.40 ± 0.55	4.78 ± 0.74
МА	15.20 ± 0.84	6.13 ± 1.29

За результатами, поданими в таблиці 3.2, можна зробити висновок, що кореляційна розмірність сигналів ритмограм різна та її значення збільшується із збільшенням хаотичної компоненти у сигналі. Значення розмірності простору вкладки нормального ритму відрізняється від значень сигналів аритмій. Отримані значення розмірності задовольняють теоремі Такенса і можуть бути застосовані для подальшого аналізу біосигналів. Для уточнення мінімального значення розмірності простору вкладки зробимо її розрахунок з використанням методу хибних найближчих сусідів і порівняємо отримані дані. Графіки представлені на рисунках 3.13-3.15.

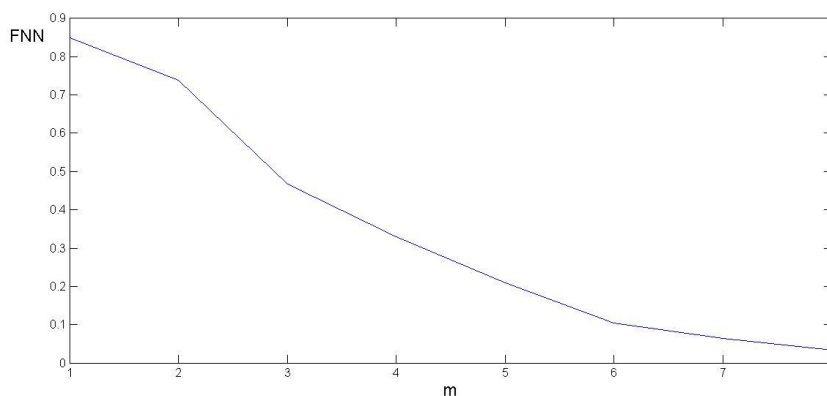


Рис. 3.13. Оцінка розмірності вкладки СР

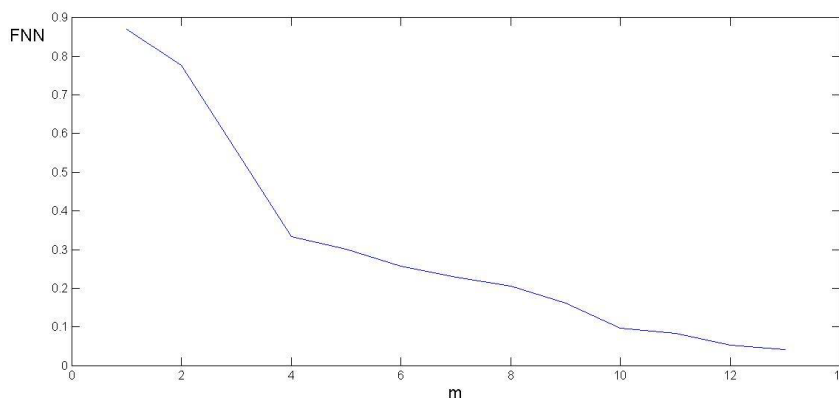


Рис. 3.14. Оцінка розмірності вкладки ЧЕ

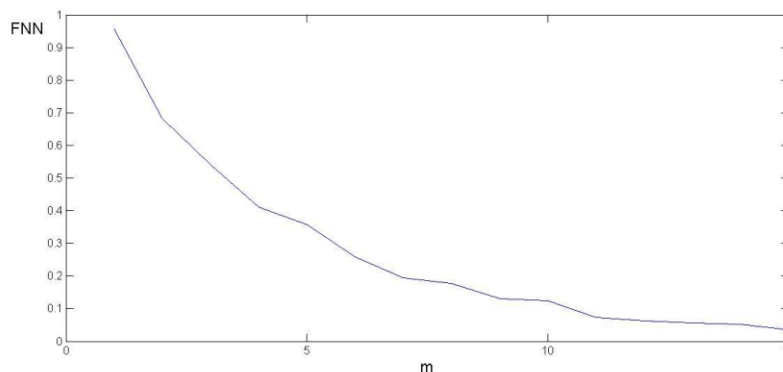


Рис. 3.15. Оцінка розмірності вкладення MA

З рисунків 3.13-3.15 видно, що значення розмірності простору вкладення для СР – 8, ЧЕ – 13 і МА – 15. Результати статистичної обробки представлені у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3

Результати методу хибних найближчих сусідів

Вид ритму	Розмірність простору вкладення m
СР	8.20 ± 0.42
ЧЕ	13.40 ± 0.70
МА	15.00 ± 0.00

Отримані значення схожі зі значеннями, отриманими за допомогою кореляційної розмірності. Для подальшого дослідження будуть використані такі значення: для СР – $m = 8$, ЧЕ – $m = 13$ та для МА – $m = 15$.

3.1.3 Розрахунок старшого показника Ляпунова. У цьому підрозділі апробуємо розроблений алгоритм розрахунку старшого показника Ляпунова на КІГ. Часові затримки для аналізу сигналів будуть обрані відповідно до локальних мінімумів функцій АКФ (п.3.1) $\tau = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$, $r = 0.1$.

У зв'язку з тим, що для трьох видів ритму оптимальна розмірність простору вкладення різна, визначимо розмірність простору вкладення сигналу виходячи з рівності $m = [d] + 1$ і за розмірність вкладення виберемо максимальне отримане значення m , а саме $m = 15$ (відповідає розмірності простору вкладення МА). Результати розрахунку старшого показника Ляпунова для перших десяти реалізацій наведено у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4

**Значення старшого показника Ляпунова при розмірності простору
вкладення $m = 15$**

СЕ								
№	$\tau=1$	$\tau=2$	$\tau=3$	$\tau=4$	$\tau=5$	$\tau=6$	$\tau=7$	$\tau=8$
1	0.071	0.003	0.098	0.105	0.116	0.116	0.002	0.121
2	0.086	0.055	0.074	0.078	0.093	0.126	0.094	0.125
3	0.091	0.044	0.062	0.083	0.069	0.097	0.078	0.062
4	0.102	0.046	0.104	0.107	0.122	0.069	0.062	0.032
5	0.101	0.043	0.115	0.045	0.161	0.082	0.157	0.114
6	0.081	0.045	0.127	0.105	0.127	0.114	0.098	0.137
7	0.082	0.052	0.128	0.148	0.126	0.105	0.146	0.225
8	0.104	0.059	0.126	0.106	0.123	0.126	0.119	0.191
9	0.090	0.041	0.220	0.106	0.171	0.176	0.133	0.177
10	0.069	0.046	0.157	0.109	0.122	0.126	0.193	0.163
ЧЕ								
1	0.118	0.057	0.192	0.274	0.253	0.211	0.237	0.253
2	0.109	0.053	0.184	0.180	0.189	0.191	0.227	0.202
3	0.113	0.070	0.243	0.235	0.221	0.211	0.222	0.260
4	0.118	0.056	0.169	0.233	0.236	0.218	0.224	0.261
5	0.135	0.062	0.265	0.270	0.231	0.214	0.225	0.268
6	0.114	0.055	0.171	0.246	0.214	0.270	0.222	0.266
7	0.121	0.052	0.163	0.192	0.239	0.219	0.221	0.290
8	0.131	0.062	0.177	0.222	0.182	0.173	0.223	0.201
9	0.108	0.053	0.170	0.164	0.244	0.232	0.239	0.267
10	0.114	0.054	0.273	0.257	0.237	0.218	0.222	0.260
МА								
1	0.121	0.074	0.258	0.226	0.256	0.229	0.274	0.302
2	0.171	0.068	0.240	0.191	0.283	0.227	0.207	0.213
3	0.125	0.063	0.263	0.180	0.286	0.271	0.228	0.253
4	0.136	0.053	0.208	0.191	0.223	0.245	0.204	0.232
5	0.121	0.074	0.258	0.226	0.256	0.229	0.274	0.302
6	0.171	0.068	0.240	0.291	0.283	0.227	0.247	0.213
7	0.125	0.063	0.263	0.280	0.226	0.271	0.228	0.253
8	0.143	0.091	0.240	0.275	0.235	0.243	0.241	0.253
9	0.121	0.074	0.258	0.286	0.256	0.229	0.274	0.302
10	0.121	0.074	0.258	0.326	0.256	0.229	0.274	0.302

Результати статистичної обробки отриманих даних представлені в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5

Результати старшого показника Ляпунова при різних часових затримках

Сигнал	$\tau=1$	$\tau=2$	$\tau=3$	$\tau=4$	$\tau=5$	$\tau=6$	$\tau=7$	$\tau=8$
СР	0.09± 0.01	0.04± 0.01	0.12± 0.04	0.10± 0.03	0.12± 0.03	0.11± 0.03	0.11± 0.05	0.13± 0.06
ЧЕ	0.12± 0.01	0.06± 0.01	0.20± 0.04	0.23± 0.04	0.22± 0.02	0.22± 0.02	0.23± 0.01	0.25± 0.03
МА	0.13± 0.02	0.07± 0.01	0.25± 0.02	0.25± 0.05	0.26± 0.02	0.24± 0.02	0.25± 0.03	0.27± 0.04

З отриманих результатів видно, що для всіх записів сигналів показники Ляпунова набувають додатнього значення, що говорить про присутність хаотичної складової в системі. Все це говорить про те, що дані сигнали характеризують процеси детермінованого хаосу, причому в сигналах з миготливою аритмією вони більш виражені. У сигналів з ЧЕ та МА також простежується збільшення значення показника Ляпунова зі збільшенням часової затримки.

Проаналізуємо чутливість зміни старшого показника Ляпунова в залежності від зміни розмірності простору вкладення. Як приклад виберемо такі значення m : 15, 16, 17 та 18. Результати статистичної обробки отриманих даних представлені в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6

**Результати старшого показника Ляпунова при різних значеннях
розмірності простору вкладення**

Сигнал	$m=15$	$m=16$	$m=17$	$m=18$
СР	0.09 ± 0.01	0.09 ± 0.01	0.06 ± 0.01	0.05 ± 0.01
ЧЕ	0.12 ± 0.01	0.12 ± 0.01	0.11 ± 0.01	0.11 ± 0.02
МА	0.13 ± 0.02	0.11 ± 0.03	0.10 ± 0.02	0.09 ± 0.03

З результатів таблиці 3.6 випливає, що при збільшенні розмірності простору вкладення, значення старшого показника Ляпунова зменшуються, але при цьому похибка результатів також мала, а значення відрізняються один від одного. При зміні розмірності знак показника залишився додатнім, що вказує на присутність нелінійних складових сигналів.

Доцільно провести ще одну перевірку значень старшого показника Ляпунова шляхом зміни відстані між двома точками ε (таблиця 3.7). Раніше при розрахунку використовувалось $\varepsilon = 2$.

Таблиця 3.7

Результати старшого показника Ляпунова при різних відстанях

Сигнал	$\varepsilon=1$	$\varepsilon=2$	$\varepsilon=5$	$\varepsilon=7$
СР	0.10 ± 0.01	0.09 ± 0.01	0.06 ± 0.06	0.04 ± 0.04
ЧЕ	0.13 ± 0.02	0.12 ± 0.01	0.10 ± 0.08	0.10 ± 0.08
МА	0.14 ± 0.02	0.13 ± 0.02	0.11 ± 0.08	0.10 ± 0.05

Зі зміною відстані змінюється значення старшого показника Ляпунова. Зі збільшенням відстані показник змінюється у менший бік. Узагальнюючи отримані

результати, можна зробити висновок про чутливість методу до параметрів вкладення, що означає необхідність визначення параметрів вкладення для кожної задачі. Знак старшого показника Ляпунова досліджуваних сигналів завжди додатний, що є підтвердженням того, що сигнали мають нелінійні властивості. Таким чином, аналізуючи отримані результати, можна зробити висновок, що величина показника Ляпунова вказує на степінь хаотичності сигналів.

За отриманими даними, можна розпізнати синусовий ритм на фоні аритмій. Розпізнавання миготливої аритмії на фоні часткої екстрасистолії за допомогою старшого показника Ляпунова неможливо.

3.1.4 Аналіз морфологічних ознак псевдофазового портрета. Для вирішення задачі класифікації серцевого ритму, враховуючи відмінності в мінімальних значеннях m для трьох видів серцевого ритму (п.3.2), знизимо розмірність простору вкладення до двох та проведемо аналіз особливостей псевдофазового портрета. Приклади побудови псевдофазових портретів для трьох видів серцевого ритму представлені на рисунках 3.16-3.18. Результати статистичної обробки отриманих даних представлені у таблиці 3.8.

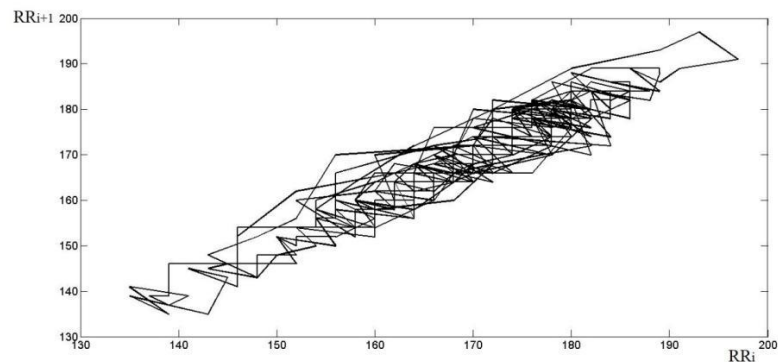


Рис. 3.16. ПфП СР

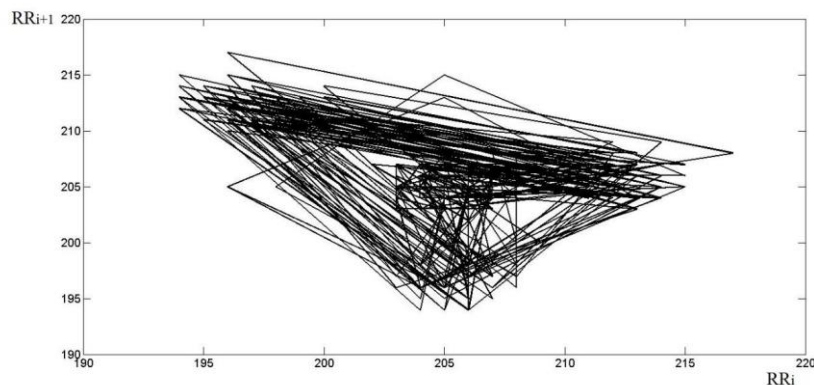


Рис. 3.17. ПфП ЧЕ

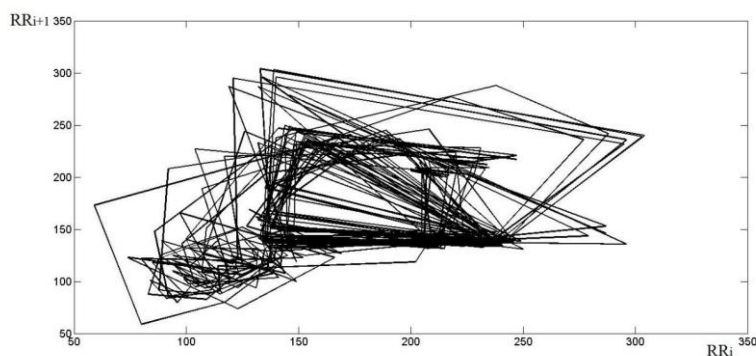


Рис. 3.18. ПфП МА

Таблиця 3.8

Результати морфологічних ознак ПфП

Номер ознаки	Параметри ПфП	Види серцевого ритму		
		СР	ЧЕ	МА
1	Периметр контура	58.62±19.23	627.65±229.80	846.54±272.20
2	Площа контура	6.38±7.68	89.64±69.90	77.05±57.11
3	Коефіцієнт	1066.19±996.84	44820.42±179548.5	16886.85±20615.14
4	Довжина ламаної	1188.05±424.06	6300.64±1748.41	18023.72±5188.35
5	Середня довжина ліній	3.97±1.41	21.07±5.85	60.81±18.11
6	Число «стрибків»	0.00±0.00	10.36±5.99	34.84±12.60
7	Кількість точок в діапазоні (0-45)°	1.40±1.30	3.30±3.09	13.04±6.51

Виходячи з даних таблиці 3.8 видно, що значення всіх ознак, крім коефіцієнта, відрізняються для різних видів кардіоінтервалограм. «Чим більше хаотичних складових у сигналі, що характерно для МА, тим більший розкид фазових точок на площині, внаслідок чого більший периметр, довжина контуру ПфП, середня довжина ліній, кількість стрибків та кількість точок у діапазоні. Цей аналіз корисний для дослідження морфологічних особливостей біосигналів на псевдофазовій площині та оцінки можливості розпізнавання деяких видів аритмій за результатами побудови псевдофазового портрету» [10-12].

3.1.6 Аналіз інформативності морфологічних ознак. Вибір інформативних ознак є однією з важливих проблем класифікації. Сукупність ознак необхідних для ефективної роботи системи діагностики повинна володіти високою інформативністю. Можливість зменшення кількості параметрів для систем аналізу біосигналів є важливим завданням, оскільки зменшуючи кількість параметрів за якими проводиться оцінка сигналу можна збільшити швидкодію роботи системи діагностики [49-55].

Метод оцінки інформативності. В роботі інформативність морфологічних ознак оцінюється за допомогою методів накопичених частот, Шенона і Фішера.

Накопичені частоти показують, яку частку дане значення становить від об'єму вибірки. За допомогою методу Фішера можна знайти таку орієнтацію вагового вектора, для якої спроектовані вибірки будуть добре розділені. Підхід Шенона оцінює інформативність як кількість інформації.

За допомогою запропонованих методів було проведено оцінку інформативності отриманих ознак. На першому етапі визначимо інформативність ознак для випадку розпізнавання двох класів: СР та патології (П), яка поєднує класи ЧЕ та МА; на другому етапі – для класів ЧЕ та МА.

Визначення інформативності морфологічних ознак ПфП проведено з використанням трьох методів. Отримавши значення інформативності за кожним методом, проводиться рангування кожної ознаки відносно значення інформативності. При цьому із запропонованих семи ознак виділено щонайменше чотири ознаки для подальшої роботи з ними.

Алгоритм аналізу інформативності:

1. Розрахунок інформативності методами накопичених частот, Фішера та Шенона.
2. Рангування за отриманими результатами.
3. Відкидання менш інформативних ознак за всіма методами оцінки інформативності.

У зведеній таблиці 3.9 наведено результат оцінки інформативності семи морфологічних ознак псевдофазового портрета для двох задач розпізнавання кардіоінтервалограм.

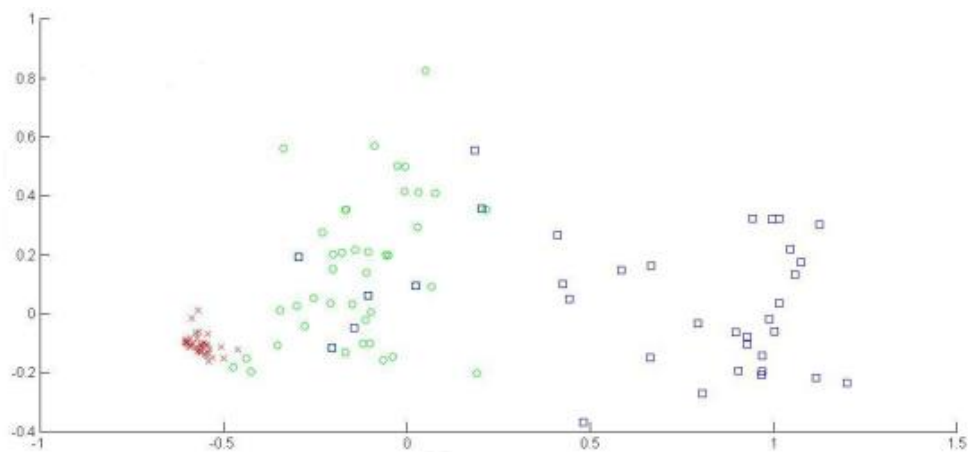
Виходячи, з результатів таблиці 3.9 можна зробити висновок, що при використанні трьох методів найменшу інформативність на кожному етапі має коефіцієнт, площа, обмежена контуром псевдофазового портрета і кількість точок у діапазоні (ознаки 2, 3 і 7). На етапі створення системи для розпізнавання миготливої аритмії ці ознаки не використовуватимуться.

Результати оцінки інформативності семи морфологічних ознак

Задача	Методи	Периметр	Площа	Коефіцієнт	Довжина кривої	Середня довжина	Стрибки	К-сть точок
		1	2	3	4	5	6	7
СР-П	Метод Фішера	12.80	1.46	1.28	3.01	3.01	2.76	1.64
	Метод накопичених частот	50	38	42	50	50	50	34
	Метод Шенона	1.00	0.73	0.58	0.96	0.96	1.00	0.60
ЧЕ-МА	Метод Фішера	0.37	0.02	0.02	0.49	4.27	3.02	1.79
	Метод накопичених частот	22	10	15	44	44	38	34
	Метод Шенона	0.27	0.35	0.12	0.79	0.77	0.71	0.60

3.1.7 Оцінка поділу класів серцевого ритму за допомогою дискримінантного аналізу багатокласової задачі з використанням критерію Фішера. Використовуючи лінійний дискримінантний аналіз оцінимо можливість поділу класів СР, ЧЕ та МА.

Використання всіх ознак. Вихідними даними є, розраховані в п.3.1.4, морфологічні ознаки псевдофазового портрета для п'ятидесяти реалізацій. Вибір даних включає КІГ трьох видів серцевого ритму: синусовий ритм, часта екстрасистоля і миготлива аритмія. Нормування отриманих ознак зроблено за допомогою нормування по розсіюванню. На рисунку 3.19 представлено відображення об'єктів із використанням всіх ознак за допомогою методу головних компонент. На рисунках 3.20-3.22 показано розподіл об'єктів у двох класах по відстані Махаланобіса.



× – CP, ○ – CE, □ – MA

Рис. 3.19. Відображення класів серцевого ритму за допомогою методу головних компонент (вісь абсцис – 1 головна компонента, вісь ординат – 2 головна компонента)

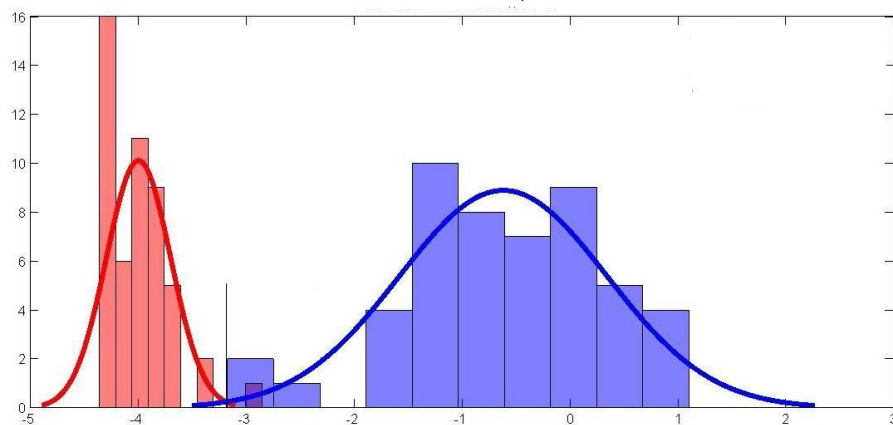


Рис. 3.20. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів CP (червоним) та CE (синім)

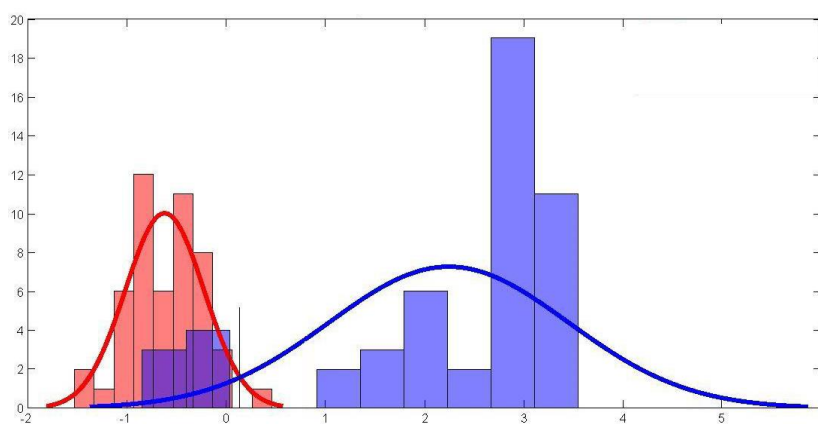


Рис. 3.21. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів CE (червоним) та MA (синім)

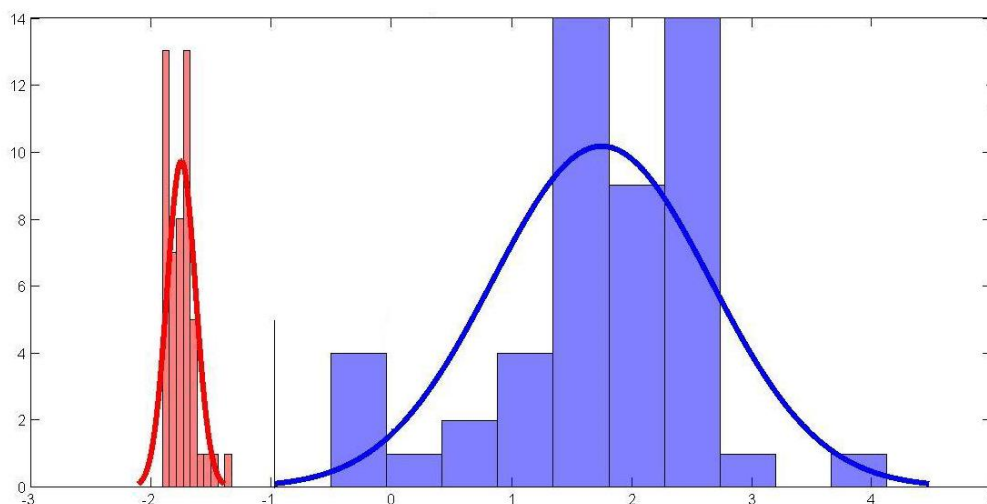


Рис. 3.22. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів СР (червоним) та МА (синім)

За отриманими даними побудовано вирішальне правило класифікації:

$$W^T x_i < W_0^T x_0 - \text{CP}, W^T x_i \geq W_0^T x_0 - \text{ЧЕ}, \text{ де } W_0^T x_0 = -3.1.$$

Вектор нормалі $W_0 = (0.0023, 0.0026, -0.0034, -0.0092, 2.9481, -0.1478, 0.0840)$.

$$W^T x_i < W_1^T x_i - \text{ЧЕ}, W^T x_i \geq W_1^T x_i - \text{МА}, \text{ де } W_1^T x_1 = -0.21.$$

Вектор нормалі $W_1 = (0.0022, -0.0015, -0.0085, 0.0029, -0.0040, -0.0326, 0.0378)$.

Розрахунок експериментальних та теоретичних похибок класифікації за критерієм Фішера наведено у таблиці 3.10. ROC криві класів СР та ЧЕ, а також СР та МА є ідеальним класифікатором, для ЧЕ та МА крива представлена на рисунку 3.30.

Таблиця 3.10

Експериментальні та теоретичні помилки класифікації за критерієм Фішера

Класи	ТР *	FP
СР-ЧЕ	0.00%	3.90%
СР-МА	0.00%	2.70%
ЧЕ-МА	0.01%	12.00%

*ТР (True Positives) - чітко класифіковані позитивні приклади (так звані істинно позитивні випадки); FP (False Positives) - негативні приклади, класифіковані як позитивні (помилка II роду). Це хибне виявлення, так як за відсутності події помилково приймається рішення про його присутність (хибно позитивні випадки).

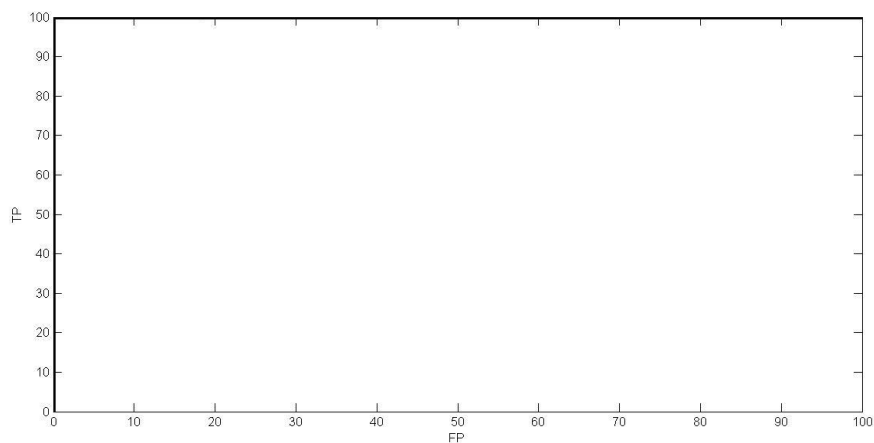


Рис. 3.23. ROC крива класів CP та CE

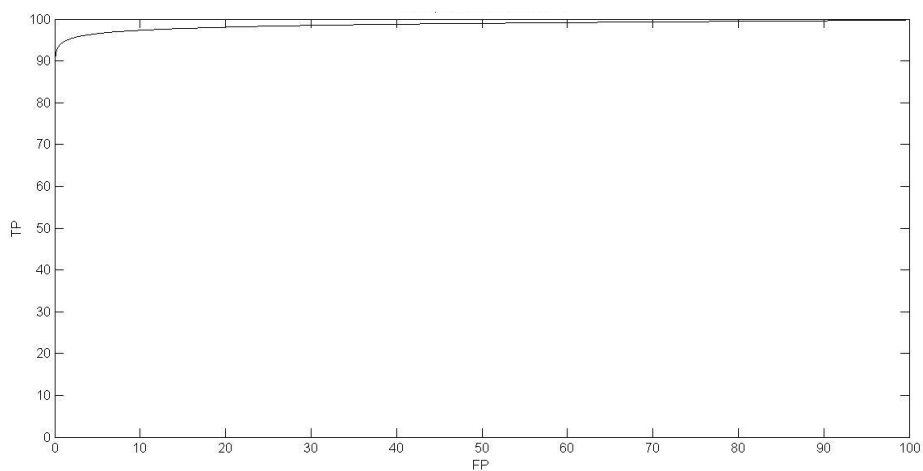


Рис. 3.24. ROC крива класів CE та MA

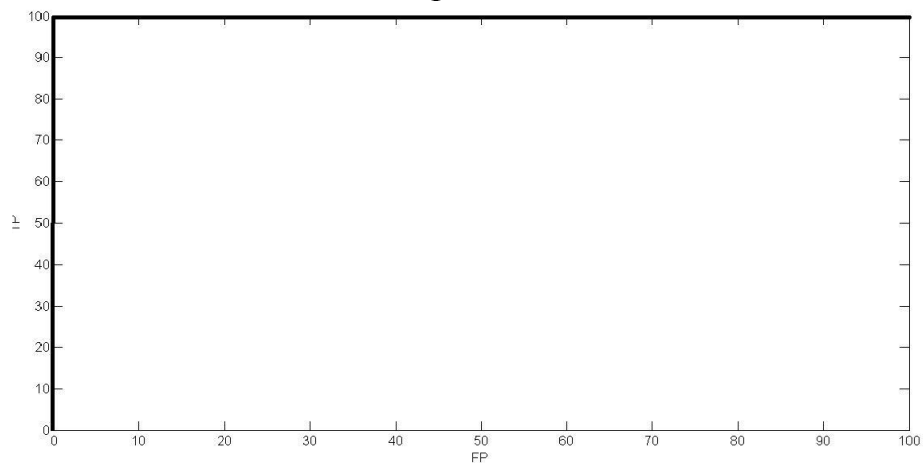
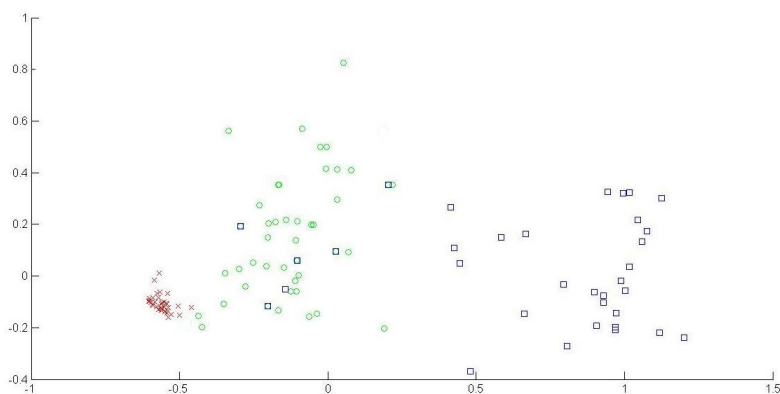


Рис. 3.25. ROC крива класів CP та MA

Без використання малоінформативних ознак. На рисунку 3.26 представлено відображення об'єктів без використання малоінформативної ознаки за допомогою методу головних компонент. На рисунках 3.27-3.29 показано розподіл об'єктів у двох класах по відстані Махаланобіса.



× – СР, ○ – ЧЕ, □ – МА

Рис. 3.26. Відображення класів серцевого ритму за допомогою методу головних компонент (вісь абсцис – 1 головна компонента, вісь ординат – 2 головна компонента)

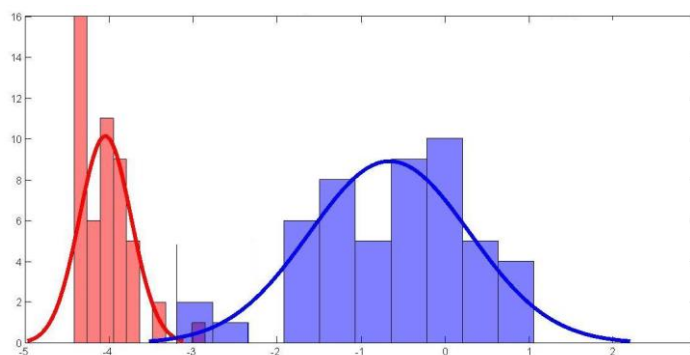


Рис. 3.27. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів СР (червоним) та ЧЕ (синім)

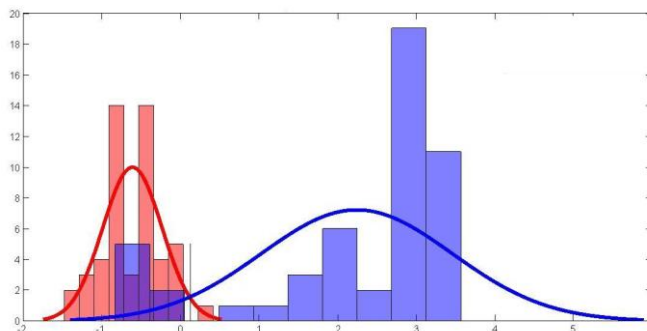


Рис. 3.28. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів ЧЕ (червоним) та МА (синім)

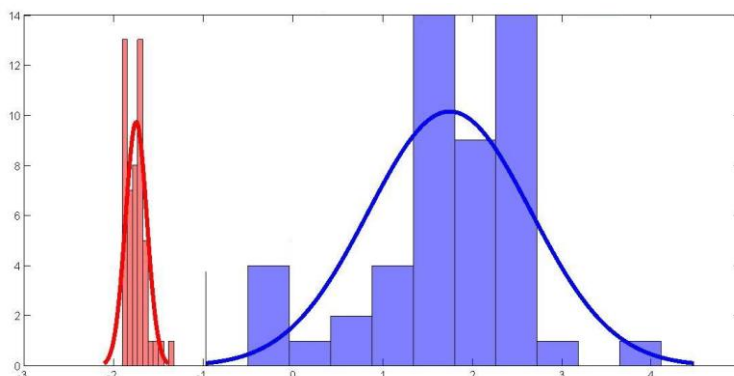


Рис. 3.29. Відображення розподілу об'єктів у напрямку W по відстані Махаланобіса класів СР (червоним) та МА (синім)

За отриманими даними побудовано вирішальне правило класифікації:

$$W^T x_i < W_0^T x_0 - \text{CP}, W^T x_i \geq W_0^T x_0 - \text{ЧЕ}, \text{ де } W_0^T x_0 = -3.1.$$

Вектор нормалі $W_0 = (0.0021; -0.0097; 3.0867; -0.1492)$.

$$W^T x_i < W_1^T x_i - \text{ЧЕ}, W^T x_i \geq W_1^T x_i - \text{МА}, \text{ де } W_1^T x_1 = -0.91.$$

Вектор нормалі $W_1 = (-0.0014, 0.0029, -0.0038, -0.0349)$.

Розрахунок експериментальних та теоретичних похибок класифікації за критерієм Фішера наведено у таблиці 3.11. ROC криві класів CP та ЧЕ, а також CP та МА є ідеальним класифікатором, для ЧЕ та МА крива представлена на рисунку 3.30.

Таблиця 3.11

Експериментальні та теоретичні помилки класифікації за критерієм Фішера

Класи	TP *	FP
CP-ЧЕ	0.00%	3.80%
CP-МА	0.00%	2.20%
ЧЕ-МА	0.00%	10.00%

*TP (True Positives) - чітко класифіковані позитивні приклади (так звані істинно позитивні випадки); FP (False Positives) - негативні приклади, класифіковані як позитивні (помилка II роду). Це хибне виявлення, так як, за відсутності події помилково приймається рішення про його присутність (хибно позитивні випадки).

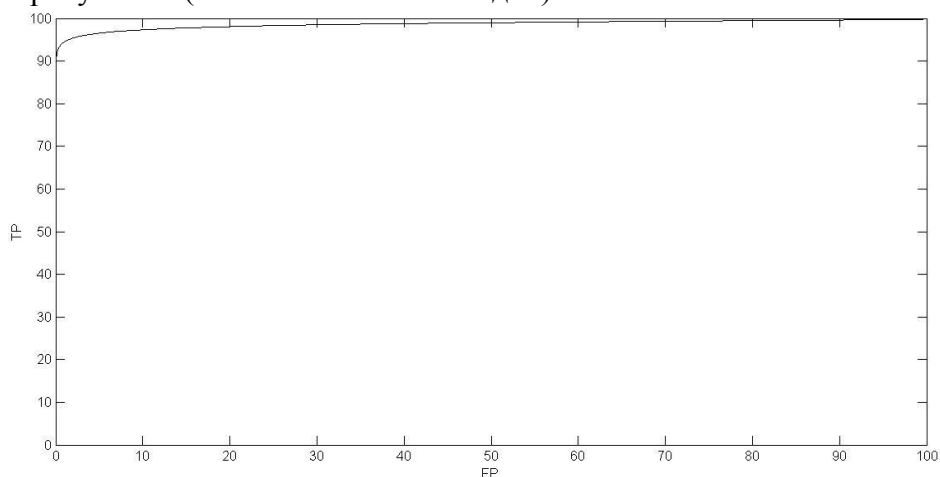


Рис. 3.23. ROC крива класів ЧЕ та МА

З таблиць 3.8 і 3.9, можна побачити, що при видаленні малоінформативних ознак значення TP і FP покращились. ROC криві показують добру роздільність класів синусового ритму від частоті екстрасистої та синусового ритму від миготливої аритмії.

Для порівняння ефективності запропонованого графічного методу з розрахованими надалі нелінійними показниками було розраховано чутливість, специфічність та загальна точність методу. Чутливість становить 94.0%, специфічність – 98.0% та загальна точність – 96.7%.

3.1.8 Розрахунок ентропії серцевого ритму. Розрахунок проводився для 50 реалізацій кожного ритму, методи розрахунку наведені у підрозділі 2.8 розділу 2. У таблиці 3.12 наведено статистичну обробку отриманих даних, коефіцієнт Стьюдента $t = 2.01$.

Таблиця 3.12

Значення ентропії серцевого ритму

Серцевий ритм	Апроксимована ентропія	Ентропія Шенона	Ентропія Реньї
СР	0,27±0,14	1,33±0,08	4,51±0,61
ЧЕ	0,62±0,28	4,29±0,89	6,50±1,22
МА	0,89±0,26	6,91±1,64	7,23±0,88

Результати таблиці 3.12 показують, що найбільші значенням ентропії у МА. Розпізнати СР на фоні аритмій можна використовуючи всі три методи, його значення набагато нижчі, ніж у інших ритмів. Розпізнати МА є можливим лише за допомогою апроксимованої ентропії та Шенона. Значення ЧЕ і МА, отримані за допомогою ентропії Реньї, близькі за своїми значеннями і пересікаються. Узагальнивши отримані результати аналізу ентропії можна зробити висновок, що при збільшенні хаотичних компонент сигналу збільшується значення ентропії і серед представлених методів найкращими для розпізнавання МА є апроксимована ентропія і Шенона [56].

3.1.9 Розрахунок показника Херста. У цьому розділі наведено результати фрактального аналізу, пов'язані з оцінюванням показника Херста (див. п.2.6, розділ 2). За допомогою R/S -аналізу було розраховано значення показника та проведено статистичну обробку отриманих даних. Результат статистичної обробки отриманих даних наведено в таблиці 3.13.

Таблиця 3.13

Показник Херста сигналів серцевого ритму

Серцевий ритм	СР	ЧЕ	МА
Показник Херста	0.81±0.06	0.65±0.11	0.39±0.05

За отриманими даними видно, що значення нормального ритму перевищують значення $H = 0.5$, це означає, що СР є часовим персистентним рядом, а значить, характеризується ефектами довготривалої пам'яті, що вказує на його регулярність. Часта екстрасистоля також показує значення показника Херста вище за поріг 0.5, але отримані значення значно відрізняються від синусового ритму, що демонструє характерну відмінність двох класів. Миготлива аритмія має значення в діапазоні $0 < H < 0.5$, що означає антиперсистентність системи, тобто часту зміну стану системи.

Згідно методу МФДФА, наступним кроком є аналіз впливу серцевих аритмій на мультифрактальні властивості досліджуваних часових рядів. Розрахуємо узагальнений показник Херста $h(q)$ та характерні мультифрактальні величини спектра. Графіки мультифрактального спектру для трьох видів серцевого ритму представлені на рисунках 3.31-3.33. Результати статистичної обробки характерних мультифрактальних величин наведено в таблиці 3.14.

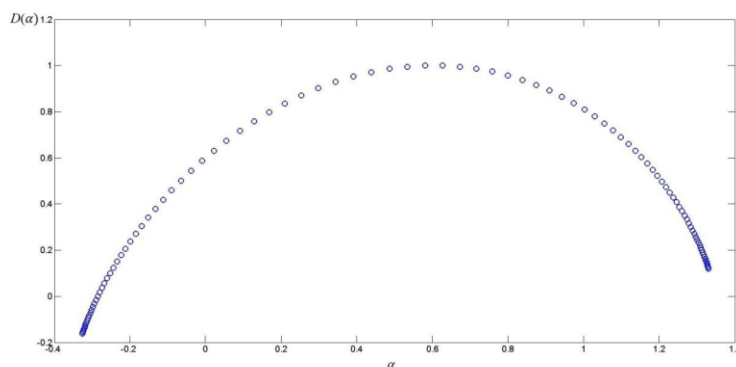


Рис. 3.31. Мультифрактальний спектр СР

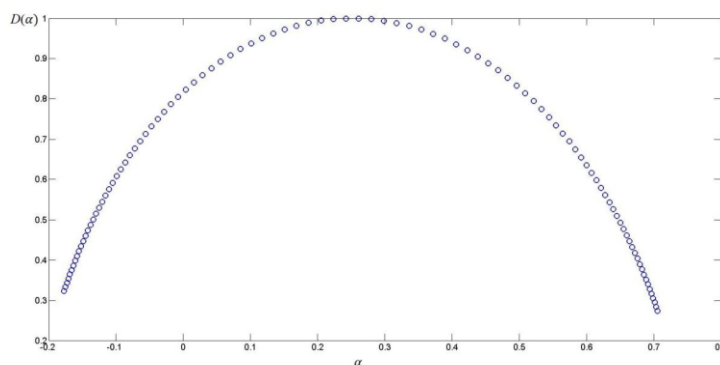


Рис. 3.32. Мультифрактальний спектр ЧЕ

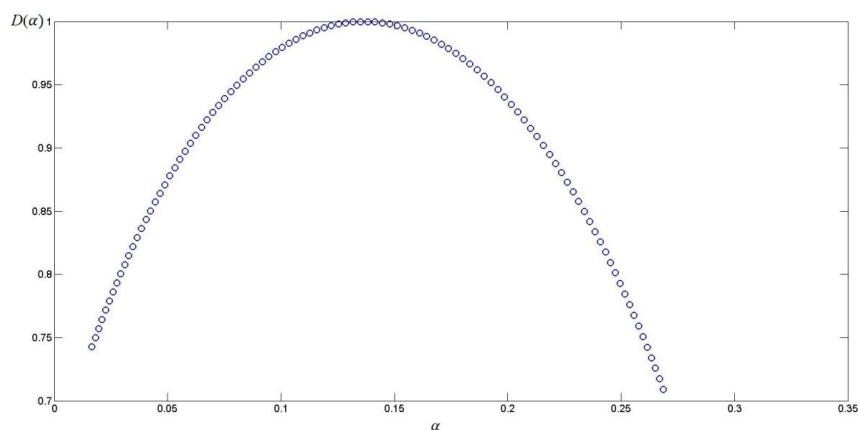


Рис. 3.33. Мультифрактальний спектр МА

За отриманими спектрами видно, що ширина мультифрактального спектра синусового ритму значно більша, ніж в інших видів ритму, а також, що при збільшенні хаотичності сигналу спектр зсувається по осі ОХ вліво.

Таблиця 3.14

Характерні мультифрактальні величини

Сигнал	Ширина спектру, W	Мультифрактальний показник Херста, H_2	Мінімальні та максимальні значення флуктуацій	
			α_{\min}	α_{\max}
СР	1.35 ± 0.37	0.83 ± 0.01	-0.40 ± 0.10	1.4 ± 0.10
ЧЕ	0.86 ± 0.28	0.74 ± 0.03	-0.10 ± 0.10	0.8 ± 0.20
МА	0.31 ± 0.22	0.63 ± 0.03	0.10 ± 0.10	0.7 ± 0.10

Узагальнений показник Херста для трьох видів серцевого ритму представлено на рисунку 3.34.

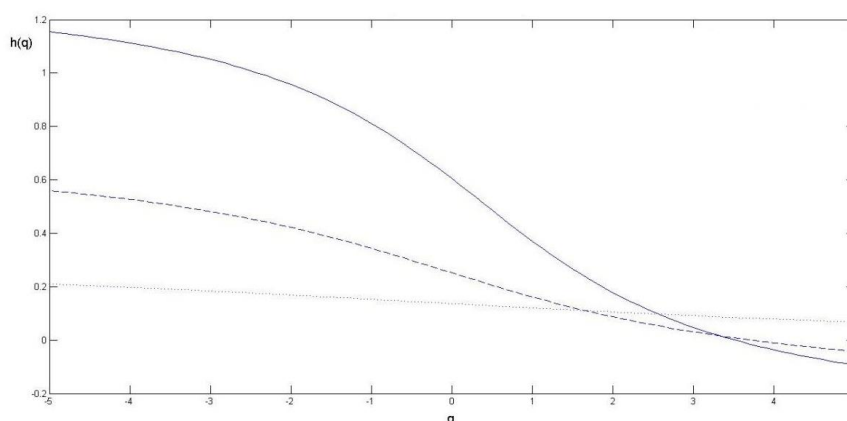


Рис. 3.34. Узагальнений показник Херста

Наявність нелінійної залежності у всіх функцій свідчить, що показник Херста змінюється при зміні параметра q . За графіком узагальненого показника Херста видно, що всі сигнали володіють мультифрактальними властивостями, причому при МА вони найбільш виражені, а при СР найменш. Перевіримо, як

змінюється $h(q)$ при різних довжинах ряду. Як приклад вибрано сигнал СР (рис. 3.35).

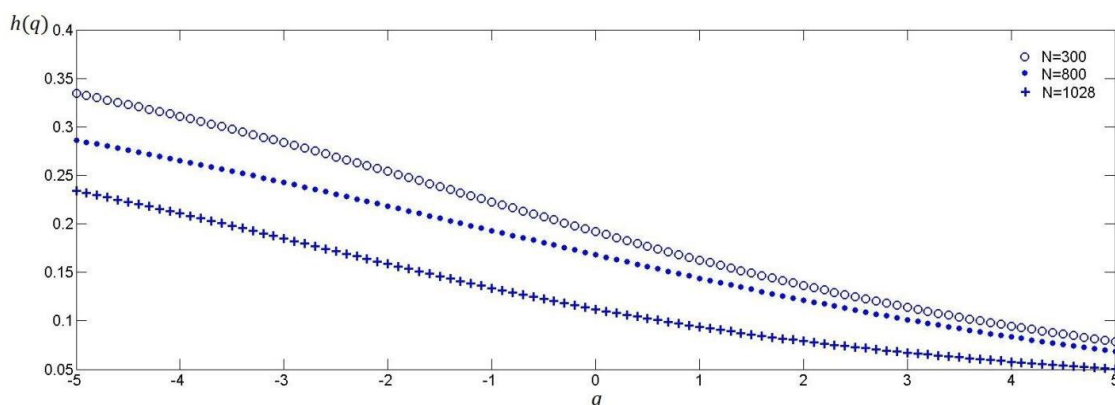


Рис. 3.35. Узагальнений показник Херста СР за різної довжини сигналу

За графіком залежності видно, що узагальнений показник Херста $h(q)$, отриманий по часовому ряду, являє собою криву, прагне до постійного значення зі збільшенням довжини ряду [57].

3.2 Оцінка впливу довжини вибірки на розпізнавання миготливої аритмії

Розглянемо можливість застосування графічного методу та нелінійних показників у задачі розпізнавання МА на короткій вибірці відліків довжиною 50 кардіоінтервалів. Для зручності порівняння використовуватимемо сигнали з п.3.1. Для кожної вибірки сигналів було оброблено триста реалізацій. Розмірність простору вкладення та часова затримка були розраховані раніше, тому їх розрахунок не проводиться. Отримані значення морфологічних ознак подано у таблиці 3.15.

Таблиця 3.15

Значення морфологічних ознак

№ ознаки	Параметри ПфП	Види серцевого ритму		
		СР	ЧЕ	МА
1	Периметр контура	49.1±16.6	424.7±0.2	655.8±16.6
2	Площа контура	6.3±5.7	40.9±35.9	68.6±47.8
3	Коефіцієнт	623.3±54.6	13276.8±4622.6	12233.5±3830.1
4	Довжина ламаної	190.9±68.6	1737.1±437.1	3822.1±501.4
5	Середня довжина ліній	3.9±1.3	35.4±8.9	78.0±12.2
6	Число «стрибків»	0.0±0.0	3.3±1.5	8.4±1.7
7	Кількість точок в діапазоні (0-45)°	0.00±0.00	2.6±1.9	7.9±2.8 51

Виходячи з отриманих даних таблиці 3.15 можна зробити висновок, що всі ознаки, крім коефіцієнта можуть бути використані для розпізнавання МА. Тепер зробимо оцінку інформативності одержаних морфологічних ознак з використанням нормування на "одичину дисперсію". Як і в попередньому розділі, інформативність морфологічних ознак оцінюється за допомогою методів: Фішера, Шенона та накопичених частот (таблиця 3.24).

Таблиця 3.16

Результати оцінки інформативності семи морфологічних ознак

Задача	Методи	Периметр	Площа	Коефіцієнт	Довжина кривої	Середня довжина	Стрибки	К-сть точок
		1	2	3	4	5	6	7
СР-П	Метод Фішера	7.31	1.10	0.48	4.90	0.49	3.25	2.67
	Метод накопичених частот	50	35	40	50	50	50	50
	Метод Шенона	1.00	0.52	0.38	1.00	1.00	1.00	1.00
ЧЕ-МА	Метод Фішера	1.75	0.22	0.01	7.87	7.87	4.73	2.36
	Метод накопичених частот	37	18	11	48	48	45	42
	Метод Шенона	0.54	0.30	0.03	0.93	0.93	0.82	0.73

Аналіз отриманих даних для двох довжин вибірки показує, що за всіма трьома методами найменшою інформативністю відрізняються коефіцієнт, периметр і площа, обмежена контуром псевдофазового портрета (ознаки 1, 2 і 3). Відобразимо розподіл об'єктів двох класів на відстані Махаланобіса без використання малоінформативних ознак (рисунки 3.36-3.38).

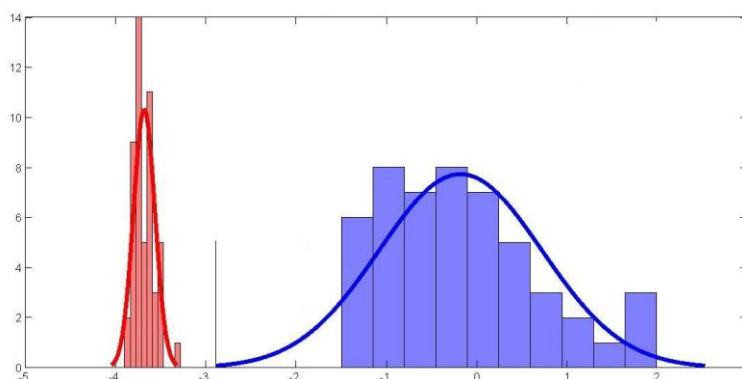


Рис. 3.36. Гістограма і графік розподілу об'єктів класів СР і ЧЕ

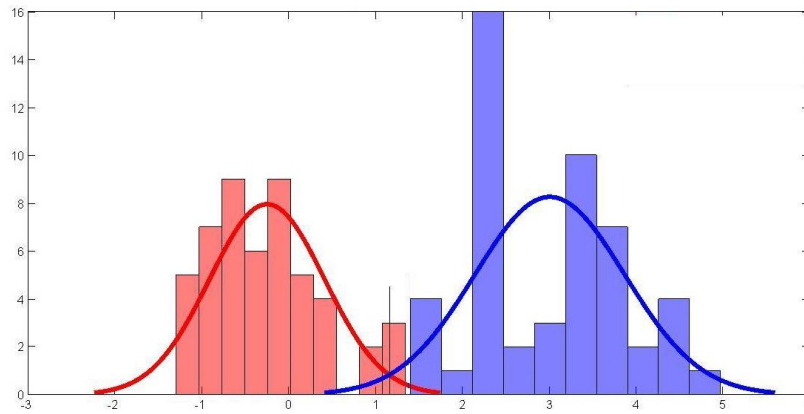


Рис. 3.37. Гістограма і графік розподілу об'єктів класів ЧЕ і МА

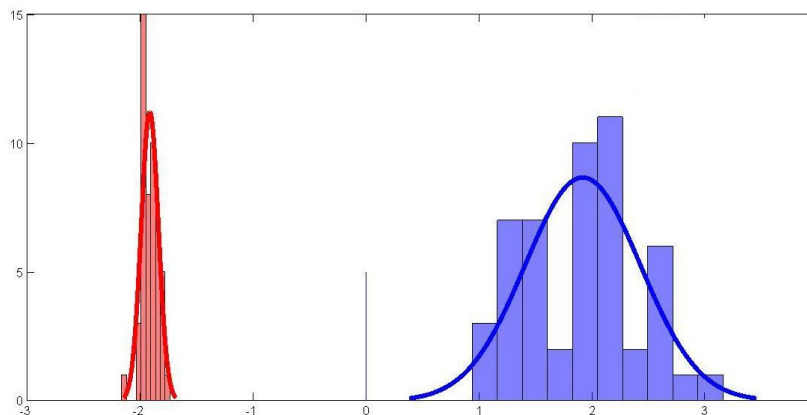


Рис. 3.38. Гістограма і графік розподілу об'єктів класів СР і МА

За отриманими даними побудовано вирішальне правило класифікації:

$$W^T x_i < W_0^T x_0 - \text{CP}, W^T x_i \geq W_0^T x_0 - \text{ЧЕ}, \text{ де } W_0^T x_0 = -2.9.$$

Вектор нормалі $W_0 = (-3.949497, 0.633101, 3.0867, -0.1492)$.

$$W^T x_i < W_1^T x_i - \text{ЧЕ}, W^T x_i \geq W_1^T x_i - \text{МА}, \text{ де } W_1^T x_1 = 1.11.$$

Вектор нормалі $W_1 = (-3.012406, 4.207906, -0.0038, -0.0349)$.

Розрахунок експериментальних та теоретичних похибок класифікації за критерієм Фішера наведено у таблиці 3.25. ROC криві класів СР та ЧЕ, а також СР та МА є ідеальним класифікатором, для ЧЕ та МА крива представлена на рисунку 3.39. Чутливість становила 90.0%, специфічність – 97.0% та загальна точність – 95.3%. Порівнюючи отримані значення точності з отриманими значеннями вибірки довжиною триста відліків було встановлено, що при зменшенні довжини вибірки частково зменшується точність розпізнавання, але цей метод залишається досить ефективним.

Таблиця 3.17

Експериментальні та теоретичні помилки класифікації за критерієм Фішера

Класи	TP *	FP
СР-ЧЕ	0.00%	2.60%
СР-МА	0.00%	0.00%
ЧЕ-МА	0.70%	2.90%

*TP (True Positives) - чітко класифіковані позитивні приклади (так звані істинно позитивні випадки); FP (False Positives) - негативні приклади, класифіковані як позитивні (помилка II роду). Це хибне виявлення, так як за відсутності події помилково приймається рішення про його присутність (хибно позитивні випадки).

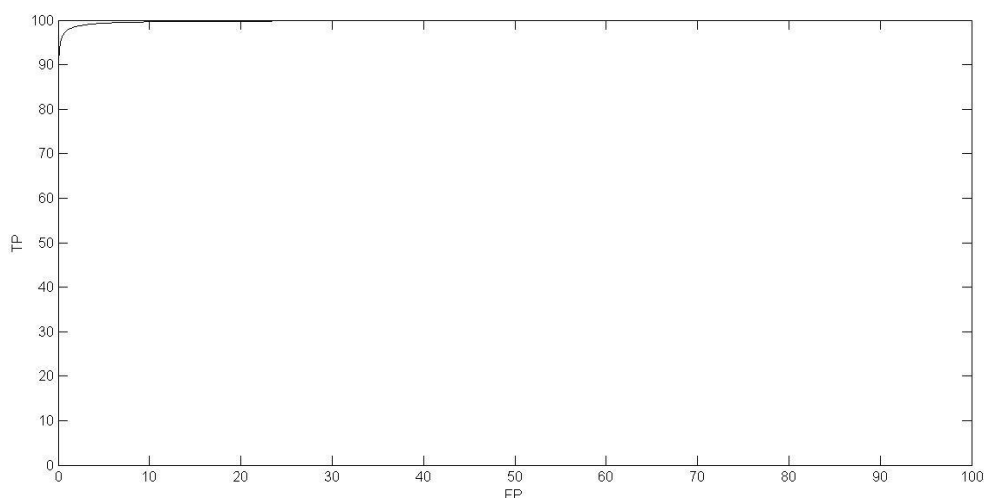


Рис. 3.39. ROC крива класів ЧЕ та МА

Таблиця 3.18

Результати розрахунку нелінійних методів

Метод нелінійної динаміки	СР	ЧЕ	МА
Кореляційна розмірність	2.00±0.98	5.68±0.97	5.69±0.77
Старший показник Ляпунова	0.07±0.01	1.10±0.02	1.19±0.01
Апроксимована ентропія	1.11±0.16	1.13±0.10	1.37±0.07
Ентропія Шенона	1.75±0.06	2.10±0.23	2.33±0.28
Ентропія Реньї	1.68±0.05	2.69±0.16	2.71±0.21
Показник Херста	0.13±0.05	0.08±0.01	0.04±0.01
Ширина мультифрактального спектру	0.54±0.10	0.35±0.12	0.15±0.09

З результатів таблиці видно, що старший показник Ляпунова, апроксимована ентропія, ентропія Шенона, показник Херста та ширина мультифрактального спектра здатні розпізнавати миготливу аритмію на фоні синусового ритму та частоті екстрасистолії. Кореляційна розмірність та ентропія

Реньї розпізнають синусовий ритм на фоні патології, але не справляються у вирішенні задачі класифікації миготливої аритмії на фоні частоті екстрасистолії.

Узагальнюючи отримані дані для короткої вибірки сигналів кардіоінтервалограм, можна зробити висновок, що методи, які були найбільш інформативними при довгій вибірці, залишилися такими ж і при короткій.

3.3 Висновки до розділу 3

Для порівняння ефективності застосування методів запропонованих у роботі скористаємося дисперсійним критерієм F . Проаналізуємо його значення, як усередині кожної задачі окремо, так і в задачах загалом. Оцінка критерію F не проводитиметься з метою оцінки морфологічних ознак псевдофазового портрета, оскільки інформативність даних методів перевірялася у п. 3.1.6, п. 3.2. Серед отриманих морфологічних ознак найбільш інформативними у трьох задачах розпізнавання були: периметр, площа, довжина ламаної лінії, середня довжина ліній, потрапляння точок у діапазон $(0-45)^\circ$ і кількість стрибків. Площа псевдофазового портрета і коефіцієнт були найменш інформативною ознакою з усіх (були відзначені, як малоінформативні ознаки в задачах розпізнавання миготливої аритмії на довгій та короткій вибірці даних). Розрахункові значення критерію F наведено у таблицях 3.19-3.21. Жирним шрифтом виділено два методи, які мають найбільший дисперсійний критерій.

Таблиця 3.19

Значення F для задачі розпізнавання МА, $\alpha=0.05$ ($k=3$, $N=150$), $F_{кр}=3.07$, $n=300$

Метод	Кореляційна розмірність	Старший показник Ляпунова	Апроксимована ентропія	Ентропія Шенона	Ентропія Реньї	Показник Херста	W
F	4.48	3.15	5.12	4.25	3.12	6.23	6.12

Таблиця 3.20

Значення F для задачі розпізнавання МА, $\alpha=0.05$ ($k=3$, $N=900$), $F_{кр}=2.87$, $n=50$

Метод	Кореляційна розмірність	Старший показник Ляпунова	Апроксимована ентропія	Ентропія Шенона	Ентропія Реньї	Показник Херста	W
F	2.29	3.15	3.23	2.85	3.04	4.52	6.21

Таблиця 3.21

Значення F для задачі розпізнавання МА, $\alpha=0.05$ ($k=2, N=100$), $F_{кр}=3.94$

Метод	Кореляційна розмірність	Старший показник Ляпунова	Апроксимована ентропія	Ентропія Шенона	Ентропія Реньї	Показник Херста	W
F	4.23	3.98	5.26	5.95	4.69	6.06	4.23

За величиною F оцінено можливість застосування нелінійних параметрів розпізнавання МА. При довжині вибірки триста відліків дисперсійні критерії всіх методів перевищують значення $F_{кр}$. При зменшенні довжини реалізації (таблиця 3.29) видно, що старший показник Ляпунова, апроксимована ентропія, показник Херста та ширина мультифрактального спектра можуть бути використані для розпізнавання МА на фоні НР та ЧЕ. Як на короткій, так і на довгій вибірці найбільше значення дисперсійного критерію мають фрактальні показники.

В результаті проведеного дослідження:

1. Здійснено розрахунок морфологічних ознак та нелінійних параметрів сигналів ритмограм та ЕКГ. Визначено найінформативніші морфологічні ознаки, а також ефективні нелінійні параметри для кожної задачі.

2. За допомогою критерію Фішера отримано, що фрактальні показники серед представлених нелінійних методів найбільше ефективно справляються з поставленим завданням.

3. Загалом запропоновані морфологічні ознаки та нелінійні параметри близькі за значеннями точності застосування, але морфологічний аналіз має більшу специфічність, а нелінійні методи високу чутливість, що уможливорює об'єднання методів.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охорона праці

При проведенні контролю параметрів варіабельного кардіосигналу у системах Голтерівського моніторингу необхідно дотримуватись норм і правил охорони праці. Перелік нормативно-правових актів, які регулюють цю питання, досить широкий. Наприклад, ст. 21 Кодексу законів про працю України визначає обов'язки роботодавця щодо забезпечення працівникам комфортних та безпечних умов праці, а ст. 13 Закону України «Про охорону праці» закріплює це право з позиції охорони праці. Більшість нормативних актів — акти підзаконного рівня - правила, інструкції, державні санітарні правила і норми (ДСанПН) тощо, якими врегульовуються окремі моменти щодо власне конструкції комп'ютерної техніки, особливостей облаштування приміщень для роботи з нею та ряду інших вимог.

Як основні можна назвати: — Наказ Держгірпромнагляду України «Про затвердження Правил охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин» від 26 березня 2010 р. № 65; — Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПН 3.3.2.007-98, затверджені постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10 грудня 1998 р. № 7; — Примірна інструкція з охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин, затверджена наказом Міністерства доходів і зборів України від 5 вересня 2013 р. № 443.

Згідно вимог щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями (Наказ Міністерства соціальної політики України № 207 від 14.02.2018 р.) для забезпечення безпеки та захисту здоров'я працівників усе випромінювання від екранних пристроїв має бути зведене до гранично допустимого рівня (вплив на людину факторів довкілля - шуму, вібрації,

забруднювачів, температури тощо, який не спричиняє соматичних або психічних розладів, а також змін стану здоров'я, працездатності, поведінки, що виходять за межі пристосувальних реакцій) з погляду безпеки та охорони здоров'я працівників.

Під час розробки завдань, які передбачають використання комп'ютерної діагностичної системи необхідно керуватися таким програмним забезпеченням, яке відповідає розв'язуванню завданням і є простим у використанні, а де необхідно - адаптованим до рівня знань і досвіду працівника.

Під час облаштування робочого місця працівника з екранними пристроями необхідно обирати таке устаткування, яке не створює зайвого шуму та не виділяє надлишкового тепла. Рівні шуму на робочих місцях осіб, які працюють з екранними пристроями, мають відповідати вимогам Санітарних норм виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку ДСН 3.3.6.037-99, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 01 грудня 1999 року № 37.

Мікроклімат кабінету з робочими місцями працівників з екранними пристроями має підтримуватись на постійному рівні та відповідати вимогам Санітарних норм мікроклімату виробничих приміщень ДСН 3.3.6.042-99, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 01 грудня 1999 року № 42 (далі - ДСН 3.3.6.042-99).

Таким чином, створення сприятливих умов праці і правильне естетичне оформлення робочих місць має велике значення як для полегшення праці, так і для підвищення привабливості, позитивно впливаючою на продуктивність праці.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

У підрозділі розглянуто питання пожежної та вибухової безпеки, а також вимоги безпеки в аварійних ситуаціях.

Забезпечення пожежної та вибухової безпеки. Пожежна безпека медичної системи, має забезпечуватися відповідно до ГОСТ

12.1.004-91 «Пожарная безопасность. Общие требования», а вибухова безпека — у відповідності до ГОСТ 12.1.010-76 «Взрывобезопасность. Общие требования».

Пожежна безпека — це такий стан об'єкта, при якому з регламентованою ймовірністю виключається можливість виникнення й розвитку пожежі та впливу на людей небезпечних факторів пожежі, а також забезпечується захист матеріальних цінностей.

Вибухова безпека — це такий стан виробничого процесу, під час якого виключається можливість вибуху або ж у випадку його виникнення відвертається дія на людей викликаних ним небезпечних та шкідливих факторів і забезпечується захист матеріальних цінностей.

Вимоги до системи запобігання пожежі. Запобігання пожежі необхідно досягати двома способами:

- запобіганням утворенню горючого середовища;
- запобіганням утворенню в горючому середовищі (або внесення в нього) джерел займання.

Запобігання утворенню горючого середовища має забезпечуватися:

- максимально можливим застосуванням негорючих і важкозаймистих речовин та матеріалів;
- обмеженням маси та(або) об'єму горючих речовин, матеріалів та найбезпечнішим способом їх розміщення;
- ізоляцією горючого середовища;
- підтримкою концентрації горючих газів, пари, пилу та(або) окисника в суміші поза межами їх займання;
- підтримкою його температури й тиску, за яких виключається поширення полум'я;
- максимальною механізацією й автоматизацією технологічних процесів, пов'язаних із перекачуванням горючих речовин;
- установленням пожежно небезпечного обладнання по можливості в ізольованих приміщеннях або на відкритих майданчиках;
- застосуванням для горючих речовин герметичного обладнання і тари;

- застосуванням пристроїв захисту виробничого обладнання з горючими речовинами від пошкоджень і аварій, установленням пристроїв, що відключають, відсікають, та ін.;

- застосуванням ізольованих відсіків, камер, кабін тощо.

Запобігання утворенню в горючому середовищі джерел займання має досягатися:

- застосуванням машин, механізмів, обладнання, пристроїв, під час експлуатації яких не утворюються джерела займання;

- застосуванням енергоустаткування, відповідного до пожежно небезпечної та вибухонебезпечної зон, групи і категорії вибухонебезпечної суміші за вимогами «Правил устроювання електроустановок» (ПУЭ-86);

- застосуванням у конструкції швидкодіючих засобів захисного відключення можливих джерел займання;

- застосуванням технологічного процесу й обладнання, що задовольняє вимогу електростатичної іскробезпеки за ГОСТ 11.018-86;

- улаштуванням захисту від блискавок будівель, споруд і обладнання;

- підтримкою температури нагрівання поверхонь машин, механізмів, обладнання, пристроїв, речовин і матеріалів, які можуть увійти в контакт з горючим середовищем, нижче граничнодопустимої, яка становить 80 % найменшої температури самозаймання пального;

- виключенням можливості появи іскрового розряду в горючому середовищі з енергією, яка дорівнює або вища від мінімальної енергії займання;

- застосуванням інструменту, що не іскрить під час роботи з легкозаймистими рідинами і горючими газами;

- ліквідацією умов для теплового, хімічного та (або) мікробіологічного самозаймання речовин, матеріалів, виробів і конструкцій, що перетворюються;

- усуненням контакту з повітрям пірофорних речовин;

- зменшенням визначального розміру горючого середовища нижче граничнодопустимого за горючістю;

- виконанням установлених правил пожежної безпеки.

Системи запобігання пожеж, а також протипожежного захисту у сукупності повинні виключати вплив на людей небезпечних факторів пожежі. Ймовірність впливу вищезгаданих факторів не повинна перевищувати нормативну, яка дорівнює 10^{-6} на рік, у розрахунку на кожну людину. По вогнестійкості приміщення науково-дослідної лабораторії відносяться до II-го ступеня вогнестійкості (ДСТ 12.1.004-76), тобто механічні конструкції в приміщенні, стіни виконані з вогнетривких матеріалів. Робочі місця, для виконання робіт, у положенні сидячи, організовані відповідно до ДСТ 12.2.032-78. Вимоги з пожежної безпеки будинку, а також його оснащеність первинними засобами пожежегасіння (пожежні гідранти і т.д.) і вогнегасники, повинні відповідати ГОСТ 12.1.004-85 і ГОСТ 12.4.009-83 і ISO3941-77. В таких умовах найдоцільніше використовувати вогнегасники типу ВП-2-01 і ВВ-8 у кожному приміщенні, і ВП-5-02 один на кожні 2 приміщення. Пожежна безпека кожного об'єкту визначається пожежною безпекою його складових частин.

Вимоги безпеки в аварійних ситуаціях.

1. Кожен працівник при виявленні несправності в роботі приладу, що може спричинити небезпеку для працівників, повинен доповісти про це своєму безпосередньому керівнику. У тих випадках, коли несправність може бути усунена працівником, він має це зробити, а потім повідомити керівнику. Усунення несправності виконується при дотриманні визначених вимог безпеки.

2. При ураженні електричним струмом необхідно якомога скоріше звільнити потерпілого від дії струму шляхом вимкнення приладу, відключення обладнання від електромережі, або перерубати шнур живлення інструментом з ізольованими ручками. Якщо вимкнути обладнання достатньо швидко неможливо, тоді необхідно застосувати інші міри по звільненню потерпілого від дії струму, наприклад, скористатися дошкою чи іншим сухим предметом, що не проводить електричний струм. Обов'язково потрібно викликати швидку допомогу чи рятувальну бригаду МЧС. До приїзду лікарів чи бригади МЧС потрібно надати потерпілому першу медичну допомогу.

3. При виникнення пожежі у технічному приміщенні необхідно негайно викликати пожежну охорону, відключити від джерела напруги устаткування і

приступити до ліквідації пожежі засобами гасіння пожежі, що знаходяться в приміщенні.

Виконання правил та вимог техніки безпеки, регулярне проведення заходів щодо їх виконання сприяє підвищенню продуктивності праці, якості виконання робіт та збереженню здоров'я працівників.

Дана інструкція написана у відповідності з вимогами ДНАОП 0.00 – 4.15 – 98 „Положення про розробку інструкцій з охорони праці”.

4.3 Висновки до розділу 4

Даний розділ роботи висвітлює результати проведеного аналізу шкідливих факторів та чинників, що впливають, або можуть вплинути, на коректну роботу персоналу медичної установи, де використовується представлений метод дослідження пацієнта з використанням спеціального обладнання. Встановлено чіткий порядок розробки і впровадження технологій та вимог, щодо запобігання шкідливим факторам та чинникам.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Застосування методів нелінійної динаміки фізіологічних сигналів (електрична активність мозку, ритми серця тощо) дозволило виявити закономірності у фізіологічних ритмах здорової людини та визначити закономірності зміни динамічної складності при різних порушеннях чи функціональних станах організму людини.

Виконаний порівняльний аналіз змін форми атракторів і показників отриманих за допомогою методів нелінійної динаміки в задачах розпізнавання миготливої аритмії доводить, що зміни в значеннях отриманих показників і мультифрактальних параметрів, можуть бути використані для автоматичного розпізнавання фізіологічного стану організму.

Завдяки використанню дисперсійного критерію F оцінено можливості використання кожного методу нелінійної динаміки для розпізнавання фізіологічного стану організму. За результатами аналізу отриманих значень F критерію було розроблено систему оцінки хаотичних властивостей сигналів, завдяки якій можливе вирішення поставлених завдань. Показано, що у методу ПфП спостерігається більша специфічність, ніж у нелінійних методів, а нелінійні показники мають найбільшу чутливість. Таким чином, об'єднання графічного методу та нелінійних показників збільшує точність розпізнавання.

В результаті роботи:

1. Виявлено закономірності в серцевому ритмі та визначено закономірності зміни динамічної складності при різних порушеннях та функціональних станах організму людини.

2. За допомогою запропонованих у кожній задачі методів нелінійної динаміки отримано діагностичні показники, за допомогою яких можна оцінити виразність хаотичних компонентів у сигналі.

3. Отримано новий морфологічний опис ПфП, що дозволило оцінити ПфП як візуально, а й чисельно. Зазначено, що для кожної конкретної задачі присутні свої морфологічні ознаки.

4. Проведене порівняння графічного методу та нелінійних параметрів показало, що дані методи мають приблизно рівну загальну точність, але при цьому графічний метод буде ефективним для скринінгу стану серцево-судинної системи. У разі моніторингу стану організму доцільно використати нелінійні параметри.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Яворська Є.Б. Математичні моделі та методи опрацювання ритмокардіосигналів для визначення характеристик серцевої ритміки з прогнозованою вірогідністю : дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 / Євгенія Богданівна Яворська. — Тернопіль : ТНТУ, 2009. — 154 с.
2. Аль-Хулейди Н.А. Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики: дис. ... канд. техн. наук. – Владимир, 2014. – 150 с.
3. Уваров В.М. Методы и алгоритмы системного анализа диагностических моделей variability сердечного ритма для управления процессом обучения кардиологов решений: дис. ... канд. техн. наук. – Белгород, 2005. – 154 с.
4. Исаков Р.В, Юрлова Е.В. Методы автоматизации образного анализа гистограмм ритма сердца// «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии» Доклады 9-й межд. науч.-техн. конф., Владимир, 2010, с.165-167.
5. Heart rate variability. Standarts of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology (Membership of the Task Force listed in the Appendix) // Europ Heart J. — 1996. — Vol.17. — P. 354-381..
6. Пятакович Ф.А., Макконен К.Ф., Дударева С.Л., Л.В. Хливненко. Роль авторегрессионных, нечетких, нелинейных моделей и алгоритмов «нейрокомпьютинга» в разработке телемедицинской системы прогнозирования исходов мерцательной аритмии. БГУ и ВГУ УДК 616. 137. 81-003.96-07.
7. Рябыкина Г.В. Variability ритма сердца: монография / Г.В. Рябыкина, А.В. Соболев; “Стар’Ко”. — М.: “Стар’Ко”, 1998. — 200 с.
8. Рябыкина Г.В. Variability ритма сердца: монография / Г.В. Рябыкина, А.В. Соболев; “Стар’Ко”. — М.: “Стар’Ко”, 1998. — 200 с.
9. Борисова О.С. ЭЭГ-анализ хаотической динамики мозговой активности: Тез. 11-го Международного молодежного форума «Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке». Харьков, 2007.

10. К.С. Хачатрян, Л.А. Манило, «Анализ псевдофазового портрета в задаче распознавания сердечного ритма» Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине - 2016, сборник трудов конференции. Издательство «Саратовский источник», г. Саратов, 2016, стр. 113-115.

11. Хачатрян К.С., «Распознавание сердечного ритма на основе анализа псевдофазового портрета» Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы. БИОМЕДСИСТЕМЫ – 2016, сборник трудов конференции. Издательство «Рязанский государственный радиотехнический университет», г. Рязань, 2016, стр. 306-308.

12. K. Khachatryan, L. Manilo and A. Anisimov, “The method of analysis pseudo-phase portrait in the problem of recognition of biomedical signals”, 2017 20th Conference of Open Innovations Association (FRUCT), St. Petersburg, 2017, pp. 146-153.

13. Баевский Р.М. Анализ variability сердечного ритма с помощью комплекса “Варикард” и проблема распознавания функциональных состояний. Хронобиологические аспекты артериальной гипертензии в практике врачебно-лётной экспертизы / Р.М. Баевский, Ю.Н. Семёнов, А.Г. Черникова; Медицина. — М.: Медицина, 2000. — С. 167–178.

14. Баевский Р.М., Иванов Г.Г., Чирейкин Л.В. Анализ variability сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем // Вестник аритмологии. – 2001. – № 24. – С. 65-86.

15. Конюхов В.Н. Построение нейронных классификаторов для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний по параметрам кардиореспираторного взаимодействия // Биотехносфера. – 2010. – № 3 (9). – С. 16-19.

16. Берёзный Ефим Абрамович, Рубин Александр Михайлович, Утехина Галина Анатольевна. Практическая кардиоритмография. 3-е издание, переработанное и дополненное. Научно-производственное предприятие «Нео», 2005. -140 с.; ил

17. Ахромеева Т.С., Малинецкий Г.Г. О странном аттракторе в одной задаче синергетики. // Вычислительная математика и математическая физика. – 1987. - Т.27, № 2. - С. 202-217.

18. Брагинский М.Я., Добрынина И.Ю., Добрынин Ю.В., Еськов В.М., Пикулина С.Ю. Новый метод идентификации параметров аттракторов патологических состояний организма человека на Севере РФ. // Сибирский медицинский журнал – 2006. – № 6. – С. 26-29.

19. Еськов В.М., Зилов В.Г., Хадарцев А.А. Новые направления в клинической кибернетике с позиций теории хаоса и синергетики. // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2006 – Т.5, №3 – С. 613 – 616.

20. M Costa, AL Goldberger, C-K Peng. Multiscale Entropy to Distinguish Physiologic and Synthetic RR Time Series - Computers in Cardiology 2002;29:137–140.

21. Ахромеева Т.С., Малинецкий Г.Г. Периодические режимы в нелинейных диссипативных системах вблизи точки бифуркации. // Вычислительная математика и математическая физика. – 1985. - Т.25, № 9. - С. 1314-1326.

22. Анищенко В.С. Сложные колебания в простых системах. – М. Саратов, ООО «Офорт», 1996 – 286с.

23. Малинецкий Г.Г. Хаос. Структуры. Вычислительный эксперимент: Введение в нелинейную динамику. - М.: Эдиториал УРСС, 2000. - 256 с.

24. Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б. Нелинейная динамика и хаос. Основные понятия. - М.: Эдиториал УРСС, 2006.-237 с.

25. Мун Ф. Хаотические колебания - М.: Мир, 1990. Л.В.

26. Braun C. et.al. Demonstration of nonlinear components in heart rate variability of healthy persons //Am.J.Physiol.-1998.- 275. - P.H1577-H1584.

27. Dori G., Fishman S.H., Ben-Haim S.A. The correlation dimension of rat hearts in an experimentally controlled environment //Chaos - 2000. - 10(1) - P.257-267.

28. Esler M., Schwarz R., Alvarenga M. Mental stress is a cause of cardiovascular diseases: from skepticism to certainty // Stress and Health.- 2008. - 24 - P. 175-180.

29. Garfinkel A., Spano M.L., Ditto W.L., Weiss J.N. Controlling Cardiac Chaos// Science - 1992. - 257(28) - P.1230-1234.

30. Gray R.A., Jalife J., Panfilov A.V. et al. Mechanisms of Cardiac Fibrillation// Science - 1995. - 270(17) - P. 1222-1223.

31. Gusetty S, Signorini M.G., Coglianati C., Mezetti S., Porta A., Cerutti S., Malliani A. Non linear dynamics and chaotic indices in heart rate variability of normal subjects and heart-transplanted patients// *Cardiovasc. Res.* -1996. - 31 (3) - P. 441-449.

32. Kaplan D.T. and Cohen R.J. Searching for Chaos in Fibrillation. *Mathematical approaches to cardiac arrhythmias* - New York: Academic Press, 1990 - P.367-374.

33. Mironyuk O. Yu. Loskutov A. Yu. Detection of Cardiac Pathologies Using Dimensional Characteristics of RR Intervals in Electrocardiograms// *Biophysics* – 2006. - 51(1) - P.115

34. Skinner J.E., Pratt C.M., Vybiral T.A. A reduction in the correlation dimension of heart beat intervals precedes imminent ventricular fibrillation in human subjects// *Amer.Heart J.*- 1993. - 125 - P.731-743.

35. Goldberger A.L., Peng C.K., Lipsitz L.A. What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease. *Neurobiol Aging* 2002;23:23.26.

36. Хачатрян К.С., Манило Л.А., «Метод анализа псевдофазового портрета в задаче распознавания биомедицинских сигналов». *Биотехносфера* вып.№5/47/2016, Санкт-Петербург, АО «Издательство «Политехника», 2016.

37. Хачатрян К.С., Манило Л.А., «Метод анализа псевдофазового портрета в задаче распознавания биомедицинских сигналов». *Биотехносфера* вып.№5/47/2016, Санкт-Петербург, АО «Издательство «Политехника», 2016.

38. K. Khachatryan, L. Manilo and A. Anisimov, “The method of analysis pseudo-phase portrait in the problem of recognition of biomedical signals”, 2017 20th Conference of Open Innovations Association (FRUCT), St. Petersburg, 2017, pp. 146-153.

39. Яворська Є. Властивості кореляційної функції дихальної варіабельності ритміки серця / Є. Яворська // *Вісник ТДТУ*. — 2005. — №1. — Т.10. — С. 134-144.

40. Кириченко Л.О. Сравнительный мультифрактальный анализ временных рядов методами детрендированного флуктуационного анализа и максимумов модулей вейвлет-преобразования. / Л.О. Кириченко. — Всеукр. межвед. науч.-

техн. сб. АСУ и приборы автоматики. — Х.: Изд-во ХНУРЭ, 2011, — Вып. 157. — С. 66–77.

41. Антипов О.И., Неганов В.А. Применение метода нормированного размаха Херста к анализу стохастических временных рядов в импульсных стабилизаторах напряжения // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2009. – Т. 12. – № 3 – С. 78-85.

42. Антипов О.И. Показатель Херста биоэлектрических сигналов / О.И. Антипов, М.Ю. Нагорная // Инфокоммуникационные технологии. – 2011. – №1 (9). – С. 75-77.

43. Антипов О.И., Нагорная М.Ю., Осипов О.В. Программный комплекс для фрактального анализа биофизических параметров организма // Физика и технические приложения волновых процессов: тез. докладов IX Международная научно-техническая конференция, 11-17 сент., 2010., г. Челябинск, 2010. – С. 216-217.

44. Антипов О.И. Нагорная М.Ю. Актуальность применения фрактальный мер к биоэлектрическим сигналам // Физика и технические приложения волновых процессов: тез. докладов IX Международная научно-техническая конференция, 11-17 сент., 2010., г. Челябинск, 2010. – С. 243.

45. Kantelhardt J.W. Fractal and Multifractal Time Series. – 2008. <http://arxiv.org/abs/0804.0747>

46. Кириченко Л. О. Исследование выборочных характеристик, полученных методом мультифрактального флуктуационного анализа // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: зб. наук. пр. – 2011. – № 54. – С. 101–111

47. Кубланов, В.С. К88 Анализ биомедицинских сигналов в среде MATLAB : учебное пособие / В.С. Кубланов, В.И. Борисов, А.Ю. Долганов.— Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2016. – 120 с.

48. К.С. Старченкова, Л.А. Манило «Оценка размерности вложения аттракторов ритмограмм для разных видов сердечных аритмий» 74-я Всероссийская научно-техническая конференция, посвященная Дню радио,

сборник трудов конференции. Издательство СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2019, стр. 349-352.

49. K. Khachatryan and L. Manilo, “Estimation of informational contents of morphological features of pseudo-phase portrait of rhythmograms on the basis of cluster analysis”, 2018 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT), Yekaterinburg, Russia, 2018, pp. 120-123.

50. К.С Хачатрян «Оценка информативности морфологических признаков псевдофазового портрета» материалы XIII Международного конгресса «КАРДИОСТИМ» - 2018, 15-17 февраля 2018 г., ParkInnbyRadisson «Прибалтийская», г. Санкт-Петербург.

51. Хачатрян К.С., Манило Л.А., «Способы оценки информативности признаков при формировании морфологического описания псевдофазового портрета ритмограмм». Биотехносфера вып.№2(56)/2018, Санкт-Петербург, АО «Издательство «Политехника», 2018.

52. Себестиан Г. С. Процессы принятия решений при распознавании образов., 65.

53. Тарловский, Фомин. Статистическая теория распознавания образов.

54. Тарасенко Ф.П. Введение в курс теории информации. - Томск: ТГУ, 1963.

55. Кочкуров С. А. Разработка и исследование аппаратно – программных средств оценки информативности параметров сигналов. М.,1997

56. Старченкова К.С., Манило Л.А., «Оценка энтропии ритмограмм для разных видов сердечных аритмий» Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы. БИОМЕДСИСТЕМЫ – 2019, сборник трудов конференции. Издательство «Рязанский государственный радиотехнический университет», г. Рязань, 2019, стр. 206-209.

57. К.С. Старченкова Показатель Хёрста в анализе ритмограмм сердечного ритма [Текст]/ К.С. Старченкова// АО «Издательство «Политехника». Биотехносфера. – 2019. – №6. – С.37-40.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

```

% Розрахунок кореляційної розмірності
FName=uigetfile('*.txt');
RR=load(FName);
figure(1)%
subplot(3,1,1);
stem(RR, '.', 'Color', 'k')
grid on;
D_eumb = 2;
vektor = RR;
e_stt = 05;
numSts = 20;
e_end =5000;
lag = 1;
[C,e] = korIntegral(D_eumb,vektor,e_stt,numSts, e_end,lag);
subplot(3,1,2);
loglog(e,C, 'ko-', 'Marker', 'h');
hold on;
title('Кореляційний інтеграл');
subplot(3,1,3);
dlogC=log(C(2:end))-log(C(1:end-1));
dloge=log(e(2:end))-log(e(1:end-1));
D = dlogC ./ dloge;
semilogx(e(1:end-1), D, 'o-');
ylim([0 5])
title('Тангенс кута нахилу');
%hold on;
rect = getrect;
x_rect = [rect(1) rect(1)+rect(3) rect(1)+rect(3) rect(1)]
y_rect = [rect(2) rect(2) rect(2)+rect(4) rect(2)+rect(4)]
in_points = inpolygon(e(1:end-1), D, x_rect, y_rect);
% лінійна апроксимація
subplot(3,1,2)
loglog(e(in_points), C(in_points), '.r', 'MarkerSize', 30);
subplot(3,1,3)
semilogx(e(in_points), D(in_points), '.r', 'MarkerSize', 30);
k = polyfit(log(e(in_points)), log(C(in_points)), 1);
% отримання результату
displ(['При D_eumb = ', num2str(D_eumb), ' , D = ', num2str(k(1))]);

```

% Нарізка сигналів необхідної довжини

```

function varargout = signal_cut(varargin)
axes(handles.axes1);
tmp=getCursorInfo(data_curs_obj);
axesObjs = get(handles.axes1, 'Children'); %axes handles
ydata = get(axesObjs, 'YData');
filename = get(handles.FileName, 'String');
save_data = ydata(1:tmp.Position(1));
fileID = fopen(strcat(filename, '.txt'), 'w');
fprintf( fileID , '%d\r\n', save_data);
fclose(fileID);
cla;
stem(ydata(tmp.Position(1):length(ydata)), '.', 'Color', 'k');
%ylim ([0 2]);
disp(tmp.Position(1));
fig = figure(handles.figure1);
cla;
FName=uigetfile('*.*.rr');
RR=load(FName);
m=length(RR(:,1));
stem(diff(RR(:,1)), '.', 'Color', 'k')
set(fig, 'toolbar', 'figure');
set(fig, 'menubar', 'figure');
grid on;
global data_curs_obj;
data_curs_obj = datacursormode(fig);
set(data_curs_obj, 'DisplayStyle', 'datatip', ...
'SnapToDataVertex', 'on', 'Enable', 'on')
% Розрахунок морфологічних ознак
clear;
N=1024;
pml = menu('Виберіть', 'Нормальний ритм', 'Екстрасистолія', 'Миготлива
аритмія');
switch pml
%нормальний ритм
case 1
y=load('RR10.txt');
rr=y(:,1);
axes(haxes2);
cla
hold on
for i=1:250
x(1)=i;
x(2)=i;
r(1)=0;
r(2)=rr(i);
plot(x,r, 'k');
end
maxrr=max(rr)*1.2;
set(haxes2, 'YLim', [0 maxrr])
axes(haxes4)
nrr=length(rr);
plot(rr(1:nrr-1), rr(2:nrr));

```

```

hold on
set(haxes4, 'Xlim', [0 2], 'Ylim', [0 2]);
for i=1:250
nrr=length(rr);
x=rr(1:nrr-1);
y=rr(2:nrr);
end
kvert=convhull(x,y);
pause(0.1)
plot(x(kvert(1)),y(kvert2(1)),'bo')
hold on
for k=2:length(kvert)
plot([x(kvert(k-1)) x(kvert(k))],[y(kvert(k-1)) y(kvert(k))],'b')
plot(x(kvert(k)),y(kvert(k)),'bo')
end
% Обчислення довжини контуру
F=0;
for k=1:length(kvert)-1
F=F+sqrt((x(kvert(k+1))-x(kvert(k)))^2+(y(kvert(k+1))-
y(kvert(k)))^2);
set(hEda,'string',num2str(F));
end
for i=1:250
nrr=length(rr);
x=rr(1:nrr-1);
y=rr(2:nrr);
end
[kvert1,s]=convhull(x,y);
pause(0.1)
plot(x(kvert(1)),y(kvert(1)),'bo')
hold on
for k=2:length(kvert)
nrr=length(rr);
x=rr(1:nrr-1);
sum_x = sum_x + x(i);
end
%%%%%%%%
F=0;
for k=1:length(kvert)-1
F1=F+sqrt((x(kvert(k+1))-x(kvert(k)))^2+(y(kvert(k+1))-
y(kvert(k)))^2);
set(hEda2,'string',num2str(F1));
end
%%%%%%%%%%%%
F=0;
F=F+sum(abs(diff(complex(x,y))));
set(hEda3,'string',num2str(F));
L_average=F/249;
set(hEda7,'string',num2str(L_average));
Lmass = zeros(249,1);
for i=2:250
Lmass(i) = ((x(i) - x(i-1))^2 + (y(i) - y(i-1))^2)^(1/2);
end
%Центр мас x
sum_x = 0;

```

```

for i=1:250
nrr=length(rr);
x=rr(1:nrr-1);
sum_x = sum_x + x(i);
end
center_mass_x = sum_x/250;
set(hEda4,'string',num2str(center_mass_x));
%Кількість точок, у яких перепад значень від поточної точки до
наступної перевищує третину власного значення
U = 0;
for i=1:249
if rr(i) - rr(i+1)>rr(i)/3
U = U+1;
end
end
set(hEda10,'string',num2str(U));
x_mass = center_mass_x;
W = 0;
for i = 1 : length(x)
if (tan(1*pi/180)*(x(i) - x_mass) +min(rr) < y(i)) &&
(tan(45*pi/180)*(x(i) - x_mass) + min(rr) > y(i))
W = W+1;
end;
set(hEda6,'string',num2str(W));
end

```

ДОДАТОК В

Апробація результатів дослідження

*IV Міжнародна студентська науково - технічна конференція
"ПРИРОДНИЧІ ТА ГУМАНІТАРНІ НАУКИ. АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ"*

УДК 303.01:303.447: 612.17

Петлюк О.– ст. гр. РМ_{МЗ}–51

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ ДЛЯ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЗODІВ ІШЕМІЧНОЇ ХВОРОБИ СЕРЦЯ

Науковий керівник: к.т.н., доц. Є.Б. Яворська

Petlyuk O.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

CONCEPTUAL FUNDAMENTALS FOR BUILDING A SYSTEM OF DETECTION OF EPISODES OF ISCHEMIC HEART DISEASE

Supervisor: E.Yavorska

Ключові слова: ішемічна хвороба серця, серцево-судинна система, система тривожної сигналізації

Keywords: coronary heart disease, cardiovascular system, alarm systems

За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (2020 р.), ішемічна хвороба серця (ІХС) є найбільш поширеною причиною летальних випадків в порівнянні з іншими причинами смертності від захворювань в Україні. Тому, важливим завданням сучасної медицини з метою попередження розвитку критичних станів серцево-судинної системи (ССС) є моніторинг появи епізодів ІХС на ранніх етапах їх виникнення та розвитку.

При цьому, актуальною технічною задачею є розроблення засобів автоматизованого визначення появи епізодів ІХС шляхом належного опрацювання електрокардіосигналу (як основного джерела інформації про роботу ССС) та формування сигналів тривоги задля попередження хворого про можливість настання критичного стану і необхідності вживання певних дій (приймання ліків, усунення зовнішніх провокуючих факторів тощо). Необхідність таких пристроїв обумовлена тим, що епізоди ішемії можуть виникати без явно вираженого провокуючого фактора, без зміни частоти серцевих скорочень і не супроводжуватися больовими відчуттями на початковій стадії.

Поширені в медицині пристрої виявлення ІХС, як, наприклад, кардіографічний комплекс «Кардіосенс» (Україна), система тривожної сигналізації «Амулет» (Росія) тощо, функціонально являють собою пристрій відбору, попереднього опрацювання електрокардіосигналів (ЕКС) та програмні засоби опрацювання ЕКС і виділення інформативних ознак, які були б індикаторами появи епізодів ІХС. При цьому, згадані програмні засоби використовують алгоритми опрацювання ЕКС, які ґрунтуються на аналізі його часової структури. Зокрема, опрацювання ЕКС проводиться на сегменті ST, оскільки на цьому сегменті найбільш виражено проявляється ІХС. Однак, інформація, що зосереджена в інших точках кардіокомплексу фактично ігнорується.

Відповідно, важливим науковим завданням є розроблення системи тривожної сигналізації, яка мала б можливість відбору та опрацювання ЕКС і формування на основі такого опрацювання сигналів тривоги у випадку наявності епізодів ІХС.