

УДК 616.12-073.7:004.93

<https://doi.org/10.31713/vt2202613>**Кондратюк Андрій,** (1:ORCID: 0009-0004-6544-6676)

аспірант

Литвиненко Ярослав, (1:ORCID: 0000-0001-7311-4103)

д.т.н., проф.

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

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ МОРФОЛОГІЧНИХ АРТЕФАКТІВ У РЕАЛІЗАЦІЯХ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛУ

У статті розроблено метод автоматизованого виявлення та ідентифікації морфологічних артефактів у реалізаціях електрокардіосигналу, орієнтований на аналіз нетипової форми окремих кардіоциклів. Запропоновано послідовність опрацювання, що передбачає сегментацію ЕКС, вирівнювання циклів за R-піком, нормалізацію їх тривалості та формування амплітудно-часових, статистичних і формових ознак. Для первинного виявлення аномальних циклів розглянуто One-Class SVM, Isolation Forest, Local Outlier Factor, автоенкодер і k-NN, а також прямі метрики порівняння з репрезентативним нормальним циклом: RMSE, коефіцієнт кореляції, евклідову відстань і Dynamic Time Warping. Морфологічні артефакти систематизовано у п'ять базових класів: імпульсні, деформаційні, високочастотні шумові, низькочастотні/трендові та артефакти втрати або обмеження амплітуди. Експериментальну перевірку виконано для реалізацій із кліпінгом QRS, інверсією QRS та втратою фрагмента ST-T-TP. Показано, що ефективність детекторів суттєво залежить від характеру морфологічного спотворення та способу нормалізації. Найбільш стабільні результати серед базових детекторів продемонстрував LOF. Встановлено, що універсальна амплітудна нормалізація не є оптимальною для всіх класів: для кліпінгу необхідно зберігати ненормалізовані амплітудні ознаки, тоді як для оцінювання форми доцільно використовувати нормалізоване представлення циклу. Запропонований підхід передбачає паралельне використання ознак до і після амплітудної

нормалізації, що підвищує адаптивність ідентифікації до типу артефакту. Результати придатні для систем контролю якості ЕКС.

Ключові слова: електрокардіосигнал, морфологічний артефакт, сегментація, кардіоцикл, аномалія, артефакт, методи машинного навчання, однокласова класифікація, One-Class SVM, Isolation Forest, Local Outlier Factor, автоенкодер, k-NN, RMSE, DTW.

Вступ. Автоматизоване опрацювання електрокардіосигналу (ЕКС) істотно залежить від стабільності форми окремих кардіоциклів. Поряд із фізіологічною варіабельністю реєстрація ЕКС супроводжується технічними спотвореннями, які можуть змінювати амплітуду, полярність, ширину та локальну форму компонентів P–QRS–T. Такі зміни ускладнюють сегментацію, вимірювання діагностичних параметрів і подальшу автоматичну інтерпретацію [1–5].

Для морфологічної задачі принциповим є відокремлення нетипової форми від нормальної міжциклової мінливості. Імпульсні завади, рух електрода, EMG-шум, дрейф ізоляції, кліпінг, насичення та локальна втрата сигналу по-різному змінюють форму циклу; тому один глобальний критерій відстані не завжди забезпечує однакову чутливість до всіх типів спотворень [4–6].

Задача особливо актуальна для довготривалого моніторингу та портативної реєстрації, де ручна перевірка кожного циклу є практично неможливою. Доцільним є дворівневий підхід: спочатку виявити нетиповий цикл, а потім ідентифікувати характер його морфологічного відхилення та можливе технічне походження.

У роботі поєднано ознакові методи виявлення аномалій з прямим порівнянням форми циклу з репрезентативним нормальним шаблоном. Така організація дає змогу зіставити алгоритми різної природи і визначити, які ознаки слід обчислювати до амплітудної нормалізації, а які – після неї.

Мета дослідження. Метою дослідження є розроблення та експериментальна перевірка методу ідентифікації морфологічних артефактів ЕКС на основі комбінованого набору амплітудно-часових та формових ознак і методів однокласового виявлення аномалій.

Аналіз останніх досліджень. Відомі підходи до контролю якості ЕКС можна умовно поділити на часові, спектральні, часово-частотні, статистичні та інтелектуальні. Для морфологічних спотворень важливими є як локальні зміни амплітуди й форми P–QRS–T, так і



високочастотні та низькочастотні складові, що накладаються на цикл [3–8].

Кореляційні та шаблонні методи порівнюють поточний цикл з еталонною або усередненою формою. Їх перевагою є інтерпретованість, однак результат залежить від коректного вирівнювання, нормалізації тривалості та способу побудови репрезентативного циклу. Вейвлет-аналіз і спектральні ознаки ефективні для локалізації нестационарного шуму та дрейфу [8].

Методи машинного навчання дають змогу формувати нелінійну межу нормального класу або оцінку аномальності. За дефіциту достовірно розмічених артефактів доцільними є One-Class SVM, Isolation Forest, LOF, автоенкодері та k-NN, які можуть навчатися переважно на нормальних циклах [11–15].

Окрему групу становлять прямі метрики відмінності форми: RMSE, кореляційна та евклідова відстані, а також Dynamic Time Warping. Вони не потребують складного класифікатора і можуть використовуватися як самостійні критерії або як компоненти вектора морфологічних ознак [16].

Для амплітудно залежних артефактів, насамперед кліпінгу та насичення, попередня нормалізація може приховувати діагностично важливу різницю абсолютних амплітуд. Тому морфологічний аналіз доцільно проводити паралельно у двох представленнях: після нормалізації тривалості зі збереженням амплітуди та після додаткової амплітудної нормалізації для порівняння чистої форми.

Таким чином, актуальною є не лише задача вибору детектора аномалій, але й задача коректного представлення циклу та формування ознак, чутливих до конкретного механізму морфологічного спотворення.

Нижче морфологічні артефакти формалізуються за характером зміни форми циклу, після чого розглядається послідовність їх автоматизованого виявлення та ідентифікації.

Якщо говорити саме про артефакти, які проявляються локально в межах окремого циклу ЕКС і змінюють його форму, їх доцільно класифікувати не лише за фізичним джерелом, а й за характером морфологічного спотворення [4, 5]. Для побудови математичної моделі такий поділ є зручним, оскільки кожному класу можна поставити у відповідність певну репрезентативну форму артефакту. В таблиці 1 зведені класи артефактів присутні в ЕКС.

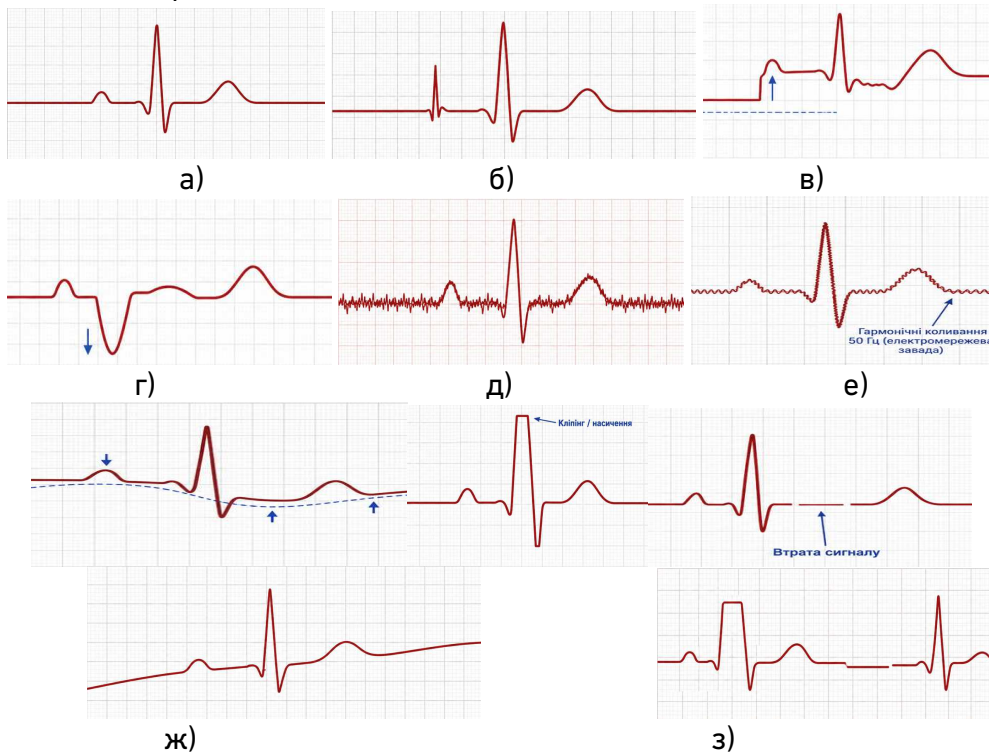
Таблиця 1.

Класифікація артефактів за класами (зміна морфології на циклах)

Клас артефакту			Як проявляється у формі циклу ЕКС	Типові причини
Зміна морфології на циклі	1	Імпульсний артефакт	Короткий різкий позитивний або негативний викид; інколи кілька піків	Рух електрода, механічний удар, перемикання апаратури, короткочасне порушення контакту
	2	Артефакт руху електрода	Різка зміна амплітуди, локальне зміщення ізоляції, деформація частини циклу	Рух пацієнта, натяг кабелю, зміщення електрода
	3	Контактний артефакт	Провал або стрибок амплітуди, локальне згладжування чи спотворення QRS/P/T	Поганий контакт електрод–шкіра, висихання гелю, зміна контактної опори
	4	Міографічний артефакт (EMG)	Високочастотні нерегулярні коливання, накладені на цикл	Скорочення скелетних м'язів, тремор, напруження пацієнта
	5	Електромережева завада	Майже гармонічні коливання 50 Гц, накладені на морфологію циклу	Електромагнітні наводки від мережі живлення, недостатнє екранування
	6	Локальний дрейф ізопотенціальної лінії	Викривлення базової лінії в межах циклу, зміна рівня сегментів	Дихання, рух тіла, зміна контакту електрода
	7	Артефакт насичення/кліпінгу	Зрізані вершини R або інших високих компонентів, «плоска» вершина	Перевищення динамічного діапазону АЦП або підсилювача

8	Артефакт втрати сигналу	Частина циклу стає майже нульовою або сталою	Короткочасне від'єднання електрода, обрив контакту, збій передачі
9	Артефакт ступінчастого зміщення	Раптовий перехід сигналу на інший рівень усередині циклу	зміна електродного потенціалу, перемикання каналу, контактний стрибок
10	Комбінований артефакт	Одночасно кілька видів артефактів	Рух + EMG, рух електрода + дрейф, контактний артефакт + мережева завада

На рисунку 1 подані схематичні зображення артефактів на сегментах-циклах ЕКС.



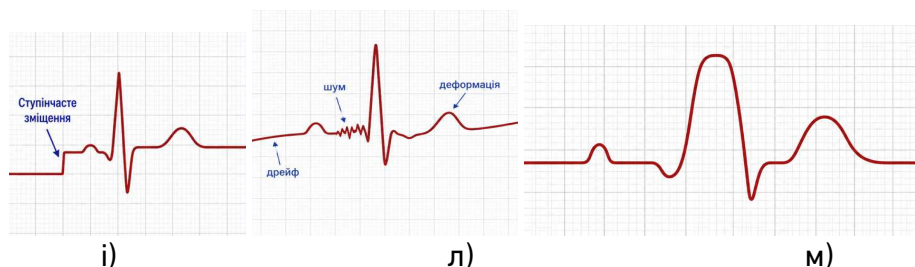


Рис. 1. Схематичне зображення циклу ЕКС та артефактів (зміна морфології на циклі): а) Цикл ЕКС без присутніх артефактів, б) Імпульсний артефакт, в) Артефакт руху електрода, г) Контактний артефакт, д) Шумовий артефакт (Міографічний), е) Шумовий артефакт (мережева завада 50 Гц), ж) Дрейф ізопотенціальної лінії, з) Артефакт втрати сигналу (кліпінг), і) Артефакт ступінчастого зміщення, л) Комбінований артефакт, м) Артефакт зміни форми сигналу

Деякі із представлених артефактів можуть бути об'єднані в один клас наприклад деформаційні артефакти (див рис. 1, в,г,з,і).

Для задачі ідентифікації артефакту та можливого його комп'ютерного моделювання об'єднаємо наведені класи у 5 базових морфологічних класів, оскільки це дасть компакту і добре формалізовану систему.

Клас 1 - Імпульсні артефакти. Це короткочасні високоамплітудні спотворення виду «пік», «викид» або «провал». Їх причиною можуть бути механічний вплив на електрод, різке переміщення кабелю, електростатичний розряд або комутаційний процес у вимірювальному тракті.

Клас 2 - Деформаційні артефакти. Вони змінюють форму окремого елемента циклу: амплітуду, ширину або нахил зубців Р, QRS, Т чи сегментів. Типовими причинами є зміщення електрода, зміна контактного опору, рух пацієнта або нестабільність вимірювального каналу.

Клас 3 - Високочастотні шумові артефакти. На форму циклу накладається високочастотна випадкова складова. Основний приклад - міографічна завада (EMG), пов'язана з електричною активністю скелетних м'язів. До цього ж класу можна віднести високочастотний електронний шум (випадкова завада, яка виникає не через фізіологічну активність пацієнта, а переважно у електронних компонентах вимірювального тракту ЕКС). До високочастотних шумів які можуть накладатись на ЕКС належать: тепловий шум резисторів та електронних компонентів; власні шуми операційних підсилювачів; шум АЦП; нестабільність джерела

живлення; електромагнітні наведення від електронних пристроїв; неякісне екранування або заземлення; шум кабелів і контактних з'єднань.

Клас 4 - Низькочастотні морфологічні спотворення. Вони проявляються як локальна зміна базової лінії або повільна деформація форми циклу. Причинами є дихання, рух електродів, зміна електродного потенціалу та контактного імпедансу.

Клас 5 - Артефакти втрати або обмеження амплітуди. До них належать кліпінг, насичення підсилювача, короткочасна втрата контакту та «провал» сигналу. Тут частина реальної форми ЕКС фактично втрачається. Вид артефакту - кліпінг проявляє себе у спотворенні ЕКС, за якого амплітуда сигналу виходить за межі динамічного діапазону реєструвальної системи, підсилювача або АЦП. У результаті верхня або нижня частина сигналу ніби «зрізається» і замість природної вершини з'являється плоска ділянка. У таблиці 2 наведені запропоновані 5 класів морфологічних артефактів ЕКС.

Таблиця 2.

Зведені класи морфологічних артефактів ЕКС та їх можливі фізіологічні/патологічні аналоги

Сформований клас		Прояв у циклі ЕКС	Можливий фізіологічний/патологічний аналог	Коли зміна форми циклу розглядається як артефакт
1	Імпульсний	Короткий позитивний або негативний викид, одиничний чи множинний пік	Може імітувати окремий високий зубець або спотворений ектопічний комплекс	Виникає раптово, не узгоджується з морфологією сусідніх циклів і пов'язаний з рухом електрода, комутацією або електричною завадою
2	Деформаційний	Локальна зміна амплітуди, ширини або	Ішемічні ST-T зміни, порушення внутрішньошлуночкової провідності, ектопічні комплекси	Деформація має технічне походження та збігається з погіршенням контакту, рухом

		нахилу Р, QRS, Т чи сегментів		пацієнта або нестабільністю вимірювального каналу
3	Високочастотний шумовий	Швидкі нерегулярні коливання, накладені на морфологію циклу	Не має прямого морфологічного аналога, але може маскувати низькоамплітудні компоненти ЕКС	Виявляється як широкосмугова або квазіперіодична завада, пов'язана з ЕМГ, електронним шумом чи електромагнітними наведеннями
4	Низькочастотний / трендовий	Повільний зсув базової лінії або деформація сегмента	Може імітувати зміщення сегмента ST або повільні зміни ізолінії	Зміна корелює з диханням, рухом електрода, зміною контактного імпедансу або електродного потенціалу
5	Втрата або обмеження амплітуди	Кліпінг, насичення, провал чи короткочасне зникнення частини сигналу	Може імітувати різке зменшення амплітуди комплексу або паузу	Форма обмежена динамічним діапазоном тракту або частина сигналу втрачена через контактний/апаратний збій

Важливо також відокремити артефакт від патологічної зміни ЕКС. Нетипова форма циклу сама по собі не означає артефакт: морфологічні відмінності можуть бути спричинені як технічними спотвореннями, так і реальними фізіологічними або патологічними особливостями роботи серця [2, 3, 10]. Тому для автоматизованої діагностичної системи коректніше спочатку говорити про «цикл з нетиповою морфологією», а вже потім класифікувати причину цієї нетиповості.

З огляду на це, результат первинного автоматизованого аналізу доцільно трактувати як виявлення циклу з нетиповою морфологією.

Остаточне віднесення такої зміни до технічного артефакту має враховувати контекст запису, стабільність сусідніх циклів та, за можливості, інформацію з інших відведень. Морфологічно-орієнтований поділ безпосередньо узгоджується з побудовою окремої репрезентативної форми для кожного класу артефактів.

Для нашої задачі опишемо запропоновані морфологічні класи артефактів так:

$$\mathbf{K}_a^M = \{K_1^M, K_2^M, K_3^M, K_4^M, K_5^M\}, \quad (1)$$

де K_1^M - імпульсний артефакт, K_2^M - деформаційний артефакт, K_3^M - високочастотний шумовий артефакт, K_4^M - низькочастотний/трендовий артефакт, K_5^M - артефакт кліпінгу або втрати сигналу.

Методи ідентифікації артефактів

Перейдемо до розгляду методів, які дозволять провести виявлення та ідентифікацію артефактів в ЕКС. Для прикладу розглянемо ЕКС поданий на рисунку 2, який містить артефакт нетипового циклу (виділений пунктирними лініями).

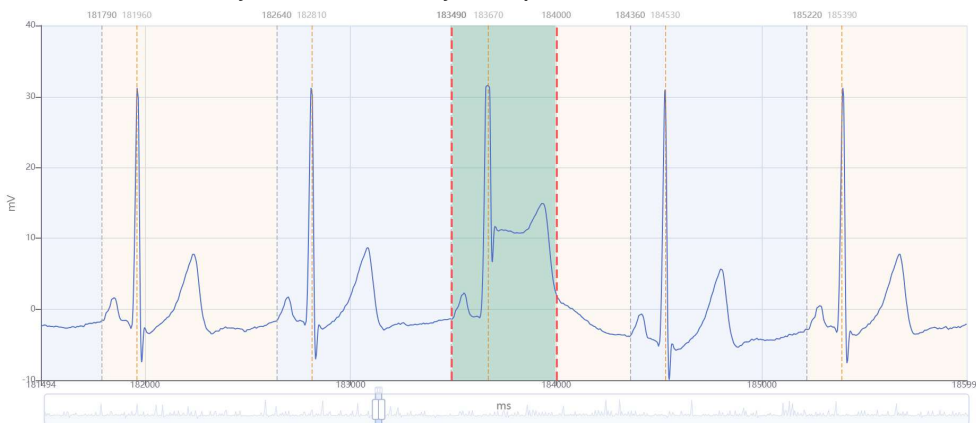


Рис. 2. Реалізація ЕКС яка містить артефакт на циклі (реальні дані)

Для виявлення нетипового (артефактного) циклу ЕКС, коли більшість циклів мають подібну форму, розглянемо задачу виявлення аномалій або однокласову класифікацію [11–13].

Для цього сформуємо типові кроки які будуть використовувати аналізуємі методи:

- сегментація ЕКС на окремі цикли;
- вирівнювання циклів відносно характерної точки, наприклад R-піка;

- нормалізація тривалостей циклів (шляхом інтерполяційного приведення до спільної кількості відліків);
- амплітудна нормалізація для зменшення впливу міжциклових масштабних відмінностей;
- формування морфологічних ознак.

До попереднього опрацювання ЕКС можна віднести усунення дрейфу ізопотенціальної лінії та фільтрацію височастотного шуму. Це можна здійснити на початку опрацювання або за потреби на інших етапах обробки.

Сегментація циклічних сигналів і формуванням узгоджених за ритмічною структурою реалізацій є окремою важливою складовою першого етапу опрацювання; відповідні підходи до сегментації та зменшення обчислювальної складності опрацювання циклічних даних розглянуто, у працях [21, 22].

Після формування морфологічних ознак розглянемо методи які дозволять виявляти морфологічні аномалії, зокрема: One-Class SVM, Isolation Forest, Local Outlier Factor, автоенкодері та k-Nearest Neighbors.

1. One-Class SVM (OCSVM)

Дана модель навчається переважно на нормальних циклах і формує межу області, в якій розташовані типові форми. Цикли, що опинилися поза цією областю, позначаються як аномальні [11]. Перевагою One-Class SVM є можливість навчання переважно на об'єктах нормального класу; результат суттєво залежить від вибору ядра та параметрів моделі, зокрема ν - регулює допустиму частку навчальних об'єктів, які можуть опинитися за побудованою межею і γ - визначає ширину області впливу окремого навчального об'єкта в RBF-ядрі.

Таким чином даний підхід на основі моделі OCSVM формує межу області нормальних спостережень у просторі ознак і класифікує об'єкти поза цією областю як аномальні. Метод може навчатися переважно на даних нормального класу.

2. Isolation Forest

Метод Isolation Forest ізолює нетипові об'єкти за допомогою ансамблю випадкових дерев; аномалії зазвичай характеризуються коротшими шляхами ізоляції [12]. На основі середньої довжини шляху формується anomaly score (оцінка аномальності), більші значення якої відповідають більш нетиповим спостереженням. Метод не потребує явної параметричної моделі нормального класу та



придатний для неконтрольованого або напівконтрольованого виявлення аномалій.

На відміну від OCSVM, Isolation Forest не будує явної межі нормального класу, а оцінює, наскільки швидко об'єкт відокремлюється випадковими розбиттями простору ознак. Це зменшує залежність від вибору ядра та робить метод зручним для багатовимірних наборів морфологічних, часових і статистичних ознак. Водночас результат залежить від складу навчальної вибірки та налаштування частки очікуваних аномалій.

До переваг Isolation Forest належать відносно невисока обчислювальна складність і придатність до багатовимірних даних [12]. Для аналізу ЕКС його доцільно застосовувати до сформованих морфологічних та статистичних ознак циклу.

3. Local Outlier Factor (LOF)

Метод Local Outlier Factor (LOF) оцінює локальну щільність об'єкта відносно його найближчих сусідів; об'єкти з істотно нижчою локальною щільністю розглядаються як викиди [13]. Значення LOF, близьке до 1, зазвичай відповідає типовим об'єктам, тоді як суттєво більше за 1 свідчить про локальну аномальність. Параметр k - задає кількість найближчих сусідів, за якими оцінюється локальна щільність. Параметр α (очікувана частка аномальних об'єктів у вибірці) задає очікувану частку аномальних спостережень і використовується для встановлення порога між типовими та аномальними об'єктами. Метод LOF є корисним у випадках, коли нормальні цикли формують локально неоднорідні групи через природну варіабельність форми [13].

Перевагою LOF є здатність виявляти локальні відхилення навіть тоді, коли нормальні цикли утворюють кілька груп з різною щільністю. Порівняно з OCSVM метод не потребує побудови глобальної розділювальної межі, а порівняно з Isolation Forest сильніше враховує локальну структуру сусідства. Недоліками є чутливість до вибору параметра k , метрики відстані та масштабування ознак, особливо у просторах великої розмірності.

4. Автоенкодер

Автоенкодер навчається відновлювати вхідні дані через приховане представлення. Для задачі виявлення аномалій модель може навчатися на нормальних циклах, а нетиповість оцінюватися за величиною похибки реконструкції [14]. Автоенкодер є перспективним для аналізу повної форми циклів ЕКС, однак

стабільність його навчання залежить від обсягу та репрезентативності навчальної вибірки [9, 14].

На відміну від OCSVM, Isolation Forest і LOF, які працюють переважно у сформованому просторі ознак, автоенкодер може аналізувати повну нормалізовану форму циклу та самостійно формувати приховане представлення. Це є перевагою за наявності достатньої кількості репрезентативних нормальних циклів, однак потребує більшого обсягу даних і обчислювальних ресурсів; поріг аномальності необхідно встановлювати за розподілом похибки реконструкції.

5. k-Nearest Neighbors (k-NN)

Для кожного циклу в методі k-Nearest Neighbors (найближчих сусідів) обчислюється відстань до найближчих типових циклів; велика відстань до сусідів може використовуватися як ознака нетиповості [15]. Метод k-NN є простим та інтерпретованим, але результат залежить від вибору метрики відстані та кількості сусідів k [15].

Якщо доступна достатня кількість достовірно розмічених прикладів різних класів артефактів, задачу можна розширити до контрольованої багатокласової класифікації. Для цього потенційно можуть застосовуватися SVM [17], Random Forest [18] і градієнтний бустинг [19]. Однак для первинного виявлення нетипових циклів за умов дефіциту розмічених артефактів доцільнішими є однокласові та аномалійні підходи, що є основним предметом цього дослідження.

Порівняно з OCSVM і Isolation Forest, k-NN не формує окремої моделі межі або механізму ізоляції: рішення визначається безпосередньо відстанями до збережених типових циклів. Це робить метод простим та інтерпретованим, але збільшує витрати пам'яті й час пошуку для великих вибірок. На відміну від LOF, k-NN може використовувати саму відстань до сусідів як міру нетиповості без оцінювання відносної локальної щільності.

Одним із найпростіших підходів до виявлення аномальних циклів ЕКС є підходи, що ґрунтуються на безпосередньому порівнянні форми окремого циклу з репрезентативним нормальним циклом без використання складного класифікатора.

6. Методи порівняння форми без складного класифікатора

Для застосування методів порівняння форми без складного класифікатора пропонується використовувати такі етапи опрацювання: сегментація, вирівнювання та приведення циклів до однакової тривалості, формування репрезентативного нормального



(еталонного) циклу, наприклад, як середня $f^{Trefaver}(l)$ або медіанна форма $f^{Trefmed}(l)$:

$$f^{Trefaver}(l) = \frac{1}{C^{norm}} \sum_{i=1}^{C^{norm}} f_i^{Tnorm}(l), \quad (2)$$

де l - однакова кількість відліків на циклі $l = \overline{1, L}$, C^{norm} - кількість нормальних циклів (без аномалій, артефактів), $f_i^{Tnorm}(l)$ i -й цикл після приведення його до однакової тривалості, тобто після інтерполяційної нормалізації за часом.

$$f^{Trefmed}(l) = \text{mediana}\{f_1^{Tnorm}(l), f_2^{Tnorm}(l), \dots, f_{C^{norm}}^{Tnorm}(l)\}, \quad (3)$$

Медіанний варіант зазвичай стійкіший до окремих нетипових циклів.

Якщо застосовується амплітудна нормалізація, репрезентативний цикл доцільно формувати з амплітудно нормалізованих циклів, коли метою є порівняння форми незалежно від абсолютного масштабу.

Після цього для кожного циклу можна оцінити відмінність від репрезентативного циклу за допомогою запропонованих прямих метрик порівняння форми:

- Середньоквадратичної похибки - MSE або RMSE;
- Коефіцієнта кореляції;
- Евклідової відстані;
- Dynamic Time Warping (DTW).

Відстань Махаланобіса доцільно використовувати як багатовимірну статистичну міру для вектора взаємопов'язаних ознак, оскільки вона враховує їх масштаб та кореляцію.

Серед цих підходів особливий інтерес становить Dynamic Time Warping (DTW), який є корисним, коли цикли мають подібну морфологію, але відрізняються локальним часовим масштабуванням або тривалістю окремих елементів [16].

Застосуємо описані методи для задачі виявлення та ідентифікації артефактів в ЕКС при цьому проведемо окреме виявлення та ідентифікацію артефактів морфологічних та ритмічних. На рисунку 3 зображена структурна схема роботи методу виявлення морфологічних артефактів.

В даній структурній схемі: $\xi(t)$ вхідна реалізація ЕКС, $f_i(t)$ i -й сегментований цикл ЕКС, виділений із загального сигналу, $\tilde{f}_i^{Ma}(t)$ -

i -й сегмент-цикл який містить ідентифікований a -й клас морфологічного артефакту $i = \overline{1, C}$, $t \in \mathbf{W}_i$, $f_i^{align}(t)$ i -й цикл ЕКС після вирівнювання.

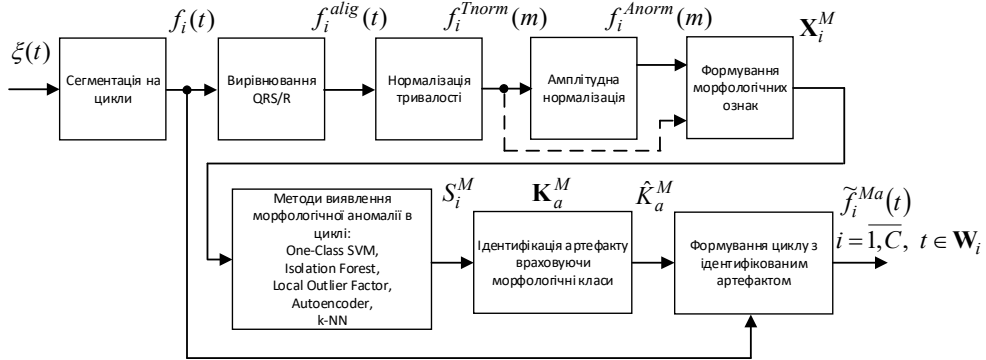


Рис. 3. Структурна схема методу виявлення та ідентифікації морфологічних артефактів

Якщо вирівнювання здійснюється не відносно нуля, а відносно деякого спільного опорного часового моменту t_R^{ref} , тоді зсув становить:

$$f_i^{align}(t) = f_i(t + \Delta t_i), \quad (4)$$

де $\Delta t_i = t_{Ri} - t_R^{ref}$, t_{Ri} - часовий момент R-піка цього i -го циклу, t_R^{ref} це спільна позиція R-піка після вирівнювання.

$f_i^{Tnorm}(m)$ i -й цикл після приведення його до однакової тривалості, тобто після інтерполяційної нормалізації за часом:

$$f_i^{Tnorm}(m) = f_i^{align}(t_{i,1} + m \cdot T_i), \quad (5)$$

де m - нормована часова координата $m \in [0,1]$, $0 \leq m \leq 1$, T_i - тривалість i -го циклу ЕКС, $T_i = t_{i,T_i} - t_{i,1}$, $t_{i,1}$ - початковий відлік i -го циклу,

$$m = \frac{t - t_{i,1}}{T_i} = \frac{t - t_{i,1}}{t_{i,T_i} - t_{i,1}}, \quad (6)$$

де t_{i,T_i} - кінцевий відлік i -го циклу.

$f_i^{Anorm}(m)$ нормалізований за амплітудою i -й цикл,

$$f_i^{Anorm}(m) = \frac{f_i^{Tnorm}(m) - \mu_i}{\sigma_i}, \quad (7)$$

де μ_i - середнє значення амплітуди i -го циклу,

$$\mu_i = \frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} f_i^{Tnorm}(l), \quad (8)$$

де L^{norm} - однакова кількість відліків (для всіх циклів) після нормалізації,

де σ_i стандартне відхилення значень амплітуди ЕКС i -го циклу:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Tnorm}(l) - \mu_i)^2}. \quad (9)$$

Вектор морфологічних ознак $\mathbf{X}_i^M$ i -го сегментованого циклу ЕКС, записується у такому вигляді:

$$\mathbf{X}_i^M = [A_{\max,i}, A_{\min,i}, A_{pp,i}, \sigma_i, E_i, L_i, RMSE_i, 1-r_i, D_{E,i}, D_{DTW,i}], \quad (10)$$

де $A_{\max,i}$ максимальне значення амплітуди в межах i -го циклу, $A_{\min,i}$ мінімальне значення амплітуди в межах i -го циклу, $A_{pp,i}$ амплітудний розмах сигналу, тобто різниця між максимальним і мінімальним значеннями амплітуди: $A_{pp,i} = A_{\max,i} - A_{\min,i}$, σ_i стандартне відхилення значень амплітуди ЕКС i -го циклу, E_i енергія i -го циклу. У нормалізованому вигляді, Зазначимо, що $A_{\max,i}$, $A_{\min,i}$, $A_{pp,i}$, σ_i та E_i обчислюються з циклу після нормалізації тривалості, до нормалізації амплітуди.

$$E_i = \frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Tnorm}(l))^2, \quad (11)$$

ця величина характеризує енергетичну насиченість сигналу в межах циклу. Чим більша амплітуда сигналу тим більша енергія. При виявленні амплітудних аномалій (артефактів) таких як кіпінг та підсилення QRS цей параметр краще враховувати до амплітудної нормалізації, а саме у простому нормованому вигляді:

$$E_i = \frac{1}{L_i} \sum_{l=1}^{L_i} (f_i(l))^2, \quad (12)$$

L_i -тривалість i -го циклу або кількість відліків i -го циклу до нормалізації тривалості, $L_i \neq L^{norm}$.

$RMSE_i$ середньоквадратична похибка між досліджуваним циклом і репрезентативним нормальним циклом:

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Tnorm}(l) - f^{Tref}(l))^2}, \quad (13)$$

де $f^{Tref}(l) = f^{Trefaver}(l)$ або $f^{Tref}(l) = f^{Trefmed}(l)$ репрезентативний нормальний цикл (нормаований по тривалості).

Чим менша середньоквадратична похибка тим форма циклу близька до репрезентативного.

Якщо визначаємо середньоквадратичну похибку після амплітудної нормалізації тобто оцінюємо похибку лише форми циклу ЕКС то у формулі (15) використовуємо $f_i^{Anorm}(l)$, а не $f_i^{Tnorm}(l)$ і при цьому $f^{Aref}(l)$ визначається для репрезентативного нормального циклу (нормований по амплітуді).

r_i коефіцієнт кореляції між i -м циклом і репрезентативним циклом:

$$r_i = \frac{\sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Anorm}(l) - f_i^{Aref}(l)) \cdot (f^{refAnorm}(l) - \bar{f}^{Aref}(l))}{\sqrt{\sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Anorm}(l) - f_i^{Aref}(l))^2} \cdot \sqrt{\sum_{l=1}^{L^{norm}} (f^{refAnorm}(l) - \bar{f}^{Aref}(l))^2}}, \quad (14)$$

де f_i^{Aref} середнє значення i -го нормалізованого циклу,

$$f_i^{Aref}(l) = \frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} f_i^{Anorm}(l), \quad (15)$$

$\bar{f}^{ref}$ середнє значення репрезентативного циклу,

$$\bar{f}^{Aref}(l) = \frac{1}{L^{norm}} \sum_{l=1}^{L^{norm}} f^{refAnorm}(l), \quad (16)$$

Ми використовуємо не коефіцієнт кореляції r_i , а $1-r_i$ як деяку міру відмінності форми. Чим менша ця міра тим цикл подібний до нормального.

$D_{E,i}$ Евклідова відстань між i -м циклом і репрезентативним циклом,

$$D_{E,i} = \sqrt{\sum_{l=1}^{L^{norm}} (f_i^{Anorm}(l) - f^{Aref}(l))^2}, \quad (17)$$

де $f^{Aref}(l)$ репрезентативний нормальний цикл (нормований по амплітуді). Чим ближча евклідова відстань до нуля тим цикл подібний до репрезентативного.

$D_{DTW,i}$ - відстань Dynamic Time Warping між поточним і репрезентативним циклом,

$$D_{DTW,i} = DTW(f_i^{Anorm}(l), f^{Aref}(l)), \quad (18)$$

Даний параметр допускає невеликі локальні часові зміщення компонентів P-QRS-Ттому він не чутливий до незначних відмінностей у їх положенні. Чим ближча DTW до нуля тим цикл подібний до репрезентативного.

Окрім традиційних метрик прямого порівняння форми, перспективним є модельно-структурний підхід, заснований на структурній функції та операторі перетворення шкали циклічного сигналу. На відміну від DTW, який формує інтегральну оцінку нелінійного часового узгодження двох циклів, оператор масштабування дозволяє безпосередньо описати локальні деформації часової структури циклу. Це дає можливість використовувати параметри функції масштабування як додаткові морфологічні та ритмічні ознаки [23].

Сформувавши вектор морфологічних ознак X_i^M він подається на один із розглянутих методів: One-Class SVM, Isolation Forest, LOF, Autoencoder, k-NN. При цьому метод формує числову оцінку O_i^M морфологічної аномальності i -го циклу, сформовану обраним методом, тобто $O_i^M = O(X_i^M)$.

Зазначимо, що для різних розглянутих методів оцінка O_i^M формується по-різному. У методі One-Class SVM, оцінка формується, як відхилення об'єкта від межі області нормальних даних у просторі ознак, в методі Isolation Forest як показник аномальності, у LOF - локальна міра відхилення щільності, у Autoencoder - помилка реконструкції, у k-NN - відстань до сусідніх нормальних об'єктів.

Далі слідує крок методу який повинен встановити який цикл відноситься до аномального чи нормального для цього використовується клас морфологічного стану S_i^M :

$$S_i^M = \begin{cases} \text{нормальний}, & O_i^M \leq O_{thr}^M \\ \text{аномальний}, & O_i^M > O_{thr}^M \end{cases}, \quad (19)$$

де O_{thr}^M - це порогове значення оцінки морфологічної аномальності, яка визначається за розподілом значень O_i^M для навчальної вибірки нормальних циклів ЕКС. При цьому поріг встановлюється як 99-й перцентиль оцінок аномальності (для різних методів він різний), отриманих для нормальних навчальних циклів:

$$O_{thr}^M = Q_{0.99}(O_1^M, \dots, O_C^M), i = \overline{1, C}, \quad (20)$$

Коли виявлено морфологічний стан S_i^M який відповідає аномальному циклу (встановлено аномальний цикл) здійснюється визначення (ідентифікація) приналежності нетипового (аномального) циклу до одного з 5 морфологічних класів: K_1^M імпульсний артефакт; K_2^M деформаційний артефакт; K_3^M високочастотний шумовий артефакт; K_4^M низькочастотний / трендовий артефакт; K_5^M втрата сигналу або обмеження амплітуди.

$\hat{K}_a^M$ визначений клас морфологічного артефакту аномального циклу, який набуває одного з п'яти значень: $\hat{K}_a^M \in \{K_1^M, K_2^M, K_3^M, K_4^M, K_5^M\}$.

Спочатку виявляється нетиповий морфологічний стан, після чого визначається характер морфологічного відхилення, а на завершальному етапі встановлюється його можливе походження - технічний артефакт або фізіологічна/патологічна зміна, це потрібно врахувати в наступних методах діагностичної системи.

В таблиці 5 наведено порівняння методів виявлення нетипових циклів ЕКС.

Порівняння показує, що універсально найкращого методу для всіх видів артефактів немає. Вибір алгоритму визначається представленням циклу, обсягом і характером навчальних даних, локальністю аномалії та допустимою обчислювальною складністю.

Проведений аналіз підтверджує доцільність розділення задачі на виявлення нетипового циклу та подальшу ідентифікацію характеру спотворення. Такий підхід особливо важливий для ЕКС, оскільки одна й та сама зовнішня ознака може мати технічне або фізіологічне походження. Тому вихід алгоритму виявлення аномалій не інтерпретується безпосередньо як підтверджений артефакт.

Для морфологічних артефактів найбільш інформативним є спільне використання форми нормалізованого циклу, локальних амплітудно-часових ознак і міри відхилення від репрезентативного циклу. Для артефактів ритмічної структури основними ознаками є відхилення тривалостей циклів і RR-інтервалів, а також поява, втрата або зміщення часових міток. Це обґрунтовує окреме опрацювання морфологічної та ритмічної складових із подальшим об'єднанням результатів.

Таблиця 5.
Порівняльна характеристика методів виявлення нетипових циклів
ЕКС

Метод	Принцип	Переваги	Обмеження	Доцільність для ЕКС
One-Class SVM	Побудова межі нормального класу у просторі ознак	Працює переважно з нормальними прикладами; гнучка нелінійна межа	Чутливість до ядра, v , γ та масштабування ознак	Добре для компактного набору морфологічних і статистичних ознак
Isolation Forest	Випадкове ізолювання об'єктів деревами	Низька складність; придатність до багатовимірних ознак	Менш чутливий до локальної структури; потрібен поріг аномальності	Доцільний для швидкого скринінгу великої кількості циклів
LOF	Порівняння локальної щільності з сусідами	Виявляє локальні аномалії в неоднорідних групах	Залежить від k , метрики та масштабу; складніший у високих розмірностях	Корисний при природній морфологічній варіабельності нормальних циклів
Автоенкодер	Оцінювання похибки реконструкції нормального циклу	Може працювати з повною формою сигналу; автоматично формує ознаки	Потребує більше даних і ресурсів; потрібен поріг реконструкції	Перспективний для великих вибірок вирівняних циклів
k-NN	Відстань до найближчих типових циклів	Простота, інтерпретованість, відсутність складного навчання	Повільніший пошук на великих вибірках; залежить від k і метрики	Добрий базовий метод і контрольна модель
RMSE / кореляція / Euclidean / DTW	Порівняння з репрезентативним циклом	Прозора інтерпретація; мінімальні вимоги до навчання	Потрібен якісний шаблон; чутливість до вирівнювання, крім DTW	Доцільні як базові метрики або складова гібридного методу

One-Class SVM доцільний, коли можна сформувавши компактний простір інформативних ознак нормальних циклів; Isolation Forest - для швидкого багатовимірного скринінгу; LOF - для виявлення локальних відхилень у неоднорідній нормальній вибірці; автоенкодер - для аналізу повної форми циклу за наявності

достатнього обсягу даних; k-NN і метрики відстані - як інтерпретовані базові методи.

Експериментальна перевірка методів виявлення артефактів.

Для експериментальної перевірки розглянутих методів використано реалізації ЕКС, які містять такі види артефактів: кліпінг QRS-комплексу, інверсія QRS-комплексу та втрата фрагмента ST-T-TP. Сегментацію ми виконували за положенням QRS-комплексів; для коректного опрацювання інвертованих комплексів характерні точки локалізували за модулем амплітуди сигналу. Кожний сегмент-цикл інтерполяційно приводили до $L^{norm} = 256$ відліків, після чого виконували робастне центрування та масштабування. Моделі навчали лише на підмножині нормальних циклів, а оцінювання проводили на відкладених нормальних циклах разом з усіма розміченими артефактними циклами.

Для кількісного оцінювання використовували Accurasy, Precision, Recall, F1-міру та Balanced Accurasy. Оскільки частка артефактних циклів є малою порівняно з кількістю нормальних, основну увагу приділено Recall, F1 та Balanced Accurasy, оскільки звичайна Accurasy за дисбалансу класів може бути недостатньо інформативною.

Розмітку артефактів формували незалежно від результатів класифікаторів. Для кліпінг QRS використано ознаку насичення амплітуди, що дало 10 артефактних циклів. Для інверсії QRS використано від'ємну полярність QRS-комплексу; виявлено 15 інвертованих циклів. Для втрати сигналу ST-T-TP виявлено п'ять протяжних ділянок майже лінійного відновлення сигналу, які перетинають межі десяти сегментованих циклів. В таблиці 6 зведені значення F1-міри для досліджуваних методів на трьох наборах з присутніми артефактами.

У початковому варіанті з амплітудною нормалізацією RMSE, кореляційна та евклідова відстані не виявили жоден з 10 кліпінг-циклів (тому F1-міра була рівна 0). Висока Accurasy при цьому зумовлена дисбалансом класів і не відображає чутливість до рідкісних артефактів. Тому для оцінювання методів основну увагу приділено Precision, Recall, Balanced Accurasy.

Повторне оцінювання кліпінгу без індивідуальної амплітудної нормалізації показало істотне покращення RMSE та Euclidean distance (F1=0.8000), що підтверджує необхідність збереження абсолютних амплітудних характеристик для цього класу артефактів.

Кореляційна відстань істотно не покращилась, оскільки коефіцієнт кореляції слабше реагує на абсолютний масштаб амплітуди.

Таблиця 6.

Значення F1-міри для досліджуваних методів на трьох наборах даних з присутніми артефактами

Метод	F1 (кліпінг QRS)	F1 (інверсія QRS)	F1 (втрата сигналу ST_T_TP)
One-Class SVM	0.5263	0.6383	0.5263
Isolation Forest	0.8696	0.1667	0.7407
LOF	0.8000	0.8571	0.8000
Autoencoder	0.7143	0.8108	0.7407
k-NN distance	0.8000	0.1739	0.7692
RMSE	0.8000*	0.8571	0.6957
Correlation distance	0	0.8333	0.7692
Euclidean distance	0.8000*	0.8571	0.6957
DTW	0.8696	0.8571	0.5000
Mahalanobis distance	0.8696	0.3200	0.7692

*- результат без використання індивідуальної амплітудної нормалізації.

Для досліджуваних реалізацій - артефакт кліпінгу QRS методи RMSE, евклідової та кореляційної відстані після амплітудної нормалізації не забезпечили виявлення артефактних циклів. Це пояснюється тим, що індивідуальна амплітудна нормалізація частково компенсує основну діагностичну ознаку кліпінгу - обмеження амплітуди QRS-комплексу. Крім того, локальне спотворення займає лише невелику частину повного сегмента-циклу, тому його внесок у глобальні метрики відстані зменшується.

Для кліпінгу QRS глобальні метрики RMSE та Euclidean виявилися недостатньо чутливими, оскільки спотворення локалізоване в невеликій частині циклу. Тому доцільно доповнювати їх локальними QRS-ознаками та характеристиками насичення сигналу.

В таблиці 7 зведені усереднені значення метрики F1.

Таблиця 7.

Усереднені значення метрики F1 для методів виявлення
морфологічних артефактів

Метод	Середня F1
LOF	0.8190
RMSE, зі збереженням амплітуди для кліпінгу	0.7843
Euclidean, зі збереженням амплітуди для кліпінгу	0.7843
Autoencoder	0.7553
DTW	0.7422
Mahalanobis distance	0.6529
Isolation Forest	0.5923
k-NN	0.5810
One-Class SVM	0.5636
Кореляційна відстань, $1-r_i$	0.5342

Для RMSE та Euclidean distance у наборі кліпінг QRS використано результати без індивідуальної амплітудної нормалізації; для інших наборів використано базовий варіант опрацювання.

В таблиці 8 наведено результати порівняння двох варіантів опрацювання: усі методи після амплітудної нормалізації; методи без амплітудної нормалізації для набору даних кліпінг QRS.

Таблиця 8.

Вплив амплітудної нормалізації на якість виявлення кліпінг QRS

Варіант опрацювання	Accuracy	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
Після амплітудної нормалізації	0.9629	0	0	0	0.4956
Без амплітудної нормалізації	0.9857	0.6667	1.0000	0.8000	0.9926

Для артефакту кліпінг QRS індивідуальна амплітудна нормалізація призводить до втрати частини діагностично значущої інформації про абсолютний рівень та обмеження амплітуди сигналу. У результаті артефактні цикли не перевищують встановлений поріг аномальності, що призводить до відсутності істинно позитивних рішень і, відповідно, до нульових значень Precision, Recall та F1-міри. Порівняння двох варіантів опрацювання підтвердило: для амплітудно залежних спотворень необхідно зберігати

ненормалізовані ознаки $A_{\max,i}$, $A_{\min,i}$, $A_{pp,i}$, енергію та тривалість плато QRS, тоді як для аналізу форми доцільне амплітудно нормалізоване представлення. Тобто, універсальна амплітудна нормалізація не є оптимальною для всіх типів морфологічних артефактів; набір ознак і рівень нормалізації доцільно адаптувати до характеру спотворення. І тому оптимальний підхід буде комбінованим, клас-адаптивний, із паралельним використанням ознак до і після амплітудної нормалізації.

За сукупністю проведених експериментів найбільш стабільний результат серед базових детекторів отримано для метода LOF. Водночас результати прямих метрик показали, що їх ефективність суттєво залежить від типу спотворення та режиму нормалізації; тому універсальний детектор доцільно доповнювати клас-специфічними ознаками.

Обговорення експериментальних результатів. Ефективність окремих методів істотно залежить від морфології артефакту. Методи із врахуванням DTW, RMSE та Евклідової відстані добре реагували на інверсію QRS, тоді як для кліпінгу після амплітудної нормалізації RMSE та Евклідова відстань втрачали основну амплітудну ознаку. LOF продемонстрував найбільш стабільну поведінку на трьох досліджуваних наборах.

Отримані результати обґрунтовують гібридну організацію методу: базовий детектор нетипових циклів поєднується з ознаками, спеціалізованими для конкретного морфологічного класу. Такий підхід зменшує залежність від одного виду нормалізації або однієї метрики.

На рисунках 4-6 наведені виділені цикли з ідентифікованими артефактами.

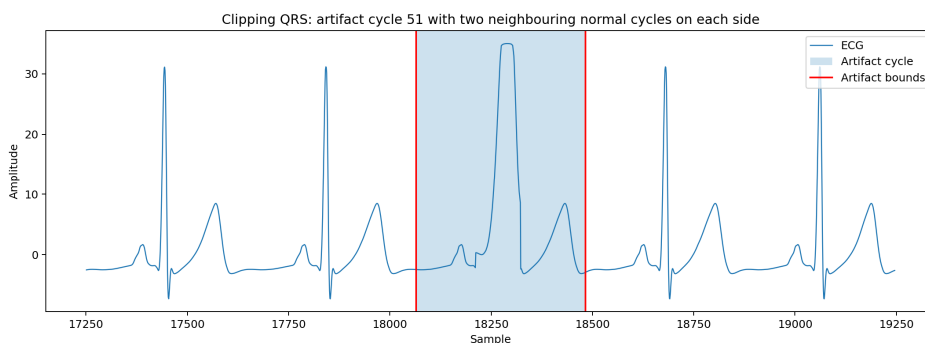


Рис. 4. Приклад визначеного артефакту кліпінгу QRS ($\hat{K}_a^M, a = 5$) з двома сусідніми циклами до та після артефакту

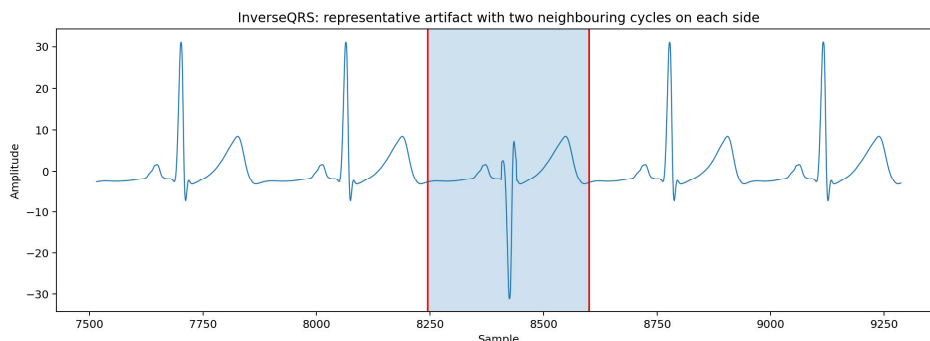


Рис. 5. Приклад визначеного деформаційного артефакту інверсія QRS ($\hat{K}_a^M, a = 2$) з двома сусідніми циклами до та після артефакту

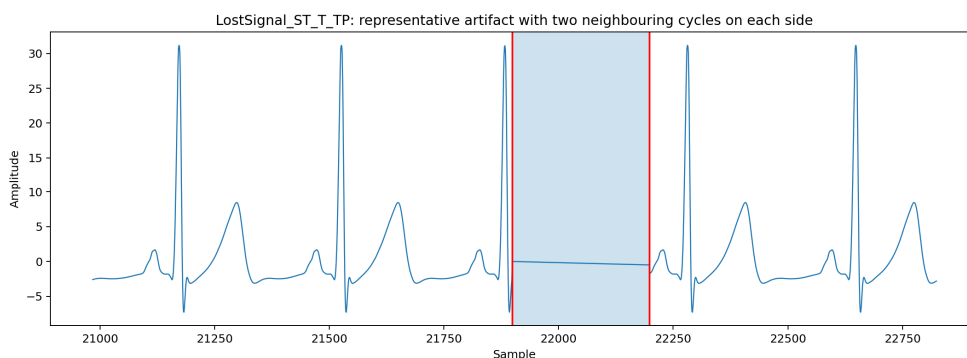


Рис. 6. Приклад визначеного артефакту втрати фрагмента ST-T-TP ($\hat{K}_a^M, a = 5$) з двома сусідніми циклами до та після артефакту

Таким чином, проведений експеримент не лише підтверджує можливість автоматичного виявлення нетипових циклів, але й показує, що вибір методу має враховувати характер морфологічного спотворення. Для наведених даних LOF виявився найстабільнішим базовим методом, тоді як метрики прямого порівняння доцільно використовувати як додаткові ознаки або як спеціалізовані детектори окремих типів артефактів.

Висновки. Запропоновано метод ідентифікації морфологічних артефактів ЕКС, у якому первинне виявлення нетипового циклу відокремлено від подальшого визначення класу спотворення. Морфологічні артефакти зведено до п'яти базових класів: імпульсних, деформаційних, високочастотних шумових, низькочастотних/трендових та артефактів втрати або обмеження

амплітуди. Для представлення циклу використано амплітудно-часові та формові ознаки, а для виявлення аномалій - One-Class SVM, Isolation Forest, LOF, автоенкодер, k-NN і прямі метрики порівняння.

Експерименти з кліпінгом QRS, інверсією QRS та втратою ST-T-TP показали, що LOF є найбільш стабільним базовим детектором, але оптимальний набір ознак залежить від природи артефакту. Для кліпінгу необхідно зберігати абсолютні амплітудні характеристики, тоді як для деформаційних спотворень ефективними є нормалізовані метрики форми. Отже, найбільш обґрунтованим є комбінований підхід із паралельним використанням ознак до і після амплітудної нормалізації.

У подальших дослідженнях планується розробити подібний підхід ідентифікації артефактів але для виявлення артефактів ритму, а також провести експерименти з іншими класами морфологічних артефактів, які не розглянуті в даній роботі.

1. Rangayyan R. M. Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach. New York: IEEE Press; Wiley-Interscience, 2002. 543 p.
2. Sörnmo L., Laguna P. Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications. Amsterdam: Elsevier Academic Press, 2005. 668 p.
3. Clifford G. D., Azuaje F., McSharry P., eds. Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis. Boston: Artech House, 2006. 384 p.
4. Webster J. G., ed. Medical Instrumentation: Application and Design. 4th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2009.
5. Satija U., Ramkumar B., Manikandan M. S. A Review of Signal Processing Techniques for Electrocardiogram Signal Quality Assessment. IEEE Reviews in Biomedical Engineering. 2018. Vol. 11. P. 36–52. DOI: 10.1109/RBME.2018.2810957.
6. Smital L., Haider C. R., Vitek M. et al. Real-Time Quality Assessment of Long-Term ECG Signals Recorded by Wearables in Free-Living Conditions. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2020. Vol. 67, No. 10. P. 2721–2734. DOI: 10.1109/TBME.2020.2969719.
7. Proakis J. G., Manolakis D. G. Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications. 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2007.
8. Addison P. S. Wavelet transforms and the ECG: a review. Physiological Measurement. 2005. Vol. 26, No. 5. P. R155–R199. DOI: 10.1088/0967-3334/26/5/R01.
9. Faust O., Hagiwara Y., Hong T. J., Lih O. S., Acharya U. R. Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: a review. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2018. Vol. 161. P. 1–13. DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.04.005.
10. Behar J., Oster J., Li Q., Clifford G. D. ECG signal quality during arrhythmia and its application to false alarm reduction. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2013. Vol. 60, No. 6. P. 1660–1666. DOI: 10.1109/TBME.2013.2240452.
11. Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J.,

Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution. *Neural Computation*. 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471. DOI: 10.1162/089976601750264965. 12. Liu F. T., Ting K. M., Zhou Z.-H. Isolation Forest. *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Data Mining*. Pisa, Italy, 2008. P. 413–422. DOI: 10.1109/ICDM.2008.17. 13. Breunig M. M., Kriegel H.-P., Ng R. T., Sander J. LOF: Identifying Density-Based Local Outliers. *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. 2000. P. 93–104. DOI: 10.1145/342009.335388. 14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2016. 800 p. 15. Cover T. M., Hart P. E. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*. 1967. Vol. 13, No. 1. P. 21–27. DOI: 10.1109/TIT.1967.1053964. 16. Keogh E., Ratanamahatana C. A. Exact indexing of dynamic time warping. *Knowledge and Information Systems*. 2005. Vol. 7. P. 358–386. DOI: 10.1007/s10115-004-0154-9. 17. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20. P. 273–297. DOI: 10.1007/BF00994018. 18. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45. P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324. 19. Friedman J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*. 2001. Vol. 29, No. 5. P. 1189–1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451. 20. Acharya U. R., Fujita H., Lih O. S. et al. Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network. *Information Sciences*. 2017. Vol. 405. P. 81–90. DOI: 10.1016/j.ins.2017.04.012. 21. Lytvynenko I. Method of Segmentation of Determined Cyclic Signals for the Problems Related to their Processing and Modelling. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*. 2017. Vol. 88, No. 4. P. 153–169. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2017.04.153. 22. Lupenko S., Lytvynenko I., Stadnyk N. Method for Reducing the Computational Complexity of Processing Discrete Cyclic Random Processes in Digital Data Analysis Systems. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*. 2020. Vol. 97, No. 1. P. 110–120. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2020.01.110. 23. Лупенко С. А. Оператор перетворення шкали в задачах моделювання та аналізу циклічних сигналів. *Вісник Тернопільського державного технічного університету*. 2007. Т. 12, № 4. С. 141–152.

REFERENCES:

1. Rahnayyan R.M. *Analiz biomedychnykh syhnaliv: pidkhid na osnovi tematychnoho doslidzhennya*. N'yu-York: IEEE Press; Wiley-Interscience, 2002. 543 s. 2. S'ornmo L., Lahuna P. *Obrobka bioelektrychnykh syhnaliv u kardiologichnykh ta nevrolohistichnykh zastosuvannyakh*. Amsterdam: Elsevier Academic Press, 2005. 668 s. 3. Klifford H. D., Azuakhe F., MakSharri P., red. *Peredovi metody ta instrumenty dlya analizu danykh EK-H*. Boston: Artech House, 2006. 384 s. 4. Vebster Dzh. H., red. *Medychne obladnannya:*



zastosuvannya ta proektuvannya. 4-te vyd. Khoboken, N'yu-Dzhersi: John Wiley & Sons, 2009. 5. Satidzha U., Ramkumar B., Manikandan M. S. Ohlyad metodiv obrobky syhnaliv dlya otsinky yakosti syhnalu elektrokardiohramy. IEEE Reviews in Biomedical Engineering. 2018. Tom 11. S. 36–52. DOI: 10.1109/RBME.2018.2810957. 6. Smital L., Khayder K.R., Vitek M. ta in. Otsinka yakosti dovhotryvalykh EK-H-syhnaliv, zapysanykh nosymymy prystroyamy u vil'nykh umovakh, u rezhymi real'noho chasu. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2020. Tom 67, № 10. S. 2721–2734. DOI: 10.1109/TBME.2020.2969719. 7. Proakis Dzh. H., Manolakis D. H. Tsyfrova obrobka syhnaliv: pryntsypy, alhorytmy ta zastosuvannya. 4-te vyd. Apper-Sedl-River, N'yu-Dzhersi: Pearson Prentice Hall, 2007. 8. Addison P. S. Veyvlet-peretvorenniya ta EK-H: ohlyad. Fiziologichni vymiryuvannya. 2005. T. 26, № 5. S. R155–R199. DOI: 10.1088/0967-3334/26/5/R01. 9. Faust O., Hagiwara Y., Hong T. J., Lih O. S., Acharya U. R. Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: a review. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2018. Vol. 161. P. 1–13. DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.04.005. 10. Behar J., Oster J., Li Q., Clifford G.D. ECG signal quality during arrhythmia and its application to false alarm reduction. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2013. Vol. 60, No. 6. P. 1660–1666. DOI: 10.1109/TBME.2013.2240452. 11. Schölkopf B., Platt J. C., Shawe-Taylor J., Smola A. J., Williamson R. C. Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution. Neural Computation. 2001. Vol. 13, No. 7. P. 1443–1471. DOI: 10.1162/089976601750264965. 12. Liu F.T., Ting K.M., Zhou Z.-H. Isolation Forest. Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Data Mining. Pisa, Italy, 2008. P. 413–422. DOI: 10.1109/ICDM.2008.17. 13. Broynih M. M., Krihel' KH.-P., Nh R. T., Sander Dzh. LOF: Vyznachennya lokal'nykh vykydiv na osnovi shchil'nosti. Materialy Mizhnarodnoyi konferentsiyi ACM SIGMOD z upravlinnya danymy 2000 roku. 2000. S. 93–104. DOI: 10.1145/342009.335388. 14. Hutfello I., Bendzhio YU., Kurvil' A. Hlyboke navchannya. Kembrydzh, Massachuset-s: MIT Press, 2016. 800 s. 15. Kover T. M., Khart P. E. Klasyfikatsiya shabloniv nayblyzhchykh susydiv. IEEE Transactions on Information Theory. 1967. T. 13, № 1. S. 21–27. DOI: 10.1109/TIT.1967.1053964. 16. Kio E., Ratanamakhatana K. A. Tochne indeksuvannya dynamichnoho vykryvlennya chasu. Systemy znan' ta informatsiyi. 2005. Tom 7. S. 358–386. DOI: 10.1007/s10115-004-0154-9. 17. Kortés K., Vapnik V. Merezhi opornykh vektoriv. Mashynne navchannya. 1995. Tom 20. S. 273–297. DOI: 10.1007/BF00994018. 18. Breyman L. Vypadkovi lisy. Mashynne navchannya. 2001. Tom 45. S. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324. 19. Fridman Dzh. KH. Aproksymatsiya zhadibnoyi funktsiyi: hradiyentnyy pidvyshchuval'nyy avtomat. Litopys statystyky. 2001. Vyp. 29, № 5. S. 1189–1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451. 20. Acharya U. R., Fujita H., Lih O. S. et al. Automated detection of arrhythmias using different

intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network. Information Sciences. 2017. Vol. 405. P. 81–90. DOI: 10.1016/j.ins.2017.04.012. 21. Lytvynenko I. Method of Segmentation of Determined Cyclic Signals for the Problems Related to their Processing and Modelling. Scientific Journal of the Ternopil National Technical University. 2017. Vol. 88, No. 4. P. 153–169. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2017.04.153. 22. Lupenko S., Lytvynenko I., Stadnyk N. Method for Reducing the Computational Complexity of Processing Discrete Cyclic Random Processes in Digital Data Analysis Systems. Scientific Journal of the Ternopil National Technical University. 2020. Vol. 97, No. 1. P. 110–120. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2020.01.110. 23. Lupenko S. A. Scale transformation operator in problems of modeling and analysis of cyclic signals. Bulletin of Ternopil State Technical University. 2007. Vol. 12, No. 4. P. 141–152.

Andrii Kondratiuk, (1:ORCID: 0009-0004-6544-6676)

PhD Student

Iaroslav Lytvynenko, (1:ORCID: 0000-0001-7311-4103)

Doctor of Technical Sciences, Professor

¹Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ternopil

METHOD FOR IDENTIFICATION OF MORPHOLOGICAL ARTIFACTS IN ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL REALIZATIONS

The article presents a method for automated detection and identification of morphological artifacts in electrocardiogram signal realizations, focused on the analysis of atypical shapes of individual cardiac cycles. The proposed processing sequence includes ECG segmentation, alignment of cycles by the R peak, normalization of cycle duration, and formation of amplitude-time, statistical, and shape features. For the primary detection of anomalous cycles, One-Class SVM, Isolation Forest, Local Outlier Factor, an autoencoder, and k-NN are considered, together with direct metrics for comparison with a representative normal cycle: RMSE, correlation coefficient, Euclidean distance, and Dynamic Time Warping.

Morphological artifacts are systematized into five basic classes: impulsive, deformational, high-frequency noise, low-frequency/trend, and amplitude loss or limitation artifacts. Experimental verification was performed for QRS clipping, QRS inversion, and loss of an ST-T-TP fragment. The results show that detector efficiency substantially depends on the type of morphological distortion and the normalization

strategy. LOF demonstrated the most stable results among the basic detectors.

It was established that universal amplitude normalization is not optimal for all classes: non-normalized amplitude features should be retained for clipping, whereas a normalized cycle representation is preferable for shape evaluation. The proposed approach uses features calculated both before and after amplitude normalization, thereby improving adaptation of the identification procedure to the artifact type. The results can be used in automated ECG quality-control systems.

Keywords: electrocardiosignal, morphological artifact, segmentation, cardiac cycle, anomaly, artifact, machine learning, one-class classification, One-Class SVM, Isolation Forest, Local Outlier Factor, autoencoder, k-NN, RMSE, DTW.

Отримано: 30 березня 2026 року
Прорецензовано: 25 квітня 2026 року
Прийнято до друку: 29 травня 2026 року



© 2026 [Andrii Kondratiuk, Iaroslav Lytvynenko]. Licensee [NUWEE]. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial (CC BY-NC) license ([creativecommons.org](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)).