



KAPITEL 9 / CHAPTER 9⁹ ECG-DATA FILTERING BY USING CROSS-BISPECTRUM

DOI: 10.30890/2709-2313.2024-33-00-013

Вступ

Через наявність великої кількості завадових компонентів у сигналі ЕКГ прийнято використовувати вдосконалені алгоритми для виділення корисної складової сигналу в інтерференційному середовищі, такі як методи аналізу незалежних компонент [1]-[3], методи фільтрації [4], їх комбінації [5] для досягнення найкращого результату [6], вейвлет-перетворення [7], методи розкладання сигналів на емпіричні моди [8], кореляційні методи [9], неадаптивні методи [10]. У свою чергу, їх можна поділити на одноканальні методи виділення ЕКГ [11] і багатоканальні методи [12], [13].

Основна концепція методів, заснованих на аналізі незалежних компонент [1]-[3], базується на тому, що джерело є статистично незалежним, тоді як сигнал ЕКГ є сумішшю вихідних сигналів [14]. Ці методи належать до класу оцінок другого порядку, які мають назву Independent Component Analysis (ICA) [15], [16]. Існує ще одна група цих методів, яка називається періодичним компонентним аналізом (Periodic Component Analysis, PiCA) [17], [18]. Основною проблемою використання методів ICA є те, що після отримання оцінок окремих джерел ЕКГ-сигналу неможливо достовірно визначити порядок джерел, а також масштабування джерел та їх знак. Однак останнім часом було представлено велику кількість модифікацій на основі цих алгоритмів.

Алгоритм Infomax використовує замість критерію збіжності значення ентропії. Також для визначення матриці розкладання на кожній ітерації для розрахунків використовується метод градієнтного спуску, тому цей алгоритм можна вважати аналогією нейронних мереж. Алгоритм розраховує матрицю розділення таким чином, щоб окремі компоненти абдомінального сигналу мали максимальну ентропію – максимальне значення середнього інформації. При

⁹Authors: Viunytskyi Oleh Hennadiyovych, Totyskyi Oleksandr Volodymyrovych



чому, матриця розділення та матриця змішування є ортогональними одна одній.

Алгоритм AMUSE використовує за основу початкову структуру даних для пошуку некорелюючих компонентів абдомінального сигналу, для чого використовується крос-коваріація. Процес обробки полягає у тому, що необхідно обрати значення зсуву таким чином, щоб автокореляція окремих оцінок джерел мала не нульове значення і максимально відрізнялась один від одного. На першому кроці виконується розрахунок матриці коваріації, після чого виконується розкладання значень матриці, оцінка кількості джерел і оцінка дисперсії шуму. Після чого дані розкладаються на оцінки джерел, які піддаються повторній оцінці, після чого отримують фактичну матрицю розкладання.

Алгоритм ERICA використовує значення ексцесу для відокремлення окремих джерел. Оцінка матриці змішування відбувається за допомогою ітераційного алгоритму, аргументами якого є швидкість навчання та матриця крос-кумулянтів четвертого порядку. Матриця розділення розраховується як ортогональна матриця до отриманої матриці змішування.

Метод FastICA [19], який є модифікацією алгоритму ICA, додатково використовує для розрахунку значення максимальної кількості ітераційних циклів, а також критерій конвергенції. На самому початку обробки даних алгоритм створює випадкові початкові ваги для матриці змішування, а на наступному кроці обробки обчислюється новий вектор за допомогою розрахунку ексцесу. Після цього виконується нормалізація і перевіряється вага добутку нового вектору на попередній з урахуванням критерію збіжності. Ці процедури повторюються до тих пір, поки не буде знайдено вагу при найбільшому значенні, що відповідає критерію збіжності, або коли буде перевищено кількість ітерацій [20].

Алгоритм JADE забезпечує обчислення матриці накопичення, яка далі використовується для поділу абдомінального сигналу на окремі джерела [21]. Вихідні оцінки розраховують так, щоб досягти максимального значення ексцесу для окремих компонентів. Спочатку оцінюють максимальний набір матриць накопичення, після чого вони оптимізуються шляхом знаходження матриці



обертання, яка має найбільший ступінь діагональності [22].

Алгоритм SOBI використовує статистику другого порядку для оцінки кореляції змін у сигналі для оцінки вихідних сигналів. Спочатку обчислюють матриці затримки, а потім коваріація вибірки діагоналізується за допомогою вхідних даних. Для розрахунку матриці розподілу розглядають оцінку отриманої матриці, після чого отримана матриця використовується для розділення джерел ЕКГ сигналу [23].

Існують також інші модифікації, такі як багатовимірний ICA [24], непараметричний ICA [25] та інші. Автори роботи [1] розглянули більшість із цих алгоритмів, розрахувавши ефективність за такими параметрами: точність пошуку комплексів QRS після виділення компонента ЕКГ; чутливість до перешкод; позитивне прогностичне значення; середнє значення між чутливістю та значенням. Згідно з результатами авторів, алгоритм FastICA виявився найефективнішим, а найкращі результати були досягнуті при поєднанні цього алгоритму з адаптивним фільтром.

Перша проблема для цих методів пов'язана з кількістю вхідних каналів при оцінці окремих джерел, оскільки для їх оцінки безпосередньо використовують самі канали вимірювання даних ЕКГ [24]. Ці методи припускають, що джерела є інформаційно незалежними один від одного, і тому вимагають стільки каналів ЕКГ-сигналів, скільки компонентів міститься в них. Результати авторів [25] демонструють цю залежність. Цю проблему намагаються вирішити за допомогою комбінованих методів, які полягають або у використанні кількох алгоритмів одночасно [26], або шляхом впровадження додаткових методів у попередню обробку ЕКГ-сигналів, наприклад, із застосуванням фільтрації низькоенергетичних компонентів [27]. Друга проблема – це вихідні компоненти. Основна проблема пов'язана з тим, що при використанні методів PiCA перший і головний компонент або джерело сигналу має найбільшу дисперсію, а тому містить компонент ЕКГ [28]. Тоді як при використанні методів ICA розкладання сигналів на джерела відбувається без урахування значень дисперсії сигналу, тому під час розкладання неможливо точно сказати, в якому порядку



розташовані оцінки джерел. Тому після застосування цих методів необхідно використовувати додаткові оцінки джерел для виявлення каналів ЕКГ. Однак перевага методів ІСА полягає в тому, що оцінка джерел відбувається без відомої попередньо визначеної інформації, тому розділення сигналу ЕКГ на компоненти ЕКГ і перешкоди не потребує додаткових визначень, тоді як методи РіСА вимагають попереднього визначення в сигналі ЕКГ розташування комплексів QRS в сигналі ЕКГ. Крім того, методи ІСА більш ефективні для виділення компоненти ЕКГ [29]. В даному розділі монографії запропоновано новий адаптивний метод вилучення корисної інформації в перешкодовому середовищі в багатоканальній системі реєстрації сигналу ЕКГ.

9.1. Опис запропонованого підходу

Для проведення дослідження використовувався набір відкритих електрофізіологічних інструментів (OSET) [30]. Цей набір включає такі інструменти, як сигнал ЕКГ і генератори перешкод, які розроблені на основі реальних моделей сигналів. Існують також інструменти для фільтрації сигналів ЕКГ, такі як фільтри Калмана, лінійні фільтри, а також інструменти для використання методів сліпого розділення джерела. OSET — це колекція з відкритим вихідним кодом генерації, моделювання, обробки та фільтрації біологічних сигналів, опублікована в червні 2006 року. Набір інструментів поширюється за ліцензією BSD і може використовуватися вільно. На рисунку 1 наведено приклад формування одноканального сигналу ЕКГ.

Система OSET дозволяє створювати низку збурень, а саме білий шум, кольоровий шум, щоб імітувати збурення, спричинені скороченнями м'язів, рухом електродів і блуканням базової лінії. Також існує можливість генерації комбінованих шумів, які містили попередні. Наприклад, можна змоделювати одночасне накладення шуму, спричинене рухами електродів, м'язовими скороченнями та блуканням базової лінії. На рисунку 2 показаний приклад згенерованого одноканального ЕКГ-сигналу з накладенням комбінованого шуму



зі значенням відношення сигнал/шум (SNR) = 30 дБВт.

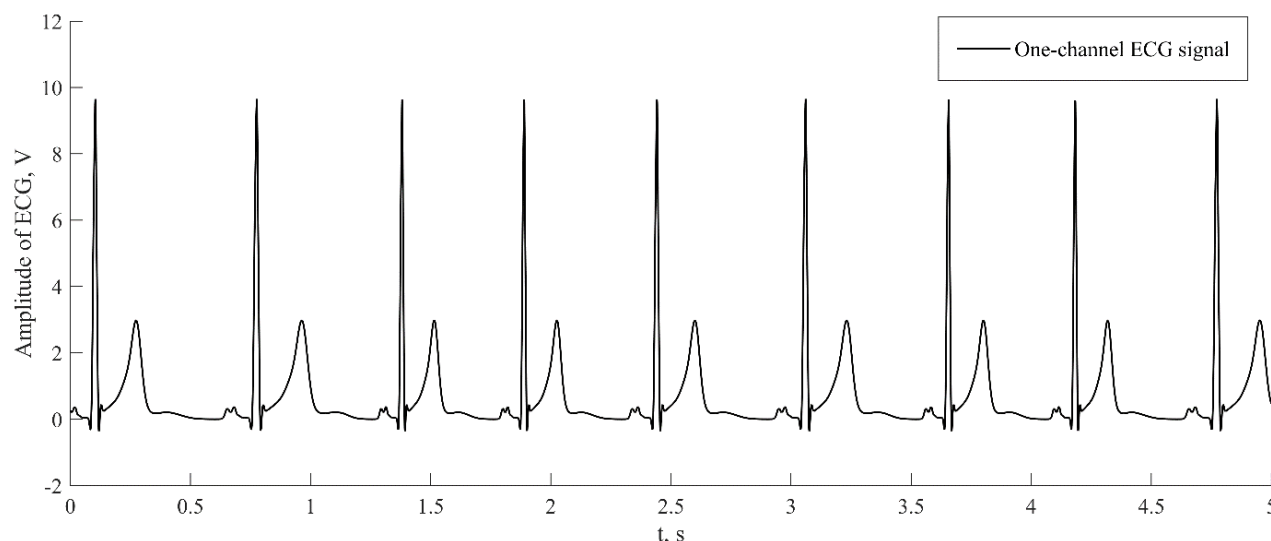


Рисунок 1 – Одноканальний запис згенерованого ЕКГ сигналу

Авторська розробка

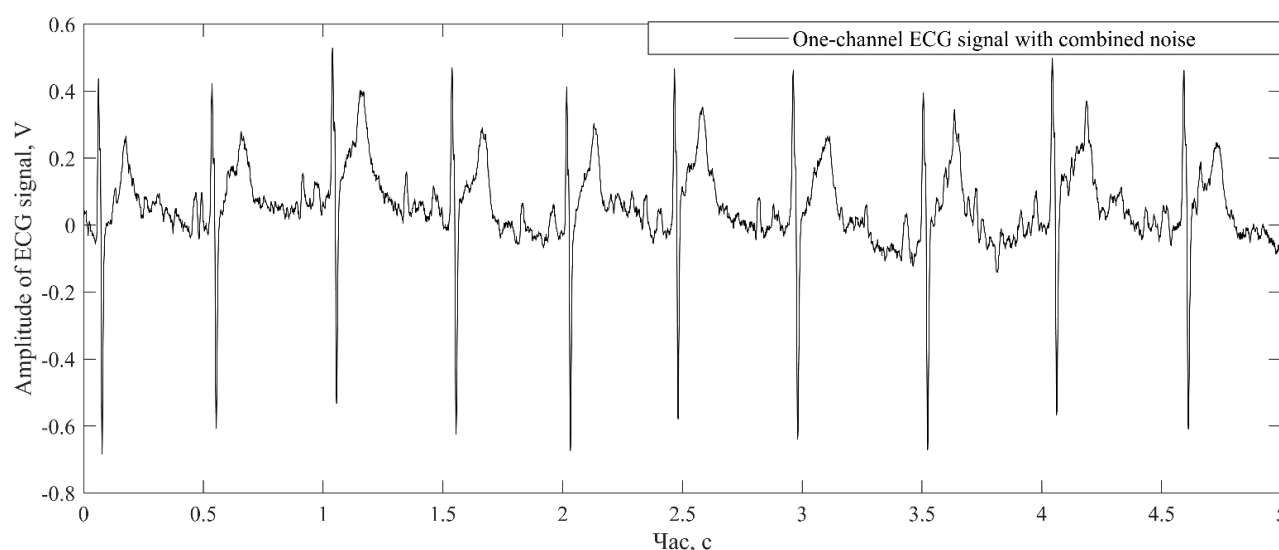


Рисунок 2 – Сформований сигнал ЕКГ з комбінованим шумом

Авторська розробка

Цей комбінований шум можна використовувати для перевірки стійкості розроблених методів або для перевірки адаптивних фільтрів для придушення саме тих класів перешкод, які виникають під час запису реальних даних.

Щоб перевірити ефективність фільтрації, виконують комбінований аналіз. Він полягає у визначенні наступних параметрів: дослідження значень кореляції Пірсона; середньоквадратичної помилки (RMSE); значення варіації компонентів



ЕКГ до і після фільтрації для визначення ступеня спотворення форми цієї компоненти; Значення SNR після використання фільтрації для дослідження ступеня придушення перешкод. Значення кореляції Пірсона R розраховують за допомогою [31]:

$$R = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)(y_{j,i} - \bar{y}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^n (y_{j,i} - \bar{y}_j)^2}}, \quad (1)$$

де n кількість елементів, що аналізується; $\bar{x}_j$, $\bar{y}_j$ визначають середні значення сигналу до фільтрації та після фільтрації, відповідно, для усіх сигналів, що аналізуються; $x_{j,i}$, $y_{j,i}$ визначають значення поточного сигналу до фільтрації та після, відповідно.

Значення RMSE розраховують за допомогою наступного визначення:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \right)^2}{n}}, \quad (2)$$

де x_i , y_i – сигнал до фільтрації та після, відповідно; n – кількість елементів (відліків) сигналу [31].

Для розрахунку дисперсії використовують (3) [31]:

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \mu|^2 \quad (3)$$

$$X_i = x_i - y_i \quad (4)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (5)$$

де X_i – різниця початкового сигналу без шуму та сигналу із шумом після фільтрації; μ – середнє значення різниці сигналу до та після фільтрації; n – кількість елементів (відліків) сигналу [31].

Відношення сигнал/шум (signal to noise ration, SNR) визначають за допомогою (6):



$$\text{SNR} = \frac{D_s}{D}, \quad (6)$$

$$D_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \mu_s|^2, \quad (7)$$

$$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (8)$$

де D_s – дисперсія початкового сигналу без шуму; x_i – сигнал до фільтрації; μ_s – середнє значення початкового сигналу; n – кількість елементів (відліків) сигналу [31].

При цьому, чим більше (1) для компоненти ЕКГ та чим воно менше для компоненти шуму, тим алгоритм фільтрації ефективніше. Чим менше (2)-(3) для компоненти ЕКГ та чим воно більше для компоненти шуму, тим краще ефективність фільтрації. Чим більше (6), тим ефективніше фільтрація.

Для отримання значень (6) в дБ, необхідно використати:

$$\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10}(\text{SNR}), \quad (9)$$

де SNR_{dB} – відношення сигнал/шум у дБ; SNR – відношення сигнал/шум, визначене за допомогою (6) [31].

За допомогою використання даного підходу оцінки фільтрації, можна визначити як втрату енергетичних параметрів досліджуваних сигналів, так і визначити ступінь придушення завад та вплив фільтру на форму початкового сигналу.

Для вирішення задачі фільтрації ми пропонуємо використовувати крос-біспектральну обробку сигналів. Оцінка біспектральної щільності (спектральна щільність третього порядку або кумулянтний спектр) дозволяє коректно описати статистичні характеристики спостережуваного процесу та визначити наявність кореляційних зв'язків спектральних складових [31]. Основною відмінністю біспектру від енергетичного спектра є збереження фазової інформації та можливість її відновлення. Біспектр описується комплексною функцією двох частотних змінних і має низку наступних переваг перед класичною оцінкою



спектру Фур'є [31]:

- для стаціонарного гаусового процесу з нульовим середнім значенням TCF і біспектр прагнуть до нуля;

- біспектр процесу з асиметричним законом розподілу не дорівнює нулю;

- біспектр інваріантний до часових зсувів початкового процесу.

Запишемо вираз для біспектра у вигляді наступного двовимірного дискретного перетворення Фур'є ПАКФ виду [31]:

$$\dot{B}_x(p, q) = \left\langle \dot{X}^{(m)}(p) \dot{X}^{(m)}(q) \dot{X}^{*(m)}(p + q) \right\rangle_{\infty} \quad (10)$$

де біспектр $\dot{B}_x(p, q)$ – це комплексна функція двох частотних змінних p і q ; $p = -I+1, \dots, I-1$, $q = -I+1, \dots, I-1$ – частотні індекси [31].

Крос-біспектральна обробка сигналів відрізняється від біспектральної використанням двох каналів сигналів для розрахунків [31].

$$\dot{B}_{c_x}(p, q) = \left\langle \dot{X}_1^{(m)}(p) \dot{X}_1^{(m)}(q) \dot{X}_2^{*(m)}(p + q) \right\rangle_{\infty}, \quad (11)$$

де $\dot{X}_1^{(m)}(p)$ – перетворення Фур'є для першого каналу сигналу; $\dot{X}_2^{*(m)}(q)$ – комплексно спряжене Фур'є перетворення для другого каналу сигналу; p та q – частотні індекси Фур'є перетворень [31].

Розрахунки виконують таким чином, що крос-біспектр містить внесок лише тих спектральних компонент, які мають спектрально-фазові зв'язки в двох каналах одночасно. Оскільки загальними компонентами для сигналів ЕКГ є компонента ЕКГ, у цій оцінці гаусів шум має бути придушений.

Запропонований алгоритм обробки сигналу ЕКГ на основі крос-біспектральної стратегії складається з наступних кроків.

- Визначається довжина сигнального вікна L , в якому буде виконуватися розрахунок крос-біспектру ($L = 512$ відліків); Визначається зсув вікна ($N = 1$ відлік); $L/2$ кількості нульових відліків додаються до початкових сигналів на лівому та правому кінцях масиву сигналів;
- З кількості сегментів сигналу M формується L вибірок ($M = \text{довжина сигналу}/L$); Відбираються фрагменти ЕКГ-сигналів по двох каналах, що



потрапляють у вікно; Крос-біспектр розраховується згідно з (11);

- Сигнал довжиною 512 відліків відновлюється з крос-біспектральної оцінки; Відновлені сигнали усереднюються; Усереднені дані зберігаються як один новий відлік відфільтрованого сигналу ЕКГ;
- Вікно зміщується на один відлік і всі кроки повторюються до кінця запису сигналів ЕКГ.;
- Після закінчення обробки спочатку додані нульові елементи видаляються, після чого виходить один канал відфільтрованого запису; Розрахунок виконується згідно (1) – (9) для порівняння отриманого відфільтрованого сигналу з початковим сигналом у першому каналі за умови відсутності в ньому шуму.

Показники запропонованого алгоритму оцінюють за допомогою порівняння результатів крос-біспектральної обробки даних з відомими методами аналізу незалежних джерел, шляхом обчислення результатів цих методів (1) – (9) при використанні лише двох каналів.

9.2. Результати комп'ютерного моделювання

На рисунку 3 наведено результати обробки двох каналів ЕКГ-сигналів та обчислення двох крос-каналів, тобто каналів, отриманих у результаті крос-біспектральної обробки двох вихідних каналів абдомінальних сигналів.

Як видно з рисунку 3, можна використовувати алгоритм, змінюючи порядок сигналів у обчисленні, виконаному за (11). Отримані перехресні канали не є середнім між вихідними двома каналами і не ідентичні один одному. Відповідно, це нова інформація, яка була отримана за допомогою крос-біспектрального методу, і її можна застосувати, наприклад, для вирішення двох наступних проблем: перша – це придушення перешкод між каналами, де вихідний канал буде замінений розрахованим крос-каналом; другий – використання перехресних каналів при використанні методів сліпого поділу джерела, де додаткові канали

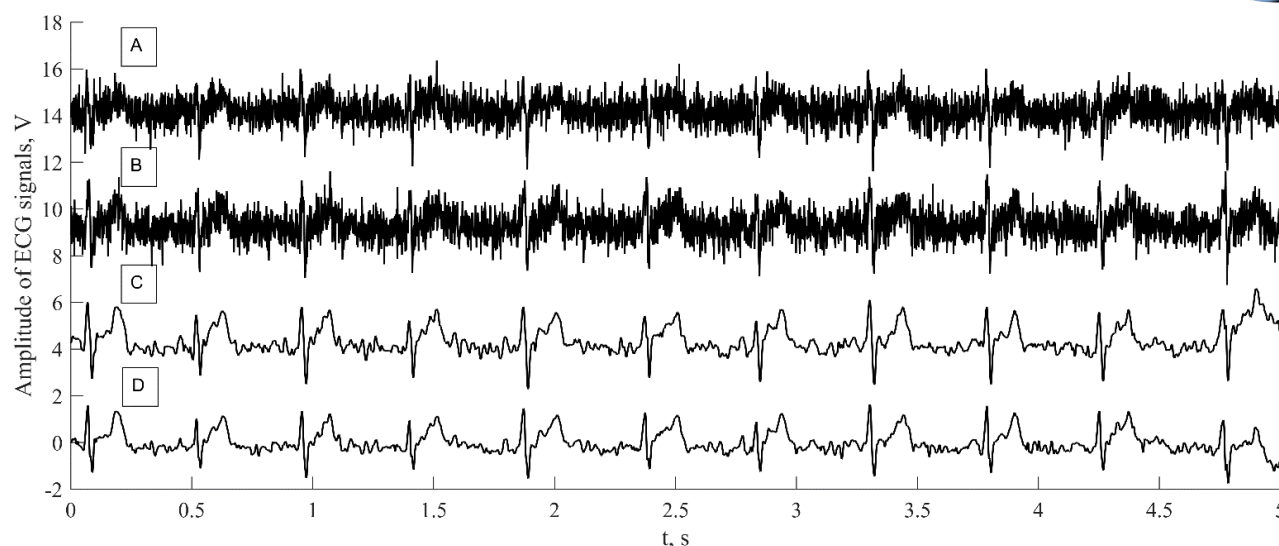


Рисунок 3 – Результат застосування алгоритму крос-біспектральної обробки ЕКГ сигналів, значення $L = 16$ відліків: *A – початковий ЕКГ сигнал у першому каналі; B – початковий ЕКГ сигналу у другому каналі; C – результат виконання алгоритму, коли $X1$ та $X2$ – перетворення Фур'є для першого та другого каналу відповідно; D – результат виконання алгоритму, коли $X1$ – перетворення Фур'є для другого каналу, а $X2$ – для першого каналу*
Авторська розробка

повинні підвищити якість поділу джерел. На рисунку 4 показано розрахунок двох додаткових крос-каналів, використовуючи для розрахунку дані крос-каналів, обчислені раніше та представлені на рисунку 3 (C, D). Рисунок 5 демонструє результат використання алгоритму JADE для розкладання сигналу на незалежні джерела, використовуючи початкові сигнали ЕКГ як вхідні аргументи (Рисунок 3: A і B).

На рисунку 6 представлено результат використання алгоритму JADE для розкладання крос-каналів на незалежні джерела, як вхідні аргументи використовувались розраховані крос-канали (рисунок 4: A – D).

У таблиці 1 наведено продуктивність запропонованого алгоритму в порівнянні з трьома методами аналізу незалежних компонентів за допомогою обробки даних лише у двох каналах.

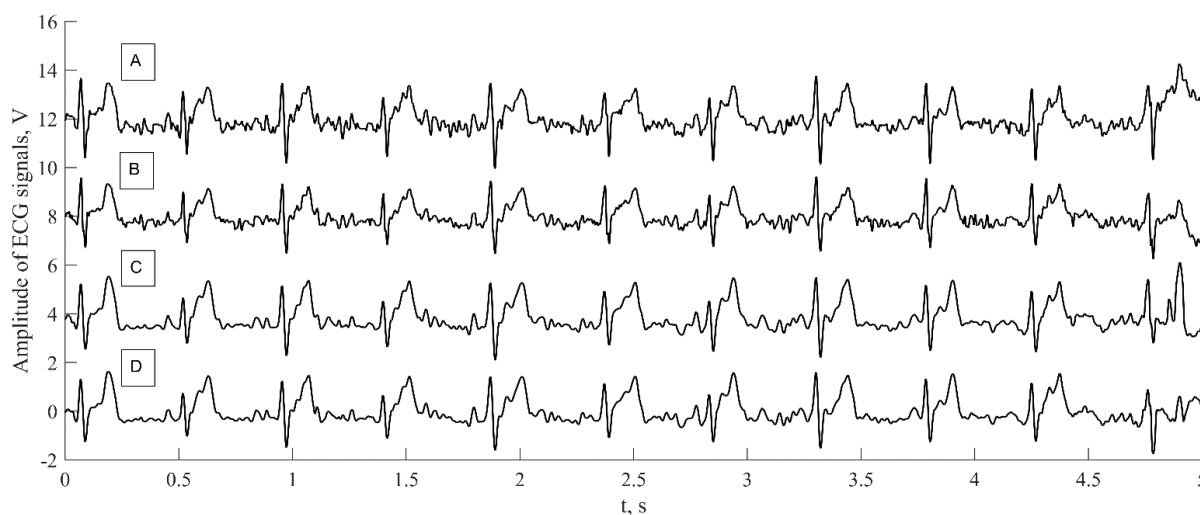


Рисунок 4 – Результат застосування запропонованого алгоритму крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів для $L = 16$ відліків: *A* – крос-канал *C* (рисунок 3); *B* – крос-канал *D* (рисунок 3); *B* є результатом обчислення за (11), коли X_1 є перетворенням Фур'є для першого крос-каналу, а X_2 – для другого крос-каналу; *D* є результатом розрахунку (11), коли X_1 є перетворенням Фур'є для другого крос-каналу, а X_2 – для першого крос-каналу
Авторська розробка

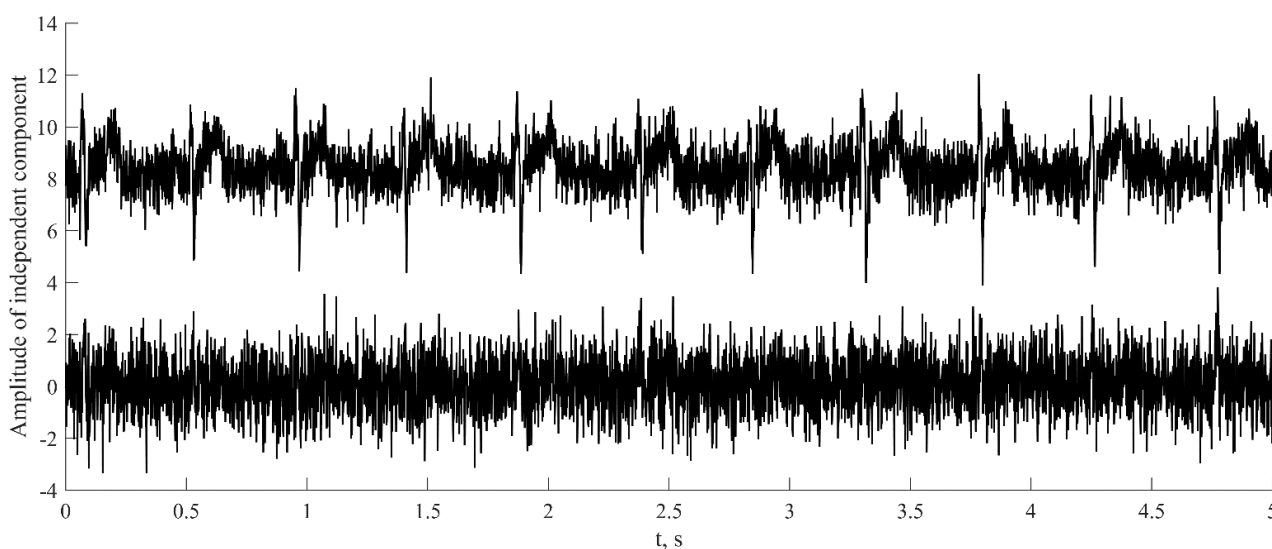


Рисунок 5 – Результат застосування алгоритму JADE для аналізу незалежних джерел початкових сигналів ЕКГ

Авторська розробка

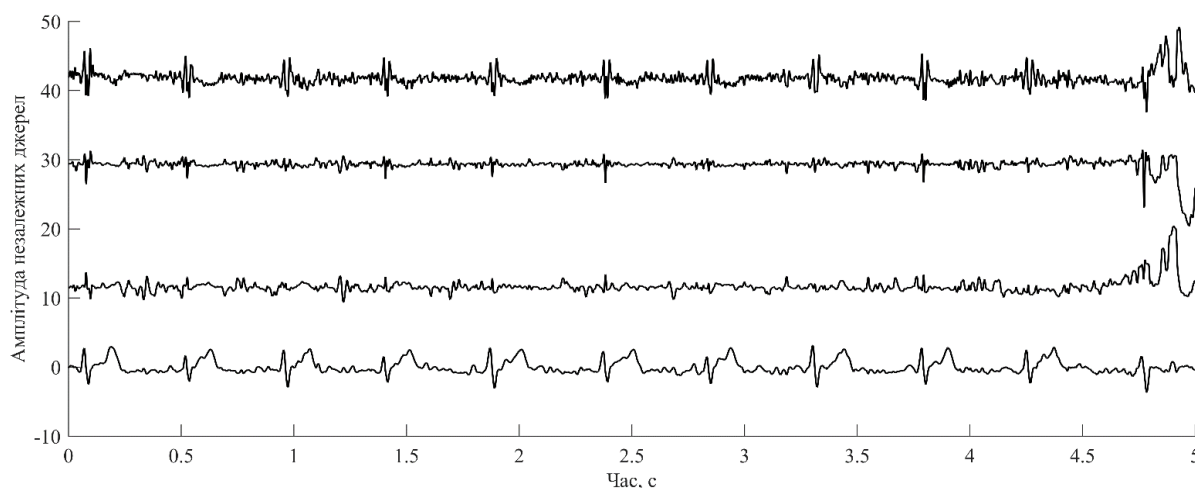


Рисунок 6 – Результат застосування алгоритму JADE для аналізу незалежних джерел розрахованих крос-каналів

Авторська розробка

Таблиця 1 – Результати порівняння ефективності методів

Метод	Кількість каналів	SNR raw, dBW	R	RMSE	D	SNR result, dBW
JADE	2	-20	0,11	$2 \cdot 10^{-3}$	$4,09 \cdot 10^{-6}$	-22,68
		-10	0,14	$6,4 \cdot 10^{-4}$	$4 \cdot 10^{-6}$	-12,88
		0	0,81	$2,5 \cdot 10^{-4}$	$5,99 \cdot 10^{-8}$	-4,46
		10	0,93	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^{-8}$	-0,42
		20	0,90	$1,3 \cdot 10^{-4}$	$1,60 \cdot 10^{-8}$	1,19
		30	0,79	$1,4 \cdot 10^{-4}$	$1,86 \cdot 10^{-8}$	0,92
		40	0,75	$1,4 \cdot 10^{-4}$	$2,07 \cdot 10^{-8}$	0,56
		50	0,67	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,38 \cdot 10^{-8}$	-0,06
PiCA	2	-20	0,10	$2,1 \cdot 10^{-1}$	0,44	-29,58
		-10	0,12	$4 \cdot 10^{-4}$	$1,81 \cdot 10^{-7}$	-7,97
		0	0,62	$1,95 \cdot 10^{-4}$	$5,13 \cdot 10^{-8}$	-1,25
		10	0,95	$1,24 \cdot 10^{-4}$	$1,81 \cdot 10^{-9}$	2,39
		20	0,97	$5,14 \cdot 10^{-5}$	$2,99 \cdot 10^{-9}$	9,56
		30	0,86	$7,15 \cdot 10^{-5}$	$9,04 \cdot 10^{-9}$	11,39
		40	0,64	$1,16 \cdot 10^{-4}$	$1,62 \cdot 10^{-9}$	3,23
		50	0,33	$2,46 \cdot 10^{-4}$	$6,77 \cdot 10^{-9}$	-4,11
FastICA	2	-20	0,07	$2 \cdot 10^{-1}$	0,2	-29,09
		-10	0,11	$5,4 \cdot 10^{-4}$	$3,08 \cdot 10^{-7}$	-11,16
		0	0,81	$1,94 \cdot 10^{-4}$	$4,14 \cdot 10^{-8}$	-1,94
		10	0,93	$1 \cdot 10^{-4}$	$1,24 \cdot 10^{-8}$	4,27
		20	0,90	$1,1 \cdot 10^{-4}$	$1,25 \cdot 10^{-8}$	2,95
		30	0,96	$1,1 \cdot 10^{-4}$	$1,52 \cdot 10^{-8}$	4,27
		40	0,94	$1,2 \cdot 10^{-4}$	$1,72 \cdot 10^{-8}$	4,35
		50	0,98	$6,04 \cdot 10^{-5}$	$6,85 \cdot 10^{-9}$	10,65
Cross-Bispectrum	2	-20	0,32	$2,6 \cdot 10^{-4}$	$6,93 \cdot 10^{-8}$	-4,81
		-10	0,68	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,24 \cdot 10^{-8}$	-0,11



Метод	Кількість каналів	SNR raw, dBW	R	RMSE	D	SNR result, dBW
		0	0,91	$7,55 \cdot 10^{-5}$	$5,74 \cdot 10^{-9}$	5,83
		10	0,95	$5,60 \cdot 10^{-5}$	$3,30 \cdot 10^{-9}$	8,56
		20	0,96	$5,18 \cdot 10^{-5}$	$2,84 \cdot 10^{-9}$	9,19
		30	0,97	$4,70 \cdot 10^{-5}$	$2,37 \cdot 10^{-9}$	10,16
		40	0,95	$6,13 \cdot 10^{-5}$	$4,11 \cdot 10^{-9}$	8,09
		50	0,94	$6,69 \cdot 10^{-5}$	$4,66 \cdot 10^{-9}$	6,99

Авторська розробка

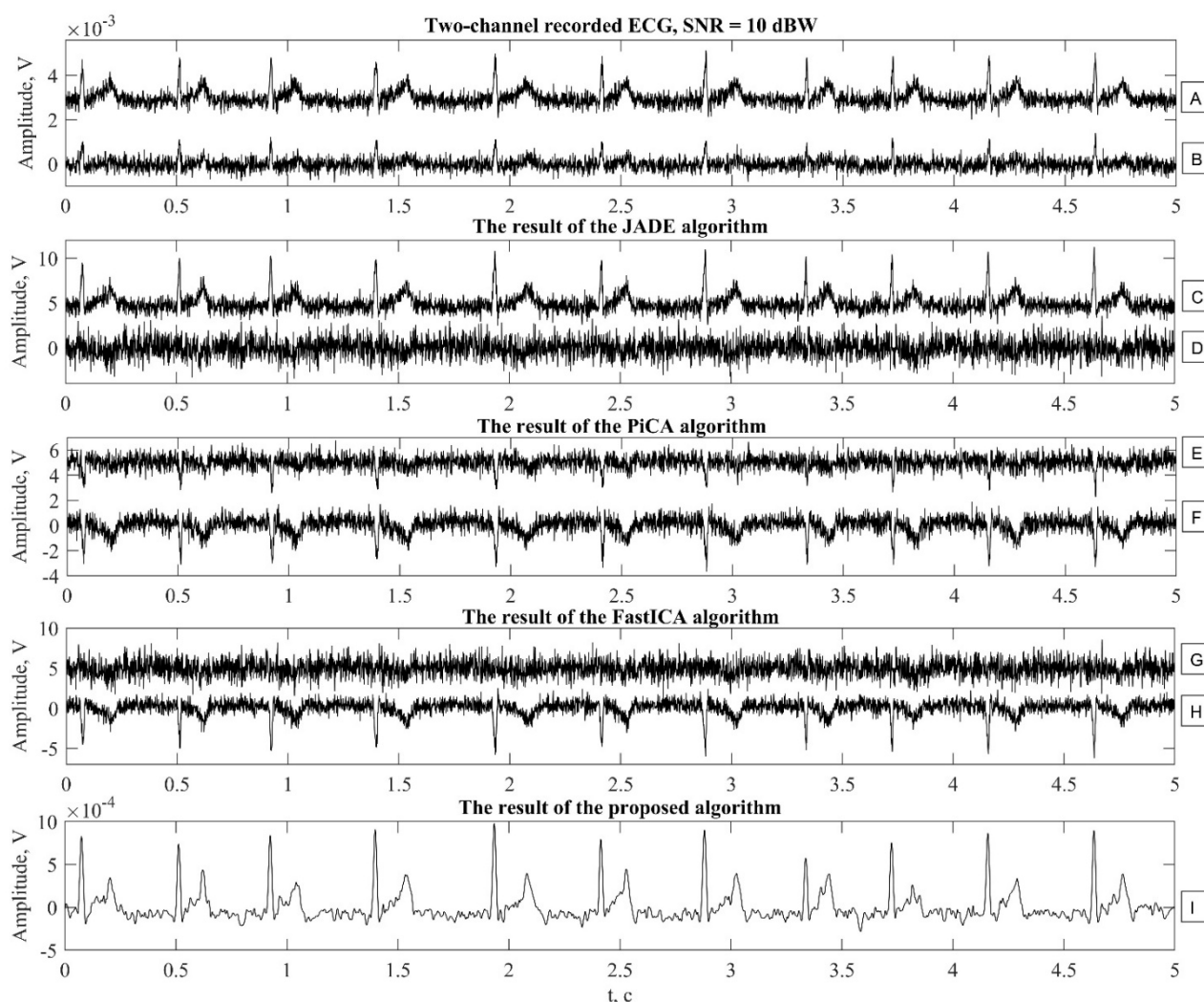


Рисунок 7 – Обробка ЕКГ-сигналу: *A і B – вихідні ЕКГ-сигнали в першому і другому каналі відповідно; C, D – результат виділення незалежних джерел за алгоритмом JADE; E, F – результати виділення незалежних джерел за алгоритмом PiCA; G, H – результати виділення незалежних джерел за алгоритмом FastICA; I – результати виділення сигналу ЕКГ за запропонованим крос-біспектральним алгоритмом ($L = 32$ відліки)*

Авторська розробка



На рисунку 7 показано результат виділення компоненти сигналу ЕКГ із двоканального запису за всіма досліджуваними алгоритмами при $\text{SNR} = 10$ дБВт. Як видно з рисунку 7, результат виділення ЕКГ-сигналу із суміші сигналу та шумів за допомогою запропонованого алгоритму має ряд переваг. Перевагою розробленого методу є гарантована визначеність каналу сигналу ЕКГ.

З результатів таблиці 1 видно, що запропонований алгоритм із початковим $\text{SNR} = -20$ дБВт забезпечує найкращий результат і збільшує SNR в середньому на 22 дБВт. Проте вихідний сигнал має значні спотворення, про що свідчить значення $R = 0,32$. У діапазоні SNR від -10 до 10 дБВт запропонований алгоритм забезпечує найкраще придушення перешкод, збільшуючи SNR в середньому на 8,47 дБВт. При значенні $\text{SNR} = 20$ і 30 дБВт найкращий результат отримано для методу PiCA, однак розроблений алгоритм має менші значення RMSE і дисперсії, що свідчить про краще збереження форми початкового ЕКГ-сигналу, а також різниця початкового значення $\text{SNR} = 1,23$ дБВт. У межах $\text{SNR} = 40$ дБВт початкового SNR було досягнуто найкращий результат для запропонованого алгоритму. Він забезпечує в середньому на 4 дБВт краще SNR після фільтрації. Для $\text{SNR} = 50$ дБВт найкращі результати були досягнуті для алгоритму FastICA. У середньому він забезпечує краще значення SNR після фільтрації на 3,66 дБВт. Цей результат можна пояснити тим, що запропонований алгоритм вносить більше спотворень у вихідний сигнал, ніж усуває перешкод.

Якщо подивитися на рисунок 7 (C, D), в результаті застосування алгоритму JADE виділяється одна окрема складова сигналу ЕКГ, яка знаходиться в першому каналі (Рисунок 7, C), при застосуванні алгоритму FastICA компонента виділилась у другий канал (Рисунок 7, H). Тобто при використанні методів сліпого розділення джерел, окрема складова ЕКГ-сигналу може бути виділена будь-якому каналу, тому необхідно додатково використовувати алгоритми для пошуку цього каналу. Тоді як при використанні розробленого алгоритму в результаті обробки виходить один канал ЕКГ-сигналу, який містить сто відсотків ЕКГ-сигнал та залишкові перешкоди. Тому немає необхідності використовувати додаткові пошукові алгоритми. Якщо подивитися на результат виділення



окремих компонентів за допомогою алгоритму PiCA (Рисунок 7: E, F), то сигнали ЕКГ окремо виділились у дві компоненти. Однак алгоритм PiCA потребує раннього визначення положення комплексів QRS ЕКГ-сигналу, тоді як розроблений алгоритм не потребує попередньо визначеної інформації для своєї роботи. Якщо використати заміну вхідних каналів (Рисунок 7: A, B) у (11) на їх обернене використання, то алгоритм розділить дві складові так само, як і методи аналізу незалежних джерел.

Висновки

Досліджено ефективність нової запропонованої крос-біспектральної стратегії виділення сигналу ЕКГ у двоканальних записах у комбінованому середовищі перешкод. Результати було порівняно із загальноприйнятими методами аналізу незалежних джерел, таких як JADE, PiCA, FastICA. Результати свідчать, що запропонований алгоритм із початковим SNR –20 дБВт забезпечує найкращий результат і збільшує SNR в середньому на 22 дБВт, хоча вихідний сигнал має значні спотворення, як продемонстровано значенням кореляції Пірсона $R = 0,32$. У діапазоні SNR від –10 до 10 дБВт запропонований алгоритм забезпечує найкраще придушення шуму, збільшуючи SNR в середньому на 8,47 дБВт. При SNR = 20 і 30 дБВт найкращий результат отримано для методу PiCA, однак запропонований алгоритм має менші значення RMSE і дисперсії, що свідчить про краще збереження форми вихідного ЕКГ-сигналу при різниці в значенні SNR = 1,23 дБВт. У межах SNR = 40 дБВт початкового SNR було досягнуто найкращий результат для запропонованого алгоритму. Він забезпечує в середньому на 4 дБВт краще SNR після фільтрації. Для SNR = 50 дБВт найкращі результати були досягнуті для алгоритму FastICA. У середньому він забезпечує кращий SNR після фільтрації на 3,66 дБВт. Цей результат можна пояснити тим, що запропонований алгоритм вносить більше спотворень у вихідний сигнал, ніж усуває перешкоди.

У майбутньому необхідно провести додаткові дослідження ефективності запропонованого методу, а також порівняння з іншими методами нелінійної фільтрації, крім незалежних методів компонентного аналізу.