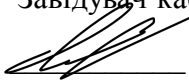


НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
РАДІОТЕХНІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
кафедра РАДІОІНЖЕНЕРІЇ

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

 Сергій ЛІТВІНЦЕВ

« 22 » _____ 12 _____ 2025 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою

«Інформаційна та комунікаційна радіоінженерія»

зі спеціальності 172 «Електронні комунікації та радіотехніка»

на тему: «Інтелектуальна система цифрової обробки

пульсових сигналів з адаптивним виділенням повільної складової»

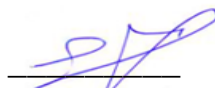
Виконав студент II курсу, групи PI-41 мп

Куцевол Андрій Миколайович
(прізвище, ім'я, по-батькові)


(підпис)

Науковий керівник:

Доцент, к.т.н., доцент Гусєва Олена Володимирівна
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по батькові)

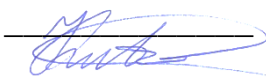

(підпис)

Рецензент:

Доцент, к.т.н., доцент Приходько Ірина Олександрівна
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.
Студент



Київ – 2025р.

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”

РАДІОТЕХНІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ

Кафедра радіоінженерії

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)
спеціальність 172 “Електронні комунікації та радіотехніка”
Освітньо-професійна програма “ Інформаційна та комунікаційна
радіоінженерія”

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри РІ

 **Сергій ЛІТВІНЦЕВ**

«_8_» ____09____ 2025 року

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту

Куцевол Андрій Миколайович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації _____ Інтелектуальна система цифрової обробки
пульсових сигналів з адаптивним виділенням повільної складової

науковий керівник дисертації Гусєва Олена Володимирівна

кандидат технічних наук, доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «_11_» ____11____ 2025 р. № 4896-с

2. Термін подання студентом дисертації «____» грудня 2025 р.
3. Об'єкт дослідження: повільна складова пульсового фотоплетизмографічного сигналу, зокрема, отриманого з відео людини
4. Вихідні дані: пульсовий сигнал, що отриманий засобами фотоплетизмографії, в том числі – дистанційної (з відео обличчя), повільна – дихальна – складова, середньоквадратична похибка визначення 3...10 мсек.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: виконати критичний огляд традиційних методів виділення повільної складової пульсового сигналу; запропонувати методи, які програмно можна адаптувати до наявних швидких контурних, частотних та часових варіацій в пульсовому фотоплетизмографічному сигналі; на основі результатів розрахункових експериментів розробити рекомендації щодо застосування окремих методів або

їх комбінацій; інформаційна цифрова система виділення повільної складової ФПГ та дФПГ сигналів

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

Презентація представлена на 15 плакатах

7. Орієнтовний перелік публікацій:

Стаття в часописі «Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування»

8. Консультанти розділів дисертації: науково-педагогічні працівники радіотехнічного факультету.

9. Дата видачі завдання: 8.09.2025р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Огляд існуючих методів аналізу квазіперіодичних сигналів з завадами	28.09.2025 р.	виконано
2	Обґрунтування вибору адаптивних методів виділення повільної складової пульсових фотоплетизмографічних сигналів	25.10.2025 р.	виконано
3	Програмування та проведення розрахункових експериментів	16.11.2025 р.	виконано
4	Розробка рекомендації щодо застосування обраних адаптивних методів отримання повільної складової	06.12.2025 р.	виконано
5	Побудова інтелектуальної системи цифрової обробки пульсових сигналів з адаптивним виділенням повільної складової	11.12.2025 р.	виконано
6	Оформлення магістерської дисертації	14.12.2025 р.	виконано
7	Попередній захист	15.12.2025 р.	виконано
8			

Студент

(підпис)

(ім'я, прізвище)

Науковий керівник

(підпис)

Олена ГУСЄВА

(ім'я, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Обсяг 113 стор., 22 ілюстрації, 7 таблиць, 2 додатки на 21 стор., 17 джерел за переліком посилань.

Сьогодні в Україні практично дві третини смертей викликані патологіями серця та судин. В останні роки поряд з традиційними методами дослідження серцевої діяльності (ЕКГ та контактна ФПГ) набуває розвитку дистанційна ФПГ, в якій пульсовий сигнал визначається шляхом аналізу незначних змін кольору шкіри обличчя, що викликаються пульсацією крові в капілярах під час серцевого циклу. Але RGB складові відеосигналу окрім корисного пульсового сигналу містять і різноманітні завади значної амплітуди, що спричинені рухами людини та зміною умов освітлення. При цьому відношення С/Ш може бути меншим за 0 дБ.

Метою магістерської дисертації є створення інтелектуальної системи обробки пульсових сигналів, в якій розрахунковим шляхом виконується виділення повільної складової за допомогою методів, що в процесі аналізу адаптуються до швидких контурних змін RGB складових відеосигналу.

Це дозволить в подальшому отримати корисний пульсовий сигнал, за аналізом якого можна оцінити параметри варіабельності серцевого ритму.

Об'єкт дослідження – повільна складова пульсового дФПГ-сигналу.

Предмет дослідження – методи отримання повільної складової пульсового сигналу.

Методи дослідження – сучасні методи обробки біосигналів, параметри яких змінюються в процесі обрахунку, зокрема, wavelet-перетворення, методи емпіричної та варіаційної модової декомпозиції; методи цифрової фільтрації; традиційні методи аналізу сигналів.

Наукова новизна одержаних результатів – вперше запропоновано рекомендації щодо застосування окремих методів отримання повільної складової та їх комбінацій при аналізі окремих біосигналів з урахуванням мети її подальшого використання.

Ключові слова: *пульсовий сигнал, дистанційна фотоплетизмографія, повільна складова, wavelet-перетворення, емпірична модова декомпозиція (EMD), варіаційна модова декомпозиція (VMD).*

SUMMARY

Today, almost two-thirds of deaths in Ukraine are caused by heart and vascular pathologies. In recent years, along with traditional methods of studying cardiac activity (ECG and contact ECG), remote ECG has been developing, in which the pulse signal is determined by analyzing minor changes in facial skin color caused by blood pulsation in the capillaries during the cardiac cycle. But the RGB components of the video signal, in addition to the useful pulse signal, also contain various interferences of significant amplitude, caused by human movements and changing lighting conditions. In this case, the S/N ratio may be less than 0 dB.

The purpose of the master's thesis is to create an intelligent pulse signal processing system in which the slow component is computationally isolated using methods that adapt to rapid contour changes of the RGB components of the video signal during the analysis process.

This will allow us to obtain a useful pulse signal in the future, by analyzing which we can estimate the parameters of heart rate variability.

The object of the study is the slow component of the pulse dFPG signal.

The subject of the study is methods of obtaining the slow component of the pulse signal.

Research methods – modern methods of processing biosignals, the parameters of which change during the calculation process, in particular, wavelet transform, methods of empirical and variational mode decomposition; digital filtering methods; traditional methods of signal analysis.

The scientific novelty of the results obtained is that for the first time, recommendations have been proposed for the application of individual methods for obtaining the slow component and their combinations when analyzing individual biosignals, taking into account the purpose of its further use.

Keywords: *pulse signal, remote photoplethysmography, slow component, wavelet transform, empirical mode decomposition (EMD), variational mode decomposition (VMD).*

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП.....	10
1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МЕТОДІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ПУЛЬСОВИХ СИГНАЛІВ	13
1.1. Фізіологічні основи пульсових сигналів та принципи їх реєстрації.....	13
1.1.1. Походження повільної складової в пульсових сигналах.....	15
1.1.2. Електрокардіографія як еталонний метод реєстрації серцевої діяльності.....	16
1.1.3. Контактна фотоплетизмографія та її застосування	19
1.2. Дистанційна фотоплетизмографія: принципи роботи та технічні особливості	21
1.3. Традиційні методи виділення повільної складової з біомедичних сигналів	26
1.3.1. Метод ковзного середнього	26
1.3.2. Медіанна фільтрація	29
1.3.3. Метод поліноміальної апроксимації.....	31
1.3.4. Методи класичної цифрової фільтрації.....	34
1.3.5. Критичний аналіз традиційних методів	36
Висновки до розділу 1	39
2. АДАПТИВНІ МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ ПОВІЛЬНОЇ СКЛАДОВОЇ ПУЛЬСОВИХ СИГНАЛІВ	41
2.1. Математичні основи wavelet-перетворення	41
2.1.1. Безперервне wavelet-перетворення	42
2.1.2. Дискретне wavelet-перетворення	42
2.1.3. Обрання материнського вейвлета для біомедичних сигналів	43
2.1.4. Багаторівнева декомпозиція та обрання рівня	44
2.2. Математичні основи емпіричної модальної декомпозиції.....	46
2.2.1. Визначення режимної функції	47
2.2.2. Алгоритм просіювання	47
2.2.3. Повна декомпозиція сигналу	48

2.3. Математичні основи варіаційної модальної декомпозиції.....	49
2.3.1. Варіаційна постановка задачі декомпозиції.....	50
2.3.2. Формулювання варіаційної задачі	50
2.3.3. Ітераційний алгоритм оптимізації	51
2.4. Алгоритми адаптивного виділення повільної складової.....	52
2.4.1. Алгоритм на основі wavelet-декомпозиції	52
2.4.2. Алгоритм на основі EMD	54
2.4.3. Алгоритм на основі VMD	55
2.5. Порівняння адаптивних методів	56
2.5.1. Обчислювальна ефективність	57
2.5.2. Адаптивність до характеристик сигналу	57
2.5.3. Стійкість до шуму та артефактів	58
2.5.4. Узагальнююче порівняння	58
2.5.5. Рекомендації щодо вибору методу для медичної діагностики	60
2.6. Особливості обробки відеосигналів в дФПГ	61
2.7. Виділення повільної складової за максимумами крутості	62
2.7.1. Фізіологічне та математичне обґрунтування	62
2.7.2. Алгоритм виділення повільної складової.....	63
2.7.3. Переваги та обмеження методу	63
Висновки до розділу 2.....	64
3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНИХ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ПОВІЛЬНОЇ СКЛАДОВОЇ. ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА	67
3.1. Джерела пульсових сигналів та методика досліджень	67
3.1.1. Вимірювальний комплекс «Пульс-1»	67
3.1.2. Безконтактна відеореєстрація	68
3.1.3. Методика порівняльного аналізу	68
3.2. Результати обробки сигналів від вимірювального комплексу «Пульс-1»	71
3.2.1. Сигнал 19POS (baseline measurement)	71
3.2.2. Сигнал 24TEA (після споживання теїну)	73
3.2.3. Сигнал 15KUR5 (після куріння)	75
3.2.4. Порівняльний аналіз та кількісні метрики	77

3.2.5. Переваги адаптивних методів над традиційною фільтрацією	80
Висновки до п.3.2	83
3.3. Обробка сигналів дистанційної фотоплетизмографії	84
3.3.1. Особливості сигналів дФПГ та виділення RGB каналів	85
3.3.2. Порівняння адаптивних методів для RED каналу	87
3.3.3. Порівняння адаптивних методів для GREEN каналу	89
3.3.4. Аналіз BLUE каналу	90
3.3.5. Порівняння методів для всіх RGB каналів	91
3.3.6. Кількісні метрики для RGB каналів	93
Висновки до п. 3.3	95
3.4. Побудова інформаційної цифрової системи обробки пульсових сигналів	96
3.4.1. Архітектура інформаційної системи	96
3.4.2. Експериментальні скрипти для різних типів джерел	97
3.4.3. Блок-схеми експериментальних скриптів	101
Висновки до п.3.4	103
Висновки до Розділу 3	104
ВИСНОВКИ	107
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	112
А. Код програми обробки контактних вимірювань – ФПГ сигналів	115
Б. Код програми обробки відеосигналів (дистанційна ФПГ)	124

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ

АЧХ	амплітудно-частотна характеристика
ВСР	варіабельність серцевого ритму
БІХ-фільтри	фільтри з нескінченною імпульсною характеристикою (англ. IIR-фільтри, Infinite Impulse Response)
дФПГ	дистанційна фотоплетизмографія (англ. remote PhotoPlethysmoGraphy, rPPG)
КІХ-фільтри	фільтри з кінцевою імпульсною характеристикою (англ. FIR-фільтри, Finite Impulse Response)
ФПГ	Фотоплетизмографія (англ. PPG)
ФЧХ	фазо-частотна характеристика
ЧСС	частота серцевих скорочень
ADMM	метод альтернуючого напрямку множників (англ. Alternating Direction Method of Multipliers)
CWT	безперервне wavelet-перетворення (англ. Continuous Wavelet Transform)
DWT	дискретне wavelet-перетворення (англ. Discrete Wavelet Transform)
EMD	емпірична модальна декомпозиція (англ. Empirical Mode Decomposition)
IDWT	обернене дискретне перетворення
IMF	режимні функції (англ. Intrinsic Mode Functions)
SNR	відношення С/Ш (англ. Signal-to-Noise Ratio)
VMD	варіаційна модальна декомпозиція (англ. Variational Mode Decomposition)

ВСТУП

Стрімкий розвиток сучасних інформаційних технологій та їх широке впровадження у медичну практику відкриває нові можливості для діагностики та моніторингу стану здоров'я людини. Особлива увага приділяється розробці систем безперервного контролю життєво важливих параметрів організму, серед яких ключове місце займають показники роботи серцево-судинної системи.

Актуальність теми. Серцево-судинні захворювання залишаються провідною причиною смертності у світі, забираючи щорічно близько 17,9 мільйонів життів, що становить понад 31% [1] від усіх летальних випадків за даними Всесвітньої організації охорони здоров'я. В Україні ситуація є ще більш критичною – понад 65% смертей пов'язані [2] з патологіями серця та судин, що робить проблему кардіологічної діагностики надзвичайно актуальною для вітчизняної системи охорони здоров'я. Своєчасне виявлення відхилень у роботі серцево-судинної системи та постійний моніторинг її параметрів дозволяють знизити ризик розвитку критичних станів та покращити прогноз для пацієнтів.

Традиційні методи дослідження серцевої діяльності, такі як електрокардіографія [3] та контактна фотоплетизмографія [4], незважаючи на свою високу точність та інформативність, мають суттєві обмеження у практичному застосуванні. Необхідність використання контактних датчиків та електродів створює дискомфорт для пацієнта, ускладнює процедуру довготривалого моніторингу та робить неможливим застосування цих методів у певних клінічних ситуаціях. Зокрема, контактні методи діагностики виявляються непридатними для обстеження пацієнтів з опіками, дерматологічними захворюваннями, у відділеннях інтенсивної терапії при моніторингу важкохворих, а також у педіатрії, особливо при роботі з новонародженими.

Відповіддю на ці виклики стала розробка принципово нового підходу до моніторингу параметрів серцево-судинної системи – дистанційної фотоплетизмографії. Цей інноваційний метод базується на використанні

звичайної відеокамери для безконтактної реєстрації пульсових сигналів шляхом аналізу незначних змін кольору шкіри обличчя, викликаних пульсацією крові в капілярах під час серцевого циклу [5].

Проблема дослідження. Однак пульсові сигнали, отримані методом дистанційної фотоплетизмографії, мають складну багатокомпонентну структуру та характеризуються значно нижчим співвідношенням сигнал/шум у порівнянні з традиційними контактними методами. Окрім швидкої пульсової складової, що відповідає безпосередньо серцевим скороченням та знаходиться у діапазоні частот 0.8...3 Гц, сигнал містить повільну складову, яка залежить від дихання (0.1...0.5 Гц), змін судинного тону, термічної регуляції, а також різноманітних завад від рухів пацієнта та змін умов освітлення. Відношення сигнал/шум для дистанційної фотоплетизмографії становить лише 0...10 дБ, що на 20...30 дБ гірше ніж у традиційних контактних методів.

Наявність повільної складової суттєво ускладнює точне визначення часових координат пульсових імпульсів, що є критичним для аналізу варіабельності серцевого ритму – важливої діагностичної характеристики стану вегетативної регуляції серцевої діяльності.

Традиційні методи виділення повільної складової, такі як ковзне середнє, медіанна фільтрація [6], поліноміальна апроксимація та класична цифрова фільтрація [7], використовують фіксовані параметри обробки, які встановлюються один раз на основі загальних припущень про характеристики сигналу. Такий підхід виявляється неефективним для нестационарних сигналів дистанційної фотоплетизмографії, параметри яких (частота серцевих скорочень, амплітуда пульсових хвиль, рівень завад) можуть суттєво змінюватися в часі. Експериментальні дослідження показують, що похибка визначення (часової відстані між сусідніми ударами серця) при застосуванні традиційних методів становить 10...20 мілісекунд, що є неприйнятним для аналізу параметрів варіабельності серцевого ритму, який вимагає точності на рівні 1...3 мілісекунди.

Мета роботи – створення інформаційної цифрової системи для

підвищення точності аналізу пульсових сигналів шляхом розробки та дослідження алгоритмів адаптивного виділення повільної (дихальної) складової.

Для цього для пульсових сигналів, що отримуються за допомогою контактної фотоплетизмографії та з кольорових RGB складових відео, потрібно дослідити застосування сучасних методів обробки біомедичних сигналів, зокрема, wavelet-перетворення [8] та емпіричної і варіаційної модової декомпозиції [9].

Області застосування. Результати даного дослідження можуть знайти широке практичне застосування у різних сферах медицини та біомедичних технологій. У телемедицині розроблені методи дозволять організувати віддалений моніторинг стану пацієнтів з серцево-судинними захворюваннями без необхідності використання спеціалізованого обладнання – достатньо лише веб-камери комп'ютера або камери смартфона. У носимих пристроях, таких як фітнес-трекери та розумні годинники, покращені алгоритми обробки сигналів підвищать точність визначення параметрів серцевої діяльності під час фізичних навантажень. У відділеннях інтенсивної терапії безконтактний моніторинг дозволить контролювати стан важкохворих пацієнтів та новонароджених без додаткового дискомфорту від датчиків. У спортивній медицині більш точний аналіз варіабельності серцевого ритму допоможе правильно оцінити рівень тренуваності спортсменів та оптимізувати тренувальний процес.

Апробація. Дослідження, що виконуються в магістерській роботі, входять до планів виконання НДДКР «Методи і системи хмарного сервісу для візуального моніторингу функціонального стану людини за параметрами електричного біоімпедансу і відеоряду обличчя» (державний реєстраційний №0125U001610), яка виконується на кафедрах РІ та ПРЕ під керівництвом професора д.т.н. О.Б.Шарпана.

1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МЕТОДІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ПУЛЬСОВИХ СИГНАЛІВ

У розділі виконується комплексний аналіз сучасного стану методів цифрової обробки пульсових сигналів, зокрема, методів виділення повільної складової з урахуванням фізіологічних основ формування пульсових сигналів та походження їх складових.

Детальний аналіз традиційних методів виділення повільної складової, яка у людини існує в діапазоні 0,1...0,5 Гц і змінюється у відповідності до дихання, респіраторної синусової аритмії, змін судинного тону та інших фізіологічних процесів, демонструє, що неадекватне виділення повільної складової призводить до систематичних помилок у визначенні часових координат окремих пульсових імпульсів.

1.1. Фізіологічні основи пульсових сигналів та принципи їх реєстрації

Пульсова хвиля є одним з найважливіших фізіологічних сигналів, що несе інформацію про роботу серцево-судинної системи людини. Виникнення пульсової хвилі безпосередньо пов'язане з циклічною роботою серця, яке функціонує як біологічний насос, що забезпечує безперервну циркуляцію крові по судинах організму.

Серцевий цикл складається з двох основних фаз: систоли та діастоли. Під час систоли – фази скорочення серця – лівий шлуночок викидає певний об'єм крові, який називають ударним об'ємом, і який у дорослої людини в стані спокою становить приблизно 70...80 мілілітрів. Цей об'єм крові викидається в аорту протягом короткого проміжку часу (близько 0,3 секунди), створюючи там підвищений тиск. Систолічний тиск у здорової людини становить приблизно 120 міліметрів ртутного стовпа. Під час діастоли – фази розслаблення серця – тиск в аорті знижується до діастолічного значення близько 80 міліметрів ртутного стовпа.

Хвиля підвищеного тиску, що створена під час систоли, поширюється артеріальним руслом з певною швидкістю, яка залежить від еластичних

властивостей судинної стінки. Швидкість поширення пульсової хвилі артеріями становить приблизно 5...10 метрів на секунду і значно перевищує швидкість руху самої крові, яка в аорті складає лише близько 0,5 метра на секунду. Це пояснюється тим, що пульсова хвиля є хвилею тиску, а не механічним рухом рідини. Аналогічно до того, як звукова хвиля поширюється в повітрі набагато швидше за рух молекул газу, пульсова хвиля передається по стінках судин завдяки їх еластичності.

Важливо розуміти, що форма пульсової хвилі змінюється в міру її просування від серця до периферичних судин. Вона стає більш гострою, зростає систолічний пік, з'являються додаткові компоненти, пов'язані з відбиттям хвилі від місць розгалуження судин та зміни їх діаметру. Ці зміни пов'язані з тим, що артеріальне русло являє собою складну розгалужену систему з неоднорідними механічними властивостями, яка створює умови для відбиття та інтерференції пульсових хвиль.

Форма пульсової хвилі містить багату діагностичну інформацію про стан серцево-судинної системи. Систолічний пік відображає максимальний викид крові з серця та характеризує скоротливу здатність міокарда. Діастолічна западина пов'язана з закриттям аортального клапану і запобігає зворотному току крові в серце. Дикротична хвиля, яка може спостерігатися на спадній частині пульсової хвилі, виникає внаслідок відбиття пульсової хвилі від периферичних судин і несе інформацію про периферичний опір судинної системи.

Аналіз амплітудно-часових параметрів пульсової хвилі дозволяє оцінювати різноманітні показники роботи серцево-судинної системи. Амплітуда пульсової хвилі корелює з ударним об'ємом серця. Крутість фронту наростання відображає швидкість викиду крові з серця. Тривалість систолічної фази характеризує роботу міокарда. Наявність та параметри дикротичної хвилі дозволяють судити про стан периферичних судин та величину судинного опору.

Особливо важливою діагностичною характеристикою є варіабельність

серцевого ритму (BCP) [10], яка відображає здатність організму швидко адаптуватися до змін зовнішніх та внутрішніх умов шляхом модуляції інтервалів між серцевими скороченнями. Навіть у стані спокою інтервали між послідовними ударами серця не є строго константами, а постійно змінюються під впливом різних регуляторних механізмів. Ця варіативність регулюється переважно автономною нервовою системою через симпатичний та парасимпатичний відділи.

Зниження BCP є несприятливою прогностичною ознакою [10] і може вказувати на виснаження адаптаційних резервів організму, підвищений ризик серцево-судинних ускладнень, наявність автономної нейропатії та інші патологічні стани. Саме тому точне визначення параметрів BCP має важливе клінічне значення і вимагає високої точності визначення кардіоінтервалів на рівні одиниць мілісекунд.

1.1.1. Походження повільної складової в пульсових сигналах

Окрім швидких коливань, пов'язаних безпосередньо з серцевими скороченнями, пульсові сигнали містять повільну складову, частота якої знаходиться у діапазоні 0,1...0,5 Гц. Ця складова має складне походження і пов'язана з декількома фізіологічними механізмами.

Основним джерелом повільної складової є дихальні рухи. Під час вдиху внутрішньогрудний тиск знижується, що призводить до збільшення венозного повернення крові до правих відділів серця. Це, у свою чергу, через складний ланцюг гемодинамічних змін впливає на ударний об'єм лівого шлуночка з деяким запізненням. Крім того, дихальні рухи впливають на тонус вен і капілярів, що призводить до періодичних змін об'єму крові в мікроциркуляторному руслі шкіри. При нормальній частоті дихання 12...20 циклів на хвилину відповідна частота повільної складової становить 0,2...0,33 Гц.

Другим важливим механізмом є респіраторна синусова аритмія – природне явище, при якому частота серцевих скорочень збільшується під час

вдиху і зменшується під час видиху. Це явище опосередковане впливом дихання на активність блукаючого нерва і є нормальною фізіологічною відповіддю здорового організму. Респіраторна синусова аритмія найбільш виражена у молодих та тренуваних людей і зменшується з віком або при наявності серцево-судинних захворювань.

Третім джерелом повільних коливань є зміни судинного тону, пов'язані з роботою вазомоторного центру в довгастому мозку. Цей центр генерує ритмічні команди, які модулюють тону периферичних судин з частотою близько 0,1 Гц. Ці так звані вазомоторні хвилі або хвилі Майєра відображають роботу механізмів довгострокової регуляції артеріального тиску.

Повільна складова суттєво ускладнює точне визначення параметрів швидкої пульсової компоненти, оскільки змінює базову лінію сигналу, на фоні якої реєструються пульсові хвилі. При наявності значної повільної складової амплітуда пульсових хвиль виглядає модульованою, а визначення їх часових координат стає менш точним. Особливо проблематичною є ситуація, коли частота дихання близька до частоти серцевих скорочень, що може призвести до інтерференції швидкої та повільної складових.

1.1.2. Електрокардіографія як еталонний метод реєстрації серцевої діяльності

Електрокардіографія є найбільш поширеним та глибоко вивченим методом дослідження серцевої діяльності, який базується на реєстрації електричних потенціалів, що виникають при роботі серця. Серцевий м'яз, як і будь-яка збудлива тканина, генерує електричні імпульси при своєму скороченні. Ці імпульси, незважаючи на свою відносно малу амплітуду порядку 1...2 мілівольт на поверхні тіла, можуть бути зареєстровані за допомогою спеціальних електродів та підсилювальної апаратури.

Історія електрокардіографії розпочалася в 1903 році, коли голландський фізіолог Віллем Ейнтховен створив перший струнний гальванометр [3], достатньо чутливий для реєстрації електричних потенціалів серця. Його апарат

використовував тонку срібну нитку, яку натягували в магнітному полі. Проходження електричного струму від серця через нитку викликало її рух, який реєструвався на фотографічній плівці. За цю піонерську роботу Ейнтховен був удостоєний Нобелівської премії з фізіології та медицини у 1924 році. Ейнтховен не лише розробив технічне обладнання, але й заклав основи інтерпретації електрокардіограм, запровадив стандартне позначення зубців P, Q, R, S, T, описав нормальну форму електрокардіограми та визначив основні електрокардіографічні відведення [3], які використовуються дотепер.

Сучасна електрокардіографія використовує систему стандартних відведень, що дозволяє реєструвати електричну активність серця з різних просторових напрямків. Стандартна 12-канальна електрокардіограма включає шість відведень від кінцівок (три стандартні біполярні відведення за Ейнтховеном та три підсилені уніполярні відведення за Гольдбергером) та шість грудних відведень за Вілсоном, які розміщуються на поверхні грудної клітки у визначених анатомічних точках. Така просторова конфігурація електродів дозволяє оцінювати не лише часові, але й просторові характеристики електричної активності серця, виявляти локалізацію патологічних змін, діагностувати порушення провідності та ритму серця.

Характерна форма електрокардіографічного сигналу (Рис.1.1) включає декілька добре ідентифікованих компонентів, кожен з яких відповідає певним електрофізіологічним процесам у серці. Зубець P відповідає деполяризації передсердь і має тривалість близько 0,08...0,10 секунди. Інтервал PQ відображає час проведення збудження від передсердь до шлуночків через атріовентрикулярний вузол і становить 0,12...0,20 секунди. Комплекс QRS відповідає деполяризації шлуночків і має тривалість 0,06...0,10 секунди. Сегмент ST та зубець T відображають процес реполяризації шлуночків.

Тривалість окремих інтервалів електрокардіограми має важливе діагностичне значення: подовження інтервалу QT може вказувати на ризик небезпечних аритмій, розширення комплексу QRS свідчить про порушення внутрішньошлуночкової провідності, зміни сегменту ST є ознакою ішемії

міокарда.

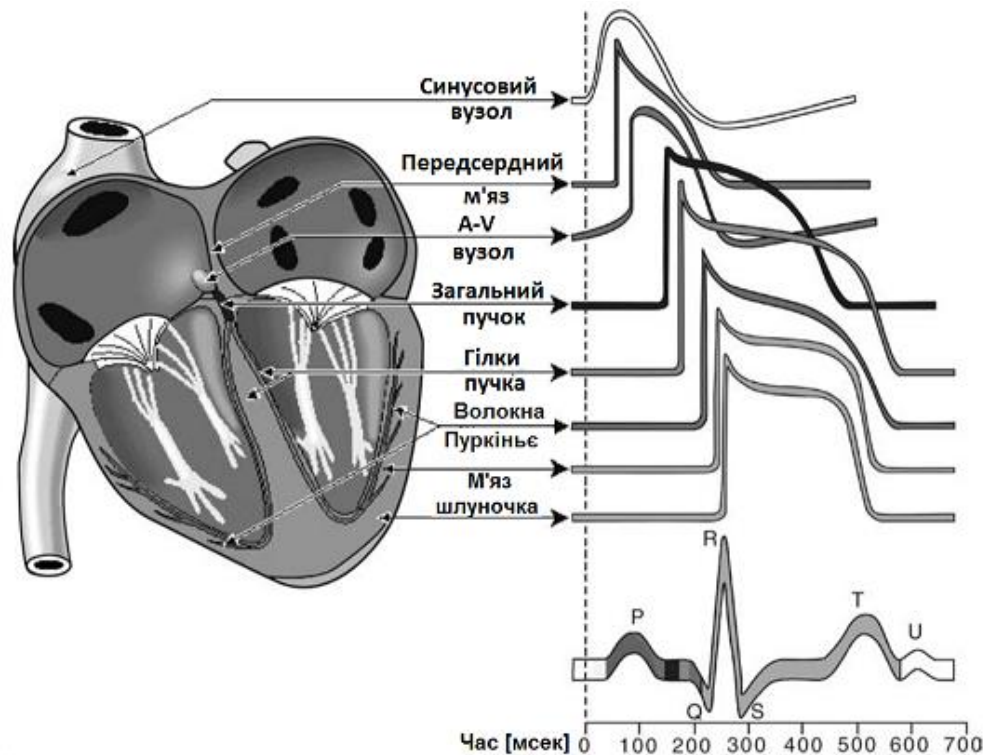


Рисунок 1.1 – Форми діючих потенціалів в різних ділянках провідного шляху нормального серця та їх внесок у поверхневу ЕКГ [3]

Основною перевагою електрокардіографії є її висока точність визначення часових параметрів серцевої діяльності. Частота дискретизації сучасних цифрових електрокардіографів [3] становить зазвичай 500...1000 Гц, що дозволяє визначати часові інтервали з точністю до 1...2 мілісекунд. Співвідношення сигнал/шум для якісно зареєстрованої електрокардіограми зазвичай перевищує 30...50 дБ, що забезпечує надійне виявлення навіть дрібних деталей сигналу. Електрокардіографія залишається золотим стандартом для діагностики аритмій, оцінки ВСР, виявлення ішемічних змін міокарда.

Проте метод має суттєві недоліки, які обмежують його застосування у певних ситуаціях:

- необхідність використання контактних електродів створює дискомфорт для пацієнта, особливо при тривалому моніторингу.
- якісна реєстрація вимагає ретельної підготовки шкіри для забезпечення низького електричного опору в місцях контакту електродів.

- електроди можуть викликати подразнення шкіри при тривалому використанні, особливо у людей з чутливою шкірою.
- метод абсолютно непридатний для пацієнтів з опіковими ураженнями великих ділянок шкіри.
- при проведенні магнітно-резонансної томографії стандартні електрокардіографічні електроди не можуть використовуватися через ризик опіків від індукованих струмів.

1.1.3. Контактна фотоплетизмографія та її застосування

Фотоплетизмографія (ФПГ) представляє собою неінвазивний оптичний метод дослідження [4], що базується на реєстрації змін об'єму крові в мікроциркуляторному руслі шкіри та підшкірних тканин. Фізичною основою методу є той факт, що гемоглобін крові має характерний спектр поглинання світла, який суттєво відрізняється від спектрів поглинання інших біологічних тканин. Завдяки цьому зміни об'єму крові в капілярах призводять до змін коефіцієнту відбиття або пропускання світла тканиною, які можуть бути зареєстровані за допомогою фотоелектричних датчиків.

Типовий датчик контактної фотоплетизмографії складається з двох основних елементів: джерела світла, яким зазвичай є світлодіод, та фотоприймача, роль якого виконує фотодіод або фототранзистор. Датчик може працювати в двох основних режимах. У режимі на відбиття світлодіод та фотодетектор розташовані на одній стороні і реєструють світло, відбите від тканини. Такий режим зазвичай використовується для вимірювань на поверхні шкіри, наприклад, на зап'ястку або чолі. У режимі на пропускання джерело світла і детектор розміщені з протилежних боків досліджуваної ділянки, і реєструється світло, що пройшло крізь тканину. Цей режим типово використовується для вимірювань на пальці або мочці вуха, де товщина тканини відносно невелика.

Зареєстрований ФПГ сигнал має характерну пульсуючу форму, яка повторює форму пульсової хвилі. Під час систоли об'єм крові в капілярах

збільшується, що призводить до посилення поглинання світла і зменшення інтенсивності відбитого або пропущеного світла. Під час діастолі об'єм крові зменшується, поглинання слабшає, і інтенсивність світла зростає. Таким чином, ФПГ сигнал є інвертованим відносно фактичного тиску крові: максимумами сигналу відповідають діастолі, а мінімумами – систолі.

ФПГ сигнал складається з двох основних компонентів. Постійна або повільнозмінна складова (DC-компонента) відображає середній рівень поглинання світла тканиною і залежить від анатомічної будови тканини, середнього об'єму крові в досліджуваній ділянці, тону судин. Змінна складова (AC-компонента) відображає пульсаційні зміни об'єму крові і несе інформацію про роботу серця. Амплітуда змінної складової становить зазвичай лише (1...5)% від постійної складової, що вимагає використання підсилювачів з великим коефіцієнтом підсилення та фільтрів для видалення постійної складової.

Одним з найпоширеніших та найважливіших застосувань фотоплетизмографії є **пульсоксиметрія** – метод визначення насичення гемоглобіну крові киснем. Пульсоксиметри використовують той фізичний факт, що спектри поглинання оксигенованого (зв'язаного з киснем) та дезоксигенованого гемоглобіну суттєво відрізняються в червоній (довжина хвилі близько 660 нанометрів) та інфрачервоній (довжина хвилі близько 940 нанометрів) областях спектру. Вимірюючи відношення поглинання на цих двох довжинах хвиль, можна визначити відсоткове насичення крові киснем. Типова точність сучасних пульсоксиметрів становить близько 2% в діапазоні сатурації 70-100%, що є достатнім для більшості клінічних застосувань.

Пульсоксиметрія стала стандартним методом моніторингу під час хірургічних операцій, в анестезіології, відділеннях інтенсивної терапії. Метод дозволяє швидко виявити гіпоксемію – зниження насичення крові киснем, яке може бути небезпечним для життя. Особливо важливим є те, що пульсоксиметрія дає інформацію в реальному часі без необхідності забору зразків крові, що робить можливим безперервний моніторинг стану пацієнта.

Контактна ФПГ широко використовується у носимих пристроях для фітнесу та здоров'я. Сучасні фітнес-браслети та розумні годинники майже завжди включають ФПГ датчик для визначення частоти серцевих скорочень (ЧСС). Переваги методу для таких застосувань включають простоту реєстрації (достатньо притиснути датчик до шкіри), низьку вартість компонентів, можливість мініатюризації, низьке енергоспоживання. Співвідношення сигнал/шум для якісно зареєстрованої контактної фотоплетизмограми становить зазвичай 20...40 дБ, що забезпечує точність визначення ЧСС порівнянну з електрокардіографією – похибка зазвичай не перевищує 2-3 удари на хвилину в стані спокою.

Однак метод має певні недоліки та обмеження.

- Необхідність надійного механічного контакту датчика зі шкірою. При недостатньому притисканні якість сигналу різко погіршується, а при надмірному – може виникнути дискомфорт та порушитися кровопостачання в місці вимірювання.
- Висока чутливість до рухових артефактів. Будь-які рухи досліджуваної ділянки тіла призводять до появи сильних завад у сигналі, що ускладнює вимірювання під час фізичної активності.
- Залежність від індивідуальних особливостей. У людей з холодними кінцівками, при поганій периферичній перфузії, при сильній пігментації шкіри якість сигналу може бути недостатньою.
- Можливе подразнення шкіри при тривалому безперервному контакті датчика, особливо якщо датчик щільно притиснутий або якщо людина схильна до алергічних реакцій на матеріали корпусу датчика.

1.2. Дистанційна фотоплетизмографія: принципи роботи та технічні особливості

Дистанційна фотоплетизмографія (дФПГ) являє собою інноваційний підхід до безконтактної реєстрації пульсових сигналів, який з'явився на перетині досягнень цифрової обробки зображень, комп'ютерного зору та

біомедичної інженерії. Метод базується на фундаментальному фізіологічному феномені: пульсація крові в капілярах шкіри обличчя викликає періодичні зміни об'єму крові, що призводить до мікроскопічних змін кольору шкіри, які неможливо помітити неозброєним оком, але можуть бути виявлені за допомогою цифрової камери та спеціальних алгоритмів обробки зображень.

Концепція дистанційної фотоплетизмографії вперше була продемонстрована в 2008 році дослідницькою групою з Массачусетського технологічного інституту під керівництвом професора Розалінд Пікард [5]. У своїй піонерській роботі вони показали, що використовуючи звичайну веб-камеру і аналізуючи зміни кольору шкіри обличчя в часі, можна визначати частоту серцевих скорочень (ЧСС) з точністю, яка порівнянна з контактними методами. Це відкриття викликало величезний інтерес наукової спільноти і призвело до появи численних досліджень, спрямованих на вдосконалення методу та розширення його можливостей.

Фізична основа методу тісно пов'язана з оптичними властивостями крові та шкіри. Гемоглобін, який є основним білком еритроцитів і відповідає за транспорт кисню, має характерний спектр поглинання світла з максимумами в синій (довжина хвилі близько 420 нанометрів) та зеленій (довжина хвилі близько 540 нанометрів) областях спектру. Саме в зеленому діапазоні поглинання світла гемоглобіном є максимальним, тому зміни об'єму крові в капілярах найсильніше впливають на відбиття зеленого компонента світла від шкіри. Червоний канал RGB-зображення також несе певну інформацію про пульсацію крові, хоча і з меншою чутливістю. Синій канал має найменшу чутливість до пульсацій крові, оскільки синє світло сильно розсіюється в тканинах і його проникнення в глибокі шари шкіри обмежене.

Технічна реалізація методу дистанційної фотоплетизмографії включає декілька послідовних етапів обробки відеопотоку. На першому етапі здійснюється реєстрація відеозапису обличчя пацієнта. Камера повинна мати достатню просторову роздільну здатність – мінімально прийнятним вважається формат 640×480 пікселів, однак для кращих результатів рекомендується

використання HD-формату 1920×1080 пікселів або вище. Частота кадрів має бути не меншою за 30 кадрів на секунду, а оптимально – 60 кадрів на секунду або вище. Висока частота кадрів необхідна для коректного відтворення швидких змін сигналу відповідно до теореми Котельникова-Найквіста, згідно з якою частота дискретизації має бути принаймні вдвічі вищою за максимальну частоту в сигналі.

Оскільки типова частота серцевих скорочень дорослої людини становить 60...100 ударів на хвилину, що відповідає частотам 1...1.7 Гц, а форма пульсової хвилі містить гармоніки до третього-четвертого порядку, максимальна частота в корисному сигналі може досягати 5...7 Гц. Отже, мінімально необхідна частота дискретизації становить 10...15 Гц, а частота 30...60 Гц забезпечує достатній запас.

На другому етапі виконується виділення області цікавості на обличчі. Не вся площа обличчя однаково придатна для реєстрації пульсових сигналів. Найбільш інформативними зонами є чоло, щоки та шия – ці зони мають відносно тонку шкіру з інтенсивним кровопостачанням і мінімальною кількістю волоссяного покриву. Ділянки з волоссяним покривом, а також ділянки з активною м'язовою діяльністю (зона навколо очей при морганні, область рота при розмові) є менш придатними для надійної реєстрації сигналу.

Для автоматичного виявлення обличчя та визначення області інтересу використовуються різноманітні методи комп'ютерного зору. Класичним підходом є використання каскадних класифікаторів Хаара [11], які дозволяють швидко виявляти обличчя на зображенні в реальному часі. Більш сучасні методи включають дескриптори гістограм орієнтованих градієнтів (англ. Histogram of Oriented Gradients, HOG) та глибокі згорткові нейронні мережі, які забезпечують вищу точність виявлення обличчя навіть при частковому перекритті, поворотах голови та різноманітних умовах освітлення.

На третьому етапі виконується формування часових послідовностей кольорових характеристик для обраної області інтересу. Для кожного кадру відеозапису обчислюється середнє значення інтенсивності червоного, зеленого

та синього каналів по всій площі області інтересу, формуючи три часові сигнали $R(t)$, $G(t)$, $B(t)$. Просторове усереднення виконує дві важливі функції: по-перше, воно підвищує співвідношення сигнал/шум за рахунок усереднення випадкового шуму окремих пікселів; по-друге, воно зменшує обчислювальну складність подальшої обробки, оскільки замість аналізу десятків тисяч пікселів на кожному кадрі достатньо обробляти лише три скалярні величини.

Ключовою проблемою методу дФПГ є надзвичайно мала амплітуда корисного сигналу. Амплітуда пульсових коливань інтенсивності кольору становить лише 0,1...1% від середнього значення інтенсивності, що на порядок менше ніж у контактної фотоплетизмографії, де амплітуда змінної складової становить 1...5% від постійної. Це означає, що корисний пульсовий сигнал приховується на фоні значно більших завад різної природи, і співвідношення сигнал/шум для необроблених кольорових трас становить лише 0...10 дБ, що на 20...30 дБ гірше ніж у традиційних контактних методів.

Основні джерела завад у дФПГ можна розділити на декілька категорій.

Першою і найбільш проблематичною категорією є зміни умов освітлення. Природне освітлення змінюється протягом дня внаслідок руху сонця, появи хмар, змін погодних умов. Штучне освітлення може мерехтіти з частотою мережі живлення (50 або 60 Гц залежно від країни) або її гармоніками, що створює періодичні завади. Раптові зміни освітленості, наприклад, від включення або вимикання світла, вмикання монітора, спалаху фотографічного обладнання, створюють імпульсні завади великої амплітуди.

Другою категорією є рухи голови та мімічні вирази обличчя. Будь-які рухи голови відносно камери призводять до зміни площі та положення області інтересу, що викликає зміни середньої інтенсивності кольору. Мімічні вирази, особливо посмішка та розмова, змінюють натяг шкіри і можуть впливати на кровопостачання поверхневих капілярів. Моргання очима створює короточасні, але сильні завади через зміну освітленості обличчя.

Третьою категорією є зміни геометрії реєстрації. Поворот голови змінює кут, під яким світло відбивається від шкіри до камери, що може суттєво

впливати на інтенсивність реєстрованого сигналу. Наближення або віддалення обличчя від камери змінює кількість пікселів, що припадає на область інтересу, і може вплинути на якість сигналу. Поява тіней від зовнішніх об'єктів або від частин обличчя (наприклад, тінь від носа при певному куті освітлення) створює локальні зміни інтенсивності.

Четвертою категорією є власні шуми камери та квантування. Фотоматриця камери має власний електронний шум, величина якого залежить від чутливості сенсора, температури, налаштувань посилення. Квантування аналогового сигналу в цифровий (зазвичай з глибиною 8 біт на канал) створює помилки дискретизації. При низькій освітленості, коли камера працює з високим посиленням, рівень власних шумів може стати порівнянним з амплітудою корисного сигналу.

Для подолання цих проблем застосовується комплекс методів цифрової обробки сигналів. Найпростішим підходом є смугова фільтрація в очікуваному діапазоні частот пульсу (зазвичай 0,7...4 Гц, що відповідає діапазону частоти серцевих скорочень 42...240 ударів на хвилину). Однак простої фільтрації виявляється недостатньо для досягнення прийнятної якості сигналу.

Більш ефективними є методи, що використовують інформацію з усіх трьох кольорових каналів одночасно. Незалежний компонентний аналіз дозволяє розділити суміш сигналів на незалежні джерела, один з яких відповідає пульсації крові. Аналіз головних компонент знаходить такі лінійні комбінації кольорових каналів, які мають максимальну дисперсію і можуть відповідати корисному сигналу. Хроматичний метод формує оптимальну лінійну комбінацію [12] каналів, яка максимізує відношення сигнал/шум на основі апріорної інформації про спектри поглинання гемоглобіну.

1.3. Традиційні методи виділення повільної складової з біомедичних сигналів

Виділення повільної складової або видалення базової лінії є фундаментальною задачею цифрової обробки сигналів, яка виникає в багатьох практичних застосуваннях. Повільна складова представляє собою низькочастотний тренд сигналу, який не несе корисної інформації для конкретної задачі, але впливає на можливість точного визначення параметрів швидкозмінних компонентів. У контексті пульсових сигналів повільна складова пов'язана з дихальними коливаннями, поступовими змінами судинного тону, термічною регуляцією організму, повільними рухами тіла пацієнта, а також зі змінами умов вимірювання, такими як зміна освітлення при дФПГ або зміна положення датчика при контактних вимірюваннях. Адекватне виділення та видалення повільної складової є критично важливим для точного визначення часових координат пульсових хвиль, їх амплітудних параметрів та для надійного розрахунку показників ВСР.

Традиційні методи виділення повільної складової можна поділити на кілька основних категорій [7]:

- методи згладжування (ковзне середнє, медіанна фільтрація),
- методи апроксимації (поліноміальна, сплайнова),
- методи класичної цифрової фільтрації (рекурсивні та нерекурсивні фільтри низьких частот).

Розглянемо детально кожен з цих категорій.

1.3.1. Метод ковзного середнього

Метод ковзного середнього є найбільш інтуїтивно зрозумілим та простим у реалізації підходом до виділення повільної складової сигналу. Суть методу полягає в тому, що значення повільної складової в кожній точці визначається як середнє арифметичне значень вихідного сигналу у вікні певного розміру, центрованому навколо цієї точки. Математично операція ковзного середнього для дискретного сигналу $s(n)$ може бути записана у вигляді:

$$s(n) = \frac{1}{M} \cdot \sum_{k=-M/2}^{M/2} s(n+k),$$

де M – розмір вікна згладжування, який є ключовим параметром методу. Для забезпечення симетрії зазвичай обирають непарне значення M .

Ключовим питанням при застосуванні методу є правильний вибір розміру вікна згладжування. Вікно повинно бути достатньо довгим для того, щоб усереднити швидкі пульсові коливання, але водночас достатньо коротким для того, щоб відстежувати справжні повільні зміни базової лінії. Якщо вікно занадто мале, згладжування буде недостатнім, і в оцінці повільної складової залишаться компоненти швидкого пульсу. Якщо вікно занадто велике, метод не зможе відстежувати справжні зміни тренду, особливо якщо вони мають відносно високу швидкість. Для пульсових сигналів типові значення розміру вікна становлять від одної до п'яти секунд. При частоті дискретизації 30 Гц (типовій для дистанційної фотоплетизмографії) це відповідає значенням M від 30 до 150 відліків. Вибір конкретного значення залежить від очікуваного діапазону частоти серцевих скорочень: для більш високої частоти пульсу можна використовувати менше вікно, для нижчої частоти необхідне більше вікно.

Метод ковзного середнього є найбільш інтуїтивно зрозумілим та простим у реалізації підходом до виділення повільної складової сигналу. Суть методу полягає в тому, що значення повільної складової в кожній точці визначається як середнє арифметичне значень вихідного сигналу у вікні певного розміру, центрованому навколо цієї точки.

Математично АЧХ фільтра ковзного середнього фільтра ковзного середнього для дискретного сигналу $s(n)$ може бути записана у вигляді:

$$H(f) = \left| \frac{\sin(\pi f M / f_s)}{\pi f M / f_s} \right|,$$

де f_s – частота дискретизації, f – частота.

Перший нуль частотної характеристики знаходиться на частоті $f = f_s / M$

. Чим більший розмір вікна M , тим нижча ця частота і тим сильніше згладжування. Однак АЧХ фільтра ковзного середнього має досить повільний спад і значні бічні пелюстки, що означає недостатнє придушення високочастотних компонентів та можливість появи артефактів.

Метод ковзного середнього має кілька суттєвих переваг:

- Концептуальна простота – ідея методу зрозуміла інтуїтивно і не вимагає глибоких знань теорії обробки сигналів.
- Легкість реалізації – алгоритм може бути запрограмований у декілька рядків коду будь-якою мовою програмування.
- Низька обчислювальна складність, особливо при використанні рекурсивних схем обчислення. При наївній реалізації обчислення кожного вихідного відліку вимагає M операцій додавання, що дає загальну складність $O(n \times M)$ для сигналу довжиною n відліків. Однак при рекурсивній реалізації, коли для обчислення наступного значення використовується попереднє значення з додаванням нового відліку та відніманням найстарішого, складність знижується до $O(n)$, тобто стає незалежною від розміру вікна.

Рекурсивна формула має вигляд:

$$s(n+1) = s(n) + \frac{1}{M} \cdot [s(n + M/2 + 1) - s(n - M/2)].$$

Ця властивість робить метод придатним для обробки в реальному часі навіть на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами. Метод не вимагає зберігання всього сигналу в пам'яті – достатньо буфера розміром M відліків. При використанні симетричного вікна метод не вносить фазових спотворень у сигнал.

Однак метод має і суттєві недоліки.

Головним недоліком є те, що розмір вікна фіксований і не адаптується до локальних змін характеристик сигналу. Якщо ЧСС суттєво змінюється протягом запису (наприклад, при переході від спокою до фізичного навантаження), фіксоване вікно може виявитися оптимальним лише для частини сигналу. Метод також чутливий до викидів та артефактів: один

аномально великий або малий відлік впливає на результат усереднення протягом всього часу, поки він знаходиться у вікні. При наявності сильних рухових артефактів, характерних для дистанційної фотоплетизмографії, це може призвести до значних помилок у визначенні базової лінії.

Окрім того, прямокутна форма вікна згладжування має погану частотну селективність. Бічні пелюстки частотної характеристики можуть призвести до недостатнього придушення небажаних частотних компонентів або до спотворення корисного сигналу. Для покращення частотних властивостей можна використовувати вікна інших форм (трикутні, косинусоїдальні, гауссівські), однак це ускладнює реалізацію і знижує обчислювальну ефективність.

1.3.2. Медіанна фільтрація

Медіанна фільтрація є більш стійким до викидів варіантом методу згладжування сигналів. Замість обчислення середнього арифметичного значень у вікні, медіанний фільтр визначає медіану – середнє за величиною значення серед відліків у вікні. Математично медіанна фільтрація для сигналу $s(n)$ з вікном розміром M записується як:

$$s(n+1) = \text{median}[s(n-M/2), s(n-M/2+1), \dots, s(n), \dots, s(n+M/2)],$$

де операція `median` полягає в сортуванні значень за величиною і виборі центрального елемента (для непарного M) або середнього між двома центральними (для парного M).

Головною перевагою медіанної фільтрації є робастність – стійкість до окремих викидів та аномальних значень. Медіана є робастною статистичною характеристикою, яка не чутлива до екстремальних значень у вибірці. Навіть якщо одне або декілька значень у вікні є аномально великими або малими, медіана залишається стабільною, оскільки вона визначається центральним елементом відсортованого набору, а не усіма елементами рівномірно, як середнє арифметичне.

Ця властивість робить медіанну фільтрацію особливо придатною для

обробки сигналів з імпульсними завадами, які є характерними для дистанційної фотоплетизмографії через артефакти руху, моргання, раптові зміни освітлення.

Обчислювальна складність медіанної фільтрації суттєво вища порівняно з ковзним середнім. Наївна реалізація, яка для кожного вихідного відліку виконує повне сортування M значень у вікні, має складність $O(n \times M \times \log(M))$, де n – довжина сигналу. Для великих значень M це може стати обчислювально важким завданням.

Однак існують більш ефективні алгоритми обчислення ковзної медіани. Метод Хуанга [6] використовує гістограмний підхід: замість повторного сортування при кожному зсуві вікна, алгоритм підтримує гістограму значень у поточному вікні і оновлює її при зсуві, додаючи новий відлік та видаляючи найстаріший. Це дозволяє знаходити медіану за час $O(M)$ в найгіршому випадку, даючи загальну складність $O(n \times M)$, що вже порівнянно з наївною реалізацією ковзного середнього.

Для подальшого прискорення можна використовувати спеціалізовані структури даних, такі як дерева пошуку з підтримкою порядку або купи (heap). При використанні двох куп (max-heap для нижньої половини значень та min-heap для верхньої половини) можна досягти амортизованої складності $O(\log(M))$ на операцію вставки/видалення елемента, що дає загальну складність $O(n \times \log(M))$.

Медіанна фільтрація є нелінійною операцією, що суттєво ускладнює її частотний аналіз порівняно з лінійними методами. Не існує простого еквівалента частотної характеристики для медіанного фільтра. Однак експериментально встановлено, що медіанна фільтрація ефективно пригнічує високочастотні компоненти сигналу, діючи подібно до фільтра низьких частот.

Важливою особливістю є те, що медіанний фільтр зберігає різкі перепади сигналу краще ніж лінійні фільтри згладжування. Це пов'язано з тим, що при проходженні різкого перепаду через вікно медіанного фільтра, вихідне значення швидко переключається з одного рівня на інший, тоді як лінійні фільтри створюють плавний перехід. Ця властивість зберігання границь робить

медіанну фільтрацію корисною в задачах обробки зображень, де важливо зберегти чіткість контурів.

У контексті обробки пульсових сигналів ця властивість може бути корисною для збереження різких фронтів пульсових хвиль, але може й призвести до небажаних ефектів, якщо в сигналі присутні легітимні швидкі зміни базової лінії.

Як і метод ковзного середнього, медіанна фільтрація використовує фіксований розмір вікна, який не адаптується до локальних характеристик сигналу. Вибір розміру вікна залишається критичним параметром, який потребує емпіричного налаштування для кожного типу сигналу та умов реєстрації. Занадто мале вікно може бути недостатнім для усунення високочастотних компонентів, занадто велике може призвести до надмірного згладжування і спотворення справжніх повільних змін. Медіанна фільтрація особливо ефективна для видалення імпульсного шуму типу «сіль і перець», коли окремі відліки сигналу приймають випадкові екстремальні значення. Для пульсових сигналів дистанційної фотоплетизмографії такі артефакти можуть виникати при різких змінах освітлення, морганні, появі тіней. Однак для більш складних типів завад, таких як повільні дрейфи або періодичні завади, медіанна фільтрація може виявитися недостатньо ефективною.

1.3.3. Метод поліноміальної апроксимації

Метод поліноміальної апроксимації базується на припущенні, що тренд або повільна складова сигналу може бути адекватно описана поліномом низького порядку на коротких інтервалах часу. Сигнал розбивається на сегменти певної довжини, і для кожного сегменту методом найменших квадратів знаходиться поліном, який найкраще апроксимує сигнал на цьому сегменті.

Поліном порядку n має вигляд:

$$p(t) = a_0 + a_1t + a_2t^2 + \dots + a_nt^n,$$

де коефіцієнти $a_0, a_1t, \dots, a_n$ визначаються з умови мінімізації суми квадратів

відхилень між сигналом та поліномом на даному сегменті.

Отриманий поліном приймається за оцінку повільної складової на розглянутому сегменті. Для забезпечення плавності переходу між сусідніми сегментами можуть використовуватися перекриваючі вікна з ваговими функціями або сплайнова інтерполяція коефіцієнтів.

Ключовим параметром методу є вибір порядку поліному. Поліном нульового порядку (константа) еквівалентний простому усередненню і придатний лише для видалення постійного зсуву сигналу, але не здатний відстежувати будь-які зміни тренду. Поліном першого порядку (лінійна функція) дозволяє компенсувати лінійний тренд, який може виникати від повільного дрейфу параметрів системи вимірювання. Поліноми другого та третього порядку здатні описувати нелінійні тренди з одним або двома перегинами відповідно і зазвичай є достатніми для більшості практичних застосувань. Подальше підвищення порядку поліному потенційно дозволяє апроксимувати більш складні форми тренду, однак призводить до небезпечного ефекту Рунге – появи паразитних осциляцій між точками інтерполяції. Ці осциляції особливо сильні біля кінців інтервалу апроксимації і можуть призвести до того, що апроксимуючий поліном буде давати нереалістично великі або малі значення. Окрім того, високий порядок поліному означає більшу кількість параметрів, що потребує більше обчислювальних ресурсів і може призвести до проблем чисельної нестійкості при розв'язанні системи нормальних рівнянь методом найменших квадратів.

Для пульсових сигналів зазвичай використовуються поліноми порядку від двох до чотирьох. Цей діапазон забезпечує достатню гнучкість для опису типових форм повільних змін базової лінії без надмірного ускладнення та ризику паразитних осциляцій. Конкретний вибір порядку може залежати від характеристик конкретного сигналу та умов його реєстрації.

Другим важливим параметром є довжина сегменту, на якому виконується апроксимація. Короткі сегменти дозволяють краще відстежувати швидкі зміни тренду, але можуть призвести до того, що апроксимуючий поліном буде також

захоплювати високочастотні компоненти корисного сигналу. Довгі сегменти забезпечують кращу фільтрацію високочастотних компонентів, але можуть бути неспроможними відстежити достатньо швидкі зміни тренду.

Типові значення довжини сегменту для пульсових сигналів становлять від п'яти до десяти секунд.

Перевагами методу поліноміальної апроксимації є наступні:

- Гладкість отриманої оцінки повільної складової – поліном за своєю природою є гладкою функцією без різких перепадів або розривів.
- Відсутність високочастотних спотворень – на відміну від методів згладжування з прямокутним вікном, поліноміальна апроксимація не створює осциляцій Гіббса або інших артефактів, пов'язаних з різкими частотними обрізаннями.
- Аналітичне представлення тренду у вигляді поліному дозволяє легко обчислювати похідні, екстраполювати значення за межі інтервалу апроксимації, виконувати інші аналітичні операції.

Однак метод має і суттєві недоліки.

Головним є неефективність при наявності різких змін тренду. Поліном низького порядку не може адекватно описати різкий перелом або стрибок у повільній складовій. Спроба використати поліном вищого порядку для вирішення цієї проблеми призводить до ризику осциляцій Рунге та збільшення обчислювальної складності.

Складність визначення оптимальних параметрів – як порядку поліному, так і розміру сегменту – є ще одним недоліком. Ці параметри суттєво впливають на результат, але не існує універсальних правил їх вибору, і часто потрібен емпіричний підбір.

Метод найкраще працює для сигналів з плавними, без різких змін трендами, що характерно для фізіологічних сигналів в умовах відносної стабільності стану пацієнта. Однак при обробці сигналів дистанційної фотоплетизмографії, які часто містять різкі артефакти від рухів та змін освітлення, метод може мати обмеження.

1.3.4. Методи класичної цифрової фільтрації

Методи класичної цифрової фільтрації базуються на застосуванні фільтрів низьких частот з чітко визначеними частотними характеристиками. Ці фільтри проектуються таким чином, щоб пропускати низькочастотні компоненти сигналу, які відповідають повільній складовій, і пригнічувати високочастотні компоненти, які відповідають пульсовій складовій та шуму.

Цифрові фільтри можна класифікувати за типом імпульсної характеристики на дві основні категорії: фільтри з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ-фільтри або FIR-фільтри, англ. Finite Impulse Response) та фільтри з нескінченною імпульсною характеристикою (БІХ-фільтри або IIR-фільтри, англ. Infinite Impulse Response).

КІХ-фільтри мають імпульсну характеристику скінченної довжини і реалізуються за допомогою нерекурсивних різницевих рівнянь виду:

$$y(n) = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x(n-k),$$

де $x(n)$ – вхідний сигнал, $y(n)$ – вихідний сигнал, b_k – коефіцієнти фільтра, N – порядок фільтра.

Головною перевагою КІХ-фільтрів є можливість реалізації точно лінійної фазово-частотної характеристики (ФЧХ), що означає відсутність фазових спотворень сигналу – різні частотні компоненти затримуються на однаковий час. Це важливо для зберігання форми пульсових хвиль. КІХ-фільтри також завжди стабільні незалежно від значень коефіцієнтів і мають просту структуру реалізації.

Однак для досягнення високої селективності (крутого спаду амплітудно-частотної характеристики) КІХ-фільтри потребують великої кількості коефіцієнтів, що збільшує обчислювальну складність. Для фільтра порядку N кожен вихідний відлік вимагає N множень і N додавань, що дає загальну складність $O(n \times N)$ для сигналу довжиною n відліків.

Проектування КІХ-фільтрів виконується за допомогою різних методів. Метод вікон полягає в урізанні нескінченної імпульсної характеристики

ідеального фільтра за допомогою віконної функції (Хеммінга, Ханна, Блекмана, Кайзера тощо). Метод Паркса-Макклеллана (або алгоритм Ремеза) дозволяє синтезувати фільтри з оптимальними характеристиками згідно критерію мінімаксної похибки апроксимації.

БІХ-фільтри мають нескінченну імпульсну характеристику і реалізуються за допомогою рекурсивних різницевих рівнянь:

$$y(n) = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x(n-k) - \sum_{k=1}^M a_k \cdot y(n-k).$$

Головною перевагою БІХ-фільтрів є можливість досягнення високої селективності при відносно малій кількості коефіцієнтів. Для однакової крутизни спаду АЧХ БІХ-фільтр може мати в 5...10 разів менший порядок ніж еквівалентний КІХ-фільтр, що суттєво зменшує обчислювальну складність.

Однак БІХ-фільтри мають нелінійну ФЧХ, що призводить до фазових спотворень сигналу. Для задач, де збереження форми сигналу критично важливе, це може бути суттєвим недоліком.

БІХ-фільтри також можуть бути нестабільними при неправильному виборі коефіцієнтів і більш чутливі до похибок квантування коефіцієнтів при реалізації з обмеженою розрядністю.

Існує декілька класичних типів аналогових фільтрів, які часто використовуються як прототипи для проектування цифрових БІХ-фільтрів.

Фільтри Баттерворта характеризуються максимально плоскою АЧХ у смузі пропускання, що означає відсутність пульсацій. Передавальна функція фільтра Баттерворта n -го порядку має полюси, які рівномірно розташовані на одиничному колі в комплексній площині. АЧХ фільтра монотонно спадає в смузі затримання. Однак перехідна область між смугою пропускання та затримання є досить широкою – крутість спадання становить $20n$ дБ на декаду. Для досягнення крутого спаду необхідно підвищувати порядок, що збільшує обчислювальну складність та може призвести до проблем чисельної стійкості.

Фільтри Чебишева мають крутіший спад АЧХ порівняно з фільтрами Баттерворта того ж порядку. Існують два типи: фільтри Чебишева I роду мають

пульсації АЧХ заданої амплітуди у смузі пропускання і монотонний спад у смузі затримання; фільтри Чебишева II роду мають монотонну АЧХ у смузі пропускання і пульсації у смузі затримання. Амплітуда пульсацій є параметром проектування і зазвичай її обирають на рівні 0,5...3 дБ. Пульсації можуть призвести до нерівномірного підсилення різних частотних компонентів, що спотворює форму сигналу, однак крутіший спад може бути перевагою для кращого відокремлення частотних діапазонів.

Еліптичні фільтри (фільтри Кауера) забезпечують найкрутіший спад АЧХ серед всіх типів фільтрів при заданому порядку. Ціною за це є пульсації як у смузі пропускання, так і в смузі затримання. Амплітуди цих пульсацій є параметрами проектування. Еліптичні фільтри мають найбільш нелінійну ФЧХ, що призводить до найсильніших фазових спотворень.

Для виділення повільної складової з пульсових сигналів використовується фільтр низьких частот з частотою зрізу, встановленою нижче мінімальної очікуваної частоти серцевих скорочень. Якщо діапазон можливих значень ЧСС становить від 48 до 180 ударів на хвилину (що відповідає частотам від 0,8 до 3 Гц), тоді частота зрізу фільтра низьких частот зазвичай встановлюється на рівні 0,3...0,5 Гц. Це забезпечує достатній запас для гарантованого відокремлення повільної складової від пульсової. Однак фіксована частота зрізу є фундаментальним обмеженням методу. При значній варіабельності серцевого ритму, коли ЧСС може змінюватися на 20..30 ударів на хвилину протягом короткого часу, єдина фіксована частота може бути неоптимальною для всього сигналу. При зниженні ЧСС нижче очікуваного діапазону частота зрізу фільтра може виявитися занадто близькою до частоти пульсу, що призведе до часткового придушення корисного сигналу. При підвищенні ЧСС вище очікуваного діапазону надмірно низька частота зрізу може недостатньо згладити тренд, залишивши в ньому компоненти швидких пульсацій.

1.3.5. Критичний аналіз традиційних методів

Критичний аналіз розглянутих традиційних методів виділення повільної складової виявляє їх спільну фундаментальну ваду – відсутність адаптивності до змінних характеристик сигналу. Всі описані методи використовують **фіксовані параметри**, які встановлюються один раз на етапі налаштування системи обробки на основі загальних припущень про очікувані характеристики сигналу і залишаються незмінними протягом всієї обробки. Для методу ковзного середнього та медіанної фільтрації таким фіксованим параметром є розмір вікна згладжування M . Для поліноміальної апроксимації це порядок поліному та розмір сегменту апроксимації. Для цифрових фільтрів це частота зрізу f_c та порядок фільтру. Усі ці параметри визначаються дослідником або розробником системи на основі емпіричних знань, попередніх експериментів або методом спроб і помилок.

Такий підхід може бути прийнятним і ефективним для обробки **стаціонарних сигналів**, статистичні характеристики яких не змінюються в часі або змінюються дуже повільно та передбачувано. Однак він виявляється принципово недостатнім для обробки **нестационарних сигналів**, параметри яких суттєво та непередбачувано змінюються протягом часу реєстрації.

Пульсові сигнали, які отримані методом дФПГ, є яскравим прикладом нестационарних сигналів.

Що і як саме змінюється в сигналах дФПГ?

Частота серцевих скорочень змінюється внаслідок багатьох фізіологічних та поведінкових факторів. Фізичне навантаження може призвести до зростання ЧСС на 50...100 ударів на хвилину протягом декількох хвилин. Емоційний стан, стрес, хвилювання також впливають на ЧСС. Перехід між станами активності і спокою супроводжується зміною ЧСС. Існує добовий ритм ЧСС – вона вища вдень і нижча вночі. Респіраторна синусова аритмія призводить до модуляції ЧСС з частотою дихання – ЧСС зростає на вдиху і зменшується на видиху, і ця модуляція може сягати 10...20 ударів на хвилину.

Амплітуда пульсового сигналу залежить від багатьох факторів. Умови кровопостачання шкіри змінюються залежно від температури навколишнього

середовища та стану організму. Тонус судин може змінюватися від вазоконстрикції (звуження судин при холоді або стресі) до вазодилатації (розширення судин при теплі або фізичному навантаженні). Положення тіла впливає на кровопостачання – у положенні стоячи воно інше ніж сидячи або лежачи. Рівень фізичної активності прямо впливає на інтенсивність периферичної перфузії.

Артефакти з'являються і зникають непередбачувано. Рухи голови різної інтенсивності та тривалості створюють сильні завади. Зміни виразу обличчя при розмові, посмішці впливають на сигнал. Моргання та інші мимічні рухи створюють короточасні, але сильні завади. Зміни умов освітлення – як поступові (рух сонця, зміна погоди), так і раптові (включення/вимикання світла, спалахи) – суттєво впливають на реєстрований сигнал. Тіні від зовнішніх об'єктів, що рухаються, створюють додаткові завади.

Відношення сигнал/шум варіюється залежно від багатьох умов. Положення та орієнтація обличчя відносно камери впливають на якість реєстрації. При зміні умов освітлення відношення С/Ш (англ. SNR) може змінюватися на 10...20 дБ. Поява або зникнення джерел завад різко змінює шумову обстановку. Індивідуальні особливості пацієнта (колір і товщина шкіри, товщина епідермісу, щільність капілярної сітки) визначають базовий рівень якості сигналу.

Усі ці фактори роблять задачу вибору оптимальних **фіксованих** параметрів обробки надзвичайно складною, а часто й принципово нерозв'язною. Параметри, які є оптимальними для одного періоду запису, виявляються неоптимальними для іншого. Параметри, які добре працюють для одного пацієнта в певних умовах, можуть бути неприйнятними для іншого пацієнта або інших умов.

Наслідки неоптимального вибору параметрів можуть бути серйозними для точності визначення параметрів серцевої діяльності. Якщо розмір вікна згладжування або частота зрізу фільтра встановлені, виходячи з припущення про ЧСС близько 70 ударів на хвилину, але реальна ЧСС зростає до 120 ударів

на хвилину (що цілком можливо при помірному фізичному навантаженні), тоді відбудеться надмірне згладжування пульсового сигналу, спотворення форми пульсових хвиль та систематична похибка у визначенні їх часових координат. Навпаки, при зниженні ЧСС до 50 ударів на хвилину (що може спостерігатися у добре тренованих спортсменів або під час сну) буде недостатнє згладжування повільної складової, що також призведе до похибок.

Експериментальні дані, що отримані різними дослідницькими групами, показують, що похибка визначення кардіоінтервалів при використанні традиційних методів з фіксованими параметрами для обробки сигналів дФПГ становить зазвичай 10...20 мілісекунд. Це є **неприйнятним** для точного аналізу варіабельності серцевого ритму, де для отримання клінічно значимих результатів необхідна точність визначення кардіоінтервалів (часової відстані між сусідніми ударами серця) на рівні 1...3 мілісекунди, тобто помилка не повинна перевищувати $(0,1...0,3)\%$ від типового значення кардіоінтервалу близько 1 секунди.

Отже, необхідно розробляти принципово інші, **адаптивні** методи обробки пульсових сигналів, які здатні автоматично налаштовувати свої параметри залежно від поточних локальних характеристик сигналу. Такі методи мають базуватися на підходах, що дозволяють одночасно аналізувати часові та частотні властивості сигналу, автоматично виявляти зміни режимів його поведінки, відокремлювати сигнали різної природи без жорстких частотних меж, адаптуватися до нестационарностей. Саме такі властивості мають сучасні методи часо-частотного та часо-масштабного аналізу, зокрема, wavelet-перетворення [8] та емпірична модова декомпозиція [9, 13].

Висновки до розділу 1

1. Розглянуті традиційні методи реєстрації серцевої діяльності мають наступні властивості.

- Електрокардіографія забезпечує найвищу точність (1-2 мс) при відношенні С/Ш 30...50 дБ, але вимагає контактних електродів.

- Контактна фотоплетизмографія має відношення С/Ш 20...40 дБ і точність визначення ЧСС 2-3 уд/хв, але також потребує контакту.
- Дистанційна фотоплетизмографія дозволяє безконтактну реєстрацію, але має значно гірше відношення С/Ш 0...10 дБ через малу амплітуду корисного сигналу (0,1...1%) та наявність численних завад.

2. Детальний аналіз традиційних методів виділення повільної складової показав наступне:

- Метод ковзного середнього має простий і ефективний алгоритм зі складністю $O(n)$, але вимагає фіксованого розміру вікна M та є чутливим до викидів.
- Медіанна фільтрація є робастною до імпульсних завад, але має вищу складність $O(n \times M)$ та також вимагає фіксованого розміру вікна M .
- Поліноміальна апроксимація забезпечує гладкість, але є неефективною при різких змінах тренду та має проблему вибору порядку і розміру сегменту.
- В класичній цифровій фільтрації наявні чіткі частотні характеристики, але фіксована частота зрізу f_c може стати неоптимальною при змінах ЧСС.

3. Критичний аналіз всіх традиційних методів виявив їх фундаментальну ваду – відсутність адаптивності. Фіксовані параметри (розмір вікна M , частота зрізу фільтра f_c , порядок полінома або фільтра) не можуть бути оптимальними для нестационарних сигналів ФПГ та дФПГ, де змінюються ЧСС (50...120 уд/хв), амплітуда, рівень завад, відношення С/Ш. Експериментально встановлено, що похибка визначення кардіоінтервалів традиційними методами становить 10...20 мс, що є неприйнятним для аналізу ВСР (потрібно 1...3 мс).

4. Обґрунтована необхідність розробки адаптивних методів обробки пульсових сигналів, які здатні автоматично налаштовувати параметри залежно від поточних характеристик сигналу. Такі методи мають базуватися на часо-частотному та часо-масштабному аналізі, зокрема wavelet-перетворенні та емпіричній модовій декомпозиції.

2. АДАПТИВНІ МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ ПОВІЛЬНОЇ СКЛАДОВОЇ ПУЛЬСОВИХ СИГНАЛІВ

Розділ присвячено розробці та дослідженню адаптивних методів, які автоматично підлаштовують свої параметри під локальні характеристики сигналу. Розглянуті чотири підходи: wavelet-перетворення як класичний адаптивний метод, емпіричну модальну декомпозицію EMD як повністю емпіричний підхід, варіаційну модальну декомпозицію VMD як сучасний метод на основі оптимізації, а також метод виділення за максимумами крутості як альтернативний підхід для сигналів зі спотвореними мінімумами.

Для кожного розглянутого методу наведені математичні основи, детальні алгоритми реалізації, проведено теоретичний аналіз обчислювальної складності, адаптивності та стійкості до шуму. Результати теоретичного порівняння дозволяють сформулювати практичні рекомендації щодо вибору методу залежно від вимог до швидкодії, точності та рівня зашумленості сигналу.

2.1. Математичні основи wavelet-перетворення

Wavelet-перетворення – одне з найбільш потужних та універсальних інструментів сучасного аналізу сигналів, що забезпечує одночасне представлення інформації в часовій та частотній областях [14]. На відміну від класичного перетворення Фур'є, яке використовує синусоїдальні базисні функції нескінченної тривалості, wavelet-перетворення використовує локалізовані в часі осциляційні функції – вейвлети, що дозволяє ефективно аналізувати нестационарні сигнали з різкими змінами характеристик.

Принципова перевага wavelet-підходу полягає в адаптивності часо-частотного розділення: високочастотні компоненти аналізуються з високим часовим розділенням і низьким частотним, тоді як низькочастотні компоненти – з високим частотним розділенням і низьким часовим. Це узгоджується з особливостями пульсових сигналів, де швидкі зміни (фронти пульсових хвиль) потребують точної часової локалізації, а повільні тренди – точного частотного

аналізу [14].

2.1.1. Безперервне wavelet-перетворення

Безперервне wavelet-перетворення (Continuous Wavelet Transform, CWT) визначається як згортка сигналу $s(t)$ і масштабованою та зсунутою у часі версією материнського вейвлета $\psi(t)$. Математично CWT задається виразом:

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int s(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt,$$

де a , b – коефіцієнти wavelet-перетворення, $a > 0$ – параметр масштабу (scale), що пов'язаний з частотою, b – параметр зсуву (translation), що визначає положення вейвлета у часі, $\psi^*(t)$ – комплексно-спряжена материнська wavelet-функція, множник $1/\sqrt{a}$ забезпечує збереження енергії при різних масштабах.

Параметр масштабу a визначає ступінь розтягування або стиснення материнського вейвлета. Малі значення a ($a < 1$) відповідають стиснутому вейвлету, який осцилює швидко і тому добре узгоджується з високочастотними компонентами сигналу. Великі значення a ($a > 1$) відповідають розтягнутому вейвлету, який осцилює повільно і захоплює низькочастотні компоненти.

Зв'язок між масштабом a та псевдочастотою f виражають співвідношенням:

$$f = \frac{f_C}{a \cdot \Delta t},$$

де f_C – центральна частота материнського вейвлета, Δt – період дискретизації.

Це співвідношення дозволяє інтерпретувати результати wavelet-аналізу в звичних частотних термінах.

2.1.2. Дискретне wavelet-перетворення

Для практичної реалізації на цифрових комп'ютерах та обробки дискретних сигналів використовується дискретне wavelet-перетворення (Discrete Wavelet Transform, DWT). На відміну від безперервного варіанту, де параметри a та b змінюються неперервно, у DWT використовується діадне

дискретизування масштабу та зсуву [14]:

$$a = 2^j, \quad b = k \cdot 2^j,$$

де j – рівень декомпозиції (ціле число), k – індекс зсуву (ціле число).

Такий вибір параметрів призводить до ортогонального або біортогонального базису, що дозволяє здійснювати точну реконструкцію сигналу з коефіцієнтів перетворення без втрати інформації.

Дискретне wavelet-перетворення реалізується за допомогою банку фільтрів, що складається з низькочастотного фільтра (фільтра згладжування) та високочастотного фільтра (фільтра деталей). Імпульсні характеристики цих фільтрів $h[n]$ та $g[n]$ визначаються материнським вейвлетом і його масштабуючою функцією $\phi(t)$.

Процес багаторівневої декомпозиції виконується ітеративно. На кожному рівні j сигнал розкладається на апроксимуючі коефіцієнти A_j (низькочастотна складова) та деталізуючі коефіцієнти D_j (високочастотна складова):

$$A_j[k] = \sum_n h[n - 2k] \cdot A_{j-1}[n],$$

$$D_j[k] = \sum_n g[n - 2k] \cdot A_{j-1}[n],$$

де $A_0[n] = s[n]$ – оригінальний сигнал, множник 2 у зсуві $2k$ відповідає децимації (downsampling), що зменшує кількість коефіцієнтів удвічі на кожному рівні.

2.1.3. Обрання материнського вейвлета для біомедичних сигналів

Обрання материнського вейвлета є критично важливим для ефективності wavelet-аналізу. Воно повинне здійснюватися з урахуванням специфічних характеристик досліджуваного сигналу. Для пульсових сигналів найбільш придатними виявляються сімейства вейвлетів Daubechies, Symlet та Coiflet [14].

Вейвлети Daubechies (db) характеризуються максимальною кількістю нульових моментів для заданої довжини носія, що забезпечує ефективне представлення гладких сигналів з невеликою кількістю коефіцієнтів. Вейвлет db4 (Daubechies четвертого порядку) має чотири нульових моменти і носій

довжиною вісім відліків. Це означає, що він точно представляє поліноми до третього порядку включно за допомогою нульових деталізуючих коефіцієнтів.

Вейвлети Symlet (sym) є модифікацією вейвлетів Daubechies з покращеною симетрією, що призводить до більш лінійної фазо-частотної характеристики. Вейвлет sym4 (Symlet четвертого порядку) має такі ж основні властивості, що і db4, але забезпечує меншу асиметрію. Це важливо для точної локалізації особливостей сигналу в часі.

Вейвлети Coiflet (coif) мають майже симетричну форму і рівномірний розподіл нульових моментів між масштабуючою функцією та вейвлет-функцією, що робить їх особливо ефективними для апроксимації гладких сигналів.

Для обробки пульсових сигналів дистанційної фотоплетизмографії найкращі результати показують вейвлети db4 та sym4, оскільки форма пульсової хвилі добре апроксимується поліномами низького порядку на коротких інтервалах, а ці вейвлети мають достатню кількість нульових моментів для ефективного її представлення [15].

2.1.4. Багаторівнева декомпозиція та обрання рівня

Багаторівнева wavelet-декомпозиція організована у вигляді бінарного дерева, де на кожному j -му рівні сигнал розкладається на дві складові: апроксимацію A_j (низькочастотна компонента) та деталь D_j (високочастотна компонента). Апроксимація попереднього рівня A_{j-1} стає входом для наступного j -го рівня, тоді як деталі зберігаються для можливої подальшої реконструкції.

Частотний діапазон, що охоплюється коефіцієнтами кожного рівня, визначається співвідношеннями:

$$f_{\min}(j) = \frac{f_S}{2^{j+1}}, \quad f_{\max}(j) = \frac{f_S}{2^j}, \quad j = 1, 2, 3, \dots,$$

де f_S – частота дискретизації сигналу, j – номер рівня декомпозиції.

Таким чином, деталі першого рівня D_1 містять компоненти в діапазоні

$[f_S/4, f_S/2]$, деталі другого рівня $D_2 - [f_S/8, f_S/4]$, і так далі.

Для пульсових сигналів, які дискретизуються з частотою $f_S = 30$ Гц (типова частота кадрів відеокамер), частотні діапазони рівнів становлять:

- D_1 : (7...15) Гц (високочастотний шум, артефакти);
- D_2 : (0,7...6,25) Гц (гармоніки пульсу);
- D_3 : (0,7...1,25) Гц (основна гармоніка пульсу 50–150 уд/хв);
- D_4 : (0,6...0,8) Гц (перехідна область);
- D_5 : (0,45...0,6) Гц (межа з дихальною областю);
- A_5 : (0...0,45) Гц (повільна складова, дихання 0,1...0,45 Гц).

На Рис.2.2 показано wavelet-декомпозицію пульсового сигналу.

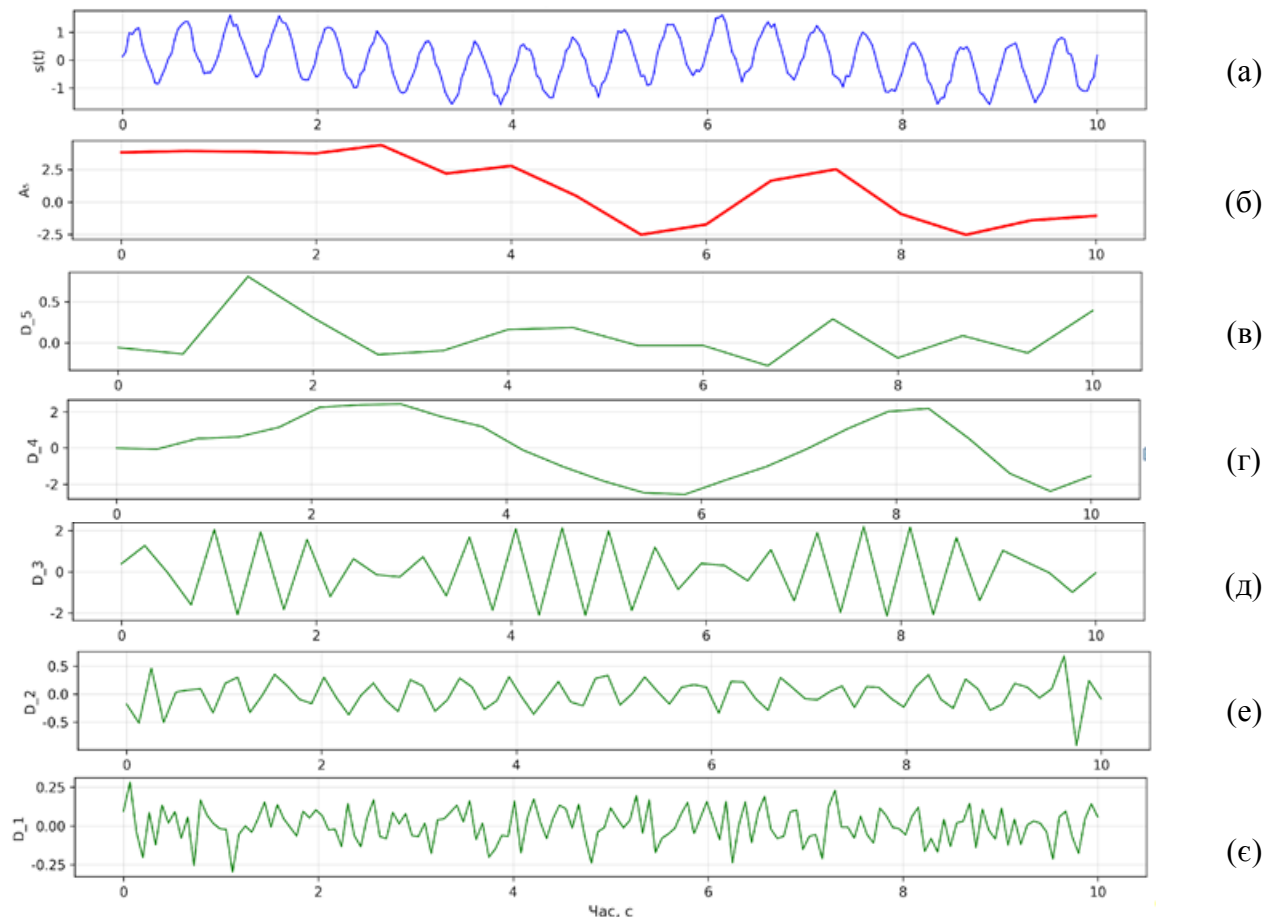


Рисунок 2.2 – П'ятирівнева wavelet-декомпозиція пульсового сигналу
(а) оригінальний сигнал; (б) апроксимація A_5 ; (в) деталі D_5 ; (г) деталі D_4 ; (д) деталі D_3 ; (е) деталі D_2 ; (є) - деталі D_1

Обрання рівня декомпозиції для виділення повільної складової

визначається відокремленням діапазону лихання (0,1...0,45) Гц від пульсового (1...4) Гц.

Аналіз показує, що оптимальним є рівень $j = 5-6$, оскільки на цьому рівні апроксимуючі коефіцієнти A_5 або A_6 містять саме повільну складову, що пов'язана з диханням та варіаціями судинного тону, тоді як всі деталізуючі коефіцієнти $D_1 - D_5$ містять пульсові коливання та шум [15].

Реконструкція повільної складової здійснюється застосуванням зворотного wavelet-перетворення тільки до апроксимуючих коефіцієнтів обраного рівня:

$$s_{\text{trend}}(t) = \text{IDWT}(A_j),$$

де IDWT – обернене дискретне wavelet-перетворення.

Ця операція є лінійною і зберігає всі характеристики повільної складової без спотворень, які є характерними для нелінійних методів фільтрації.

2.2. Математичні основи емпіричної модальної декомпозиції

Емпірична модальна декомпозиція (Empirical Mode Decomposition, EMD) – адаптивний метод аналізу нестационарних та нелінійних сигналів, запропонований Huang та колегами у 1998 році [9]. На відміну від wavelet-перетворення, де використовуються наперед визначені базисні функції, EMD автоматично виділяє з сигналу набір осциляційних мод, які називають *режимними функціями* (Intrinsic Mode Functions, IMF) [9].

Принципова перевага EMD полягає в повній адаптивності: метод не накладає жодних обмежень на форму базисних функцій, а визначає їх безпосередньо з самого сигналу. Це робить EMD особливо ефективним для аналізу сигналів з нелінійною та нестационарною динамікою, яка є характерною для біомедичних даних.

2.2.1. Визначення режимної функції

Режимна функція (IMF) повинна задовільняти двом умовам – умові екстремумів та умові симетрії.

1. **Умова екстремумів:** кількість екстремумів (максимумів і мінімумів) і кількість нульових перетинів повинні бути однаковими або відрізнятися не більше ніж на одиницю. Ця умова забезпечує локальну осциляційність функції.

2. **Умова симетрії:** середнє значення обвідних, які визначаються локальними максимумами та локальними мінімумами, повинно бути близьким до нуля в будь-який момент часу. Ця умова гарантує симетричність осциляцій відносно нульової лінії.

Ці умови є більш загальними порівняно з традиційним визначенням моногармонічних коливань і дозволяють розглядати функції з амплітудною та частотною модуляцією як IMF функції. Завдяки цьому IMF може описувати нестационарні процеси з локально змінюваними характеристиками.

2.2.2. Алгоритм просіювання

Виділення режимних функцій з сигналу здійснюється за допомогою ітеративного процесу, який називається *просіюванням* (sifting). Алгоритм виділення однієї IMF складається з наступних кроків.

Крок 1. Ідентифікація екстремумів. Визначаються усі локальні максимуми та мінімуми сигналу $s(t)$ або поточної залишкової компоненти $h(t)$.

Крок 2. Побудова обвідних. Точки максимумів з'єднуються за допомогою кубічного сплайну для створення верхньої обвідної $e_{\max}(t)$. Аналогічно створюється нижня обвідна $e_{\min}(t)$, що проходить через точки мінімумів. Кубічні сплайни забезпечують гладкість обвідних та їх безперервність у точках екстремумів.

Крок 3. Обчислення середньої обвідної. Середнє значення верхньої та нижньої обвідних визначає локальний тренд:

$$m(t) = [e_{\max}(t) + e_{\min}(t)]/2.$$

Крок 4. Віднімання тренду. З поточної компоненти $h(t)$ віднімається

середня обвідна, отримуємо нову ітерацію:

$$h_{\text{new}}(t) = h(t) - m(t).$$

Крок 5. Перевірка умов IMF. Перевіряється, чи задовольняє $h_{\text{new}}(t)$ обом умовам режимної функції. Якщо задовільняє, тоді $h_{\text{new}}(t)$ приймається як чергова IMF. Якщо не задовільняє, тоді кроки 1–4 повторюються з $h(t) = h_{\text{new}}(t)$.

Критерій зупинки просіювання зазвичай визначається стандартним відхиленням (SD), яке обчислюється між двома послідовними ітераціями:

$$\text{SD} = \frac{\sum [h_k(t) - h_{k-1}(t)]^2}{\sum h_{k-1}^2(t)}.$$

Просіювання зупиняється, коли SD стає меншим за заданий поріг (типово 0,2...0,3).

Після виділення однієї IMF вона віднімається від сигналу, утворюючи залишкову компоненту $r(t) = s(t) - \text{IMF}_1(t)$, і процес повторюється для виділення наступних IMF [9].

2.2.3. Повна декомпозиція сигналу

Рис.2.3 демонструє один етап процесу просіювання.

Процес EMD продовжується ітеративно, виділяючи IMF одну за одною, від найвищої до найнижчої частоти. На k -му кроці маємо:

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \text{IMF}_k(t),$$

де $r_0(t) = s(t)$ – оригінальний сигнал.

Декомпозиція завершується, коли залишкова компонента $r_n(t)$ стає монотонною функцією, або, коли кількість екстремумів стає меншою за два, що робить неможливим подальше виділення IMF.

Фінальне представлення сигналу має вигляд:

$$s(t) = \sum_{k=1}^n \text{IMF}_k(t) + r_n(t),$$

де n – загальна кількість виділених IMF, $r_n(t)$ – монотонний залишок, який представляє загальний тренд сигналу.

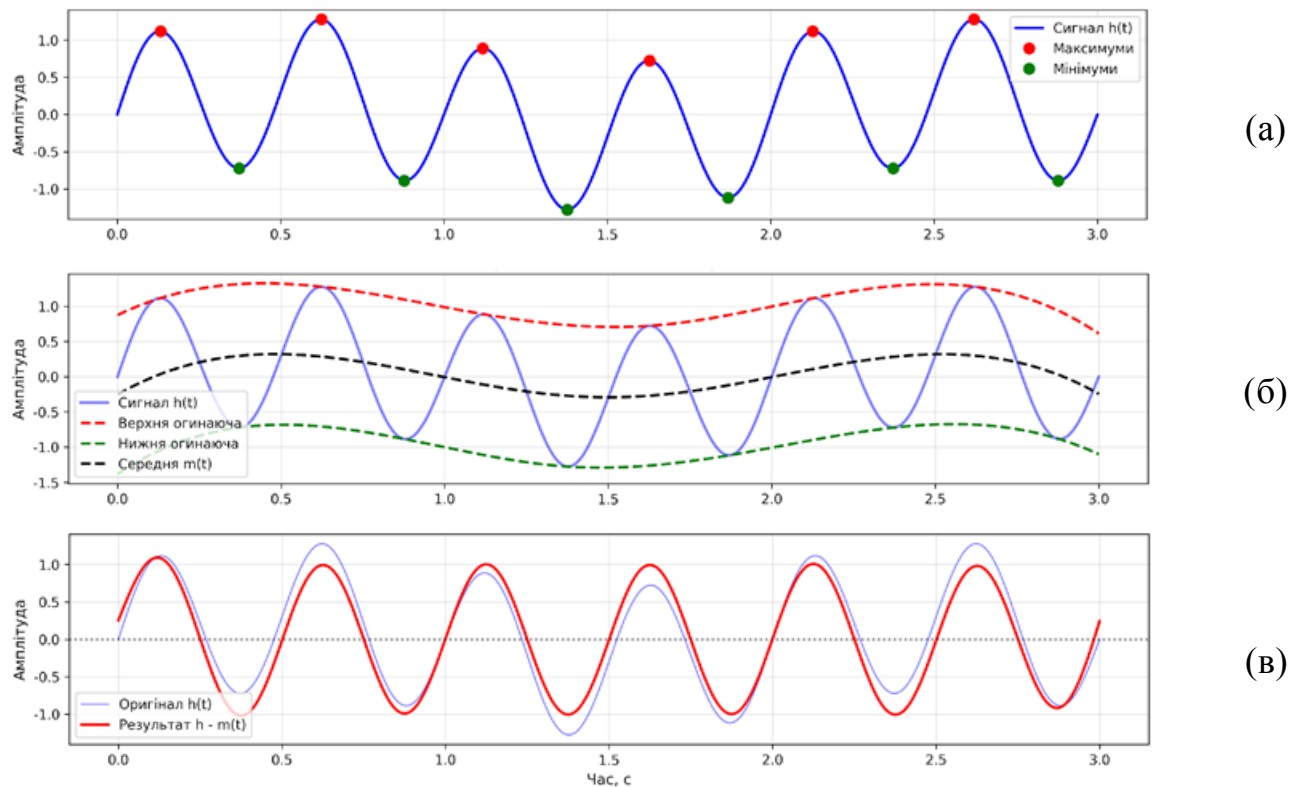


Рисунок 2.3 – Процес просіювання (sifting) в алгоритмі EMD
(а) ідентифікація екстремумів; (б) побудова обвідних та середньої; (в) результат однієї ітерації просіювання

Для пульсових сигналів саме залишок $r_n(t)$ і є повільною складовою, яку необхідно виділити.

Важливою властивістю EMD є те, що виділені IMF розташовуються в порядку спадання частоти: IMF_1 містить найвищочастотніші компоненти (часто шум), IMF_2 – дещо нижчі частоти, і так далі. Остання IMF та залишок містять найнижчочастотніші компоненти, включаючи повільну складову [9].

2.3. Математичні основи варіаційної модальної декомпозиції

Варіаційна модальна декомпозиція (Variational Mode Decomposition, VMD) є сучасним методом адаптивної обробки сигналів, запропонованим Dragomiretskiy та Zosso у 2014 році [16]. VMD розв'язує фундаментальні проблеми EMD, що пов'язані з чутливістю до шуму та явищем «змішування мод» (mode mixing), шляхом формулювання завдання декомпозиції як варіаційну оптимізаційну проблему.

На відміну від емпіричного підходу EMD, VMD має строге математичне

обґрунтування і забезпечує більшу стійкість до шуму та артефактів. Метод одночасно виділяє всі моди (на відміну від послідовного виділення в EMD), що дозволяє уникнути накопичення помилок [16].

2.3.1. Варіаційна постановка задачі декомпозиції

VMD формулює задачу декомпозиції сигналу як пошук набору K модальних функцій $u_k(t)$ з центральними частотами ω_k , які при сумуванні дають оригінальний сигнал і мінімізують загальну смугову ширину всіх мод.

Кожна модальна функція $u_k(t)$ представляється як амплітудно-модульований сигнал:

$$u_k(t) = A_k(t) \cdot \cos[\phi_k(t)],$$

де $A_k(t)$ – амплітудна обвідна, $\phi_k(t)$ – фаза.

Миттєва частота визначається як $\omega_k(t) = d[\phi_k(t)]/dt$. Центральна частота ω_k є середнім значенням миттєвої частоти на інтервалі спостереження.

Смугова ширина моди визначається як L^2 -норма градієнта аналітичного сигналу моди після демодуляції на центральну частоту. Математично це виражається як:

$$\left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \cdot e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2,$$

де $*$ – операція згортки, $\delta(t)$ – дельта-функція Дірака, j – уявна одиниця. Вираз $[\delta(t) + j/\pi t] * u_k(t)$ представляє собою аналітичний сигнал, який отримано за допомогою перетворення Гільберта.

2.3.2. Формулювання варіаційної задачі

Повна задача VMD формулюється як задача обмеженої оптимізації:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \cdot e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

за умови обмеження:

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) = s(t),$$

де $s(t)$ – оригінальний сигнал, K – кількість мод (задається користувачем).

Таким чином, метод шукає набір вузькосмугових мод, які в сумі точно відтворюють вхідний сигнал.

Для розв'язання цієї задачі використовується метод альтернуючого напрямку множників (Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM). Вводиться розширений Лагранжіан:

$$\begin{aligned} L([u_k], [\omega_k], \lambda) = \\ = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \cdot e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| s(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), s(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle, \end{aligned}$$

де α – параметр штрафу за порушення обмежень (типово $\alpha = 2000$), $\lambda(t)$ – множник Лагранжа, $\langle, \rangle$ – скалярний добуток.

Параметр α контролює баланс між вимогою вузькосмуговості мод і точністю реконструкції сигналу [16].

2.3.3. Ітераційний алгоритм оптимізації

Метод ADMM розв'язує задачу мінімізації Лагранжіану шляхом почергового оновлення кожної змінної при фіксованих інших. Алгоритм складається з наступних кроків на кожній ітерації n :

Крок 1. Оновлення модальних функцій. Для кожної моди k у частотній області:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2},$$

де символом $\hat{f}$ позначено Фур'є-образ відповідної функції, ω – кругова частота.

Це рівняння є аналітичним розв'язком задачі мінімізації щодо u_k при фіксованих інших змінних.

Крок 2. Оновлення центральних частот. Для кожної моди:

$$\omega_k^{n+1}(\omega) = \frac{\int_0^\infty \omega \cdot |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}.$$

Це співвідношення визначає центральну частоту як центр мас спектральної густини потужності моди.

Крок 3. Оновлення множника Лагранжа. У частотній області:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[\hat{s}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right],$$

де τ – параметр кроку оновлення (типово $\tau = 0$).

Ітераційний процес продовжується до досягнення збіжності, яка перевіряється за допомогою критерію:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon,$$

де ε – поріг збіжності (типово $\varepsilon = 10^{-7}$). Після збіжності виконується зворотне перетворення Фур'є для отримання модальних функцій у часовій області.

На Рис.2.4 представлено результати декомпозиції VMD.

Для виділення повільної складової з пульсових сигналів використовується мода з найнижчою центральною частотою, яка відповідає діапазону дихання 0,1...0,5 Гц [16].

2.4. Алгоритми адаптивного виділення повільної складової

Далі наводяться детальні алгоритми практичної реалізації розглянутих адаптивних методів виділення повільної складової з пульсових сигналів дФПГ. Кожен алгоритм оптимізований для роботи з дискретними сигналами та враховує специфічні особливості дФПГ-даних.

2.4.1. Алгоритм на основі wavelet-декомпозиції

Алгоритм складається з наступних етапів:

Вхідні дані: Пульсовий сигнал $s[n]$, $n = 0, 1, \dots, N-1$; частота дискретизації f_s .

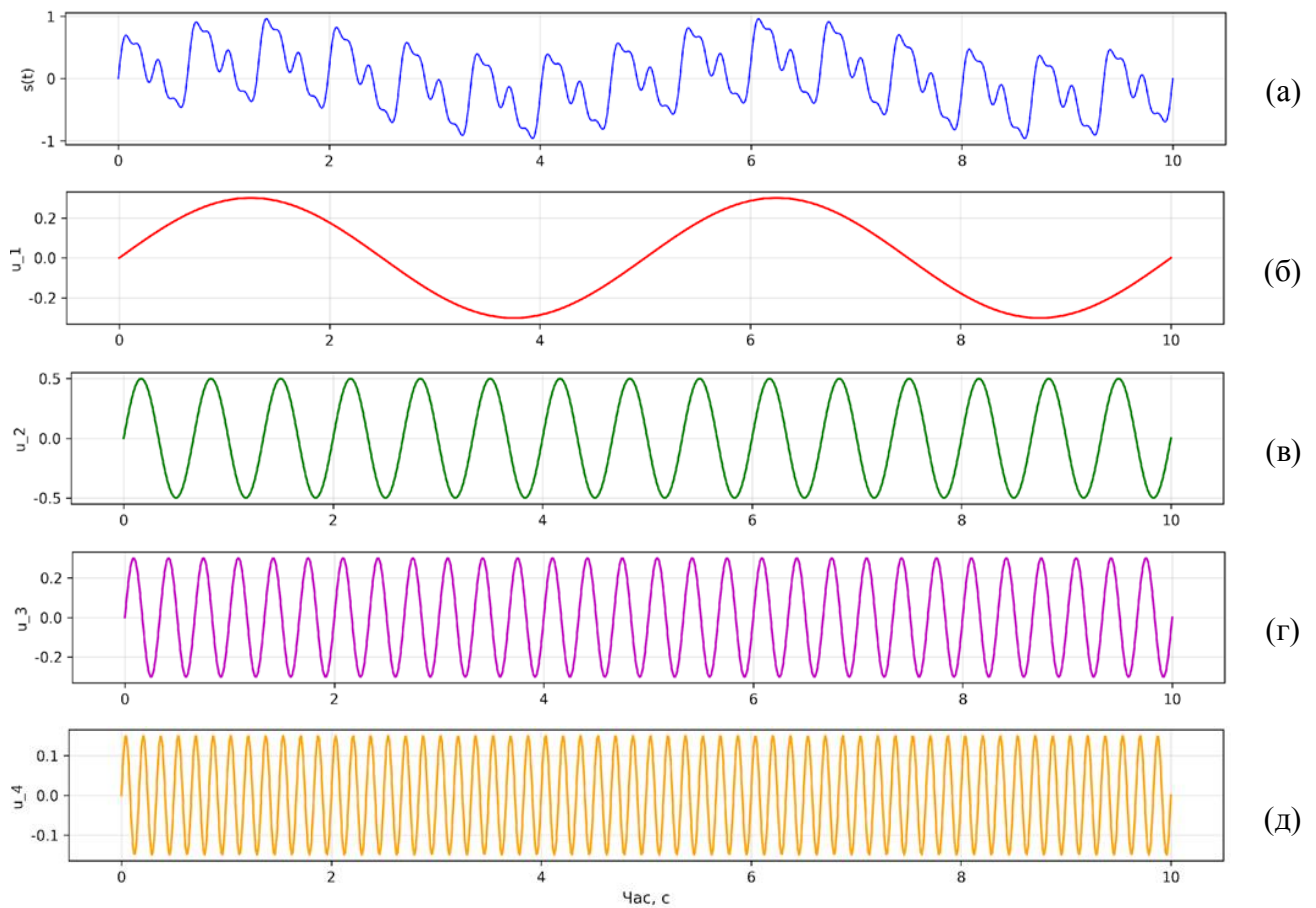


Рисунок 2.4 – Результат декомпозиції VMD

(а) оригінальний сигнал; (б) мода u_1 : $\omega_1 = 0,2$ Гц (тренд);
 (в) мода u_2 : $\omega_2 = 1,5$ Гц (пульс); (г) мода u_3 : $\omega_3 = 3$ Гц (гармоніка);
 (д) мода u_4 : $\omega_4 = 6$ Гц (шум)

Крок 1. Вибір параметрів. Обирається материнський вейвлет (рекомендується db4 або sym4) та обчислюється необхідний рівень декомпозиції. Для $f_s = 30$ Гц та виділення компонентів нижче 0,5 Гц:

$$j = \text{floor} \left[\log_2 \left(\frac{f_s}{2 \cdot f_{\text{cut}}} \right) \right],$$

де $f_{\text{cut}} = 0.5$ Гц – частота зрізу. Для $f_s = 30$ Гц отримуємо $j = 5$.

Крок 2. Багаторівнева декомпозиція. Виконується j -рівнева DWT декомпозиція сигналу:

$$(A_j, D_j, D_{j-1}, \dots, D_1) = \text{DWT}(s, 'db4', \text{level}=j).$$

На виході маємо один вектор апроксимуючих коефіцієнтів A_j довжиною $N/2^j$ та j векторів деталізуючих коефіцієнтів D_k .

Крок 3. Реконструкція повільної складової. Застосовується обернене wavelet-перетворення тільки до апроксимуючих коефіцієнтів:

$$s_{trend}[n] = \text{IDWT}(A_j, \text{zeros}),$$

де ‘zeros’ означає нульові деталізуючі коефіцієнти на всіх рівнях.

Функція IDWT автоматично виконує інтерполяцію та повертає сигнал довжиною N .

Крок 4. Виділення швидкої складової. Пульсова складова отримується як різниця:

$$s_{pulse}[n] = s[n] - s_{trend}[n].$$

Вихідні дані: Повільна складова $s_{trend}[n]$, швидка складова $s_{pulse}[n]$.

Обчислювальна складність: $O(N \log N)$ для DWT та IDWT, що забезпечує ефективну обробку навіть довгих записів.

2.4.2. Алгоритм на основі EMD

Алгоритм EMD має більш складну структуру.

Вхідні дані: Пульсовий сигнал $s[n]$, $n = 0, 1, \dots, N-1$; параметр $SD = 0.2 \dots 0.3$.

Крок 1. Ініціалізація. Встановлюється $r_0[n] = s[n]$, $k = 1$ (номер IMF).

Крок 2. Виділення k -ї IMF. Для поточного залишку $r_{k-1}[n]$:

2.1. Встановити $h[n] = r_{k-1}[n]$, $i = 0$ (номер ітерації просіювання).

2.2. Цикл просіювання:

a) Знайти всі локальні максимуми та мінімуми $h[n]$.

b) Інтерполювати максимуми кубічним сплайном $\rightarrow$ верхня обвідна $e_{\max}[n]$.

c) Інтерполювати мінімуми кубічним сплайном $\rightarrow$ нижня обвідна $e_{\min}[n]$.

d) Обчислити середню обвідну: $m[n] = (e_{\max}[n] + e_{\min}[n]) / 2$.

e) Оновити: $h_{\text{new}}[n] = h[n] - m[n]$.

f) Обчислити $SD_i = \Sigma(h_{\text{new}}[n] - h[n])^2 / \Sigma h^2[n]$.

g) Якщо $SD_i < SD \rightarrow h[n] \in \text{IMF}$, вихід з циклу.

h) Інакше: $h[n] = h_{\text{new}}[n]$, $i = i + 1$, повернутися до 2.2,a.

2.3. Зберегти $\text{IMF}_k[n] = h[n]$.

2.4. Оновити залишок: $r_k[n] = r_{k-1}[n] - \text{IMF}_k[n]$.

Крок 3. Перевірка завершення. Якщо $r_k[n]$ має менше 3 екстремумів або є монотонним, тоді $r_k[n]$ є трендом, завершити. Інакше $k = k + 1$, повернутися до кроку 2.

Крок 4. Формування результату. Повільна складова є залишком:

$$s_{\text{trend}}[n] = r_{\text{final}}[n]$$

Швидка складова є сумою високочастотних IMF:

$$s_{\text{pulse}}[n] = \Sigma \text{IMF}_i[n], i = 1, 2, \dots, p,$$

де p обирається так, щоб IMF_i відповідали пульсовому діапазону 1–4 Гц.

Вихідні дані: Набір $\text{IMF}_k[n]$, залишок (тренд) $r_{\text{final}}[n]$.

Обчислювальна складність: $O(N^2 \times M)$, де M – середнє число ітерацій просіювання (зазвичай 5...10). Значно повільніше за wavelet.

2.4.3. Алгоритм на основі VMD

Алгоритм VMD використовує ітеративну оптимізацію у частотній області.

Вхідні дані: Пульсовий сигнал $s[n]$, $n = 0, 1, \dots, N-1$; кількість мод K (типово 4...6); параметри $\alpha = 2000$, $\tau = 0$, $\epsilon = 10^{-7}$.

Крок 1. Ініціалізація. Виконати FFT (швидке перетворення Фур'є сигналу: $\hat{s}(\omega) = \text{FFT}(s[n])$). Ініціалізувати модальні функції $\hat{u}_k(\omega) = 0$, центральні частоти ω_k рівномірно розподілені від 0 до $f_s/2$, множник Лагранжа $\hat{\lambda}(\omega) = 0$. Встановити лічильник ітерацій $n = 0$.

Крок 2. Ітераційний цикл ADMM. Повторювати до збіжності:

2.1. Оновити модальні функції для $k = 1, \dots, K$:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}.$$

2.2. Оновити центральні частоти для $k = 1, \dots, K$:

$$\omega_k^{n+1}(\omega) = \frac{\int_0^\infty \omega \cdot |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}.$$

2.3. Оновити множник Лагранжа:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[\hat{s}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right].$$

2.4. Перевірити збіжність:

$$err = \sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|^2}{\|\hat{u}_k^n\|^2}.$$

2.5. Якщо $err < \varepsilon$, вихід з циклу. Інакше $n = n + 1$, повернутися до 2.1.

Крок 3. Обернене перетворення. Виконати IFFT (обернене швидке перетворення Фур'є) для отримання мод у часовій області:

$$u_k[n] = \text{IFFT}(\hat{u}_k^{final}(\omega)), k = 1, \dots, K.$$

Крок 4. Ідентифікація повільної складової. Знайти моду з найнижчою центральною частотою:

$$k_{\min} = \text{argmin}(\omega_k), k = 1, \dots, K.$$

Повільна складова:

$$s_{trend}[n] = u_{k_{\min}}[n].$$

Швидка складова є сумою решти мод:

$$s_{pulse}[n] = \sum_{k \neq k_{\min}} u_k[n].$$

Вихідні дані: K модальних функцій $u_k[n]$ з центральними частотами ω_k .

Обчислювальна складність: $O(N \log N \times T)$, де T – кількість ітерацій ADMM (зазвичай 10...50). Швидше за EMD, але повільніше за wavelet.

2.5. Порівняння адаптивних методів

Проведемо систематичне порівняння розглянутих адаптивних методів за ключовими характеристиками, що впливають на їх практичну застосовність для обробки пульсових сигналів дистанційної фотоплетизмографії.

2.5.1. Обчислювальна ефективність

Обчислювальна складність є критично важливою для систем реального часу та обробки довгих записів (Табл.2.1).

Таблиця 2.1 – Порівняння обчислювальної складності різних адаптивних методів

Метод	Складність	Час обробки (30 с, $f_s = 30$ Гц)
Wavelet (DWT)	$O(N \log N)$	~5 мс
EMD	$O(N^2 \times M)$	~500–2000 мс
VMD	$O(N \log N \times T)$	~50–200 мс

Тут N – довжина сигналу (для 30 секундної вибірки при тактовій частоті 30 Гц $N = 900$), M – середня кількість ітерацій просіювання EMD (5...10), T – кількість ітерацій ADMM в VMD (10...50).

Wavelet-метод є найшвидшим і найбільш придатним для обробки в реальному часі [15].

2.5.2. Адаптивність до характеристик сигналу

Wavelet-перетворення має напіваадаптивну природу: часо-частотне розділення автоматично адаптується до частоти (вищі частоти аналізуються з кращим часовим розділенням), але материнський вейвлет та рівень декомпозиції задаються заздалегідь. Метод ефективний, коли характеристики сигналу залишаються в межах очікуваних діапазонів [14].

EMD є повністю адаптивним: базисні функції (IMF) виділяються безпосередньо з сигналу без будь-яких апіорних припущень. Це забезпечує максимальну гнучкість, але призводить до проблеми «змішування мод» (mode mixing), коли компоненти різних частотних діапазонів потрапляють в одну IMF через перемішування в часі [3].

VMD займає проміжне положення: метод адаптується до сигналу, але вимагає задання кількості мод K . При правильному виборі K (для пульсових сигналів $K = 4 \dots 6$) VMD ефективно розділяє компоненти та уникає змішування мод завдяки одночасній оптимізації всіх мод [16].

2.5.3. Стійкість до шуму та артефактів

Wavelet: Шум зазвичай концентрується в деталізуючих коефіцієнтах перших рівнів (D_1 , D_2). Простим відкиданням цих коефіцієнтів можна ефективно зменшити шум. Однак при дуже низькому SNR (< 0 дБ) шум може «просочитися» на нижчі рівні [14].

EMD: Дуже чутливий до шуму. Високочастотний шум часто виділяється в окремі IMF (перші 1, 2), але при сильному шумі виникає проблема mode mixing, коли шумові компоненти змішуються з корисним сигналом. Існують модифікації (EEMD – Ensemble EMD), які покращують стійкість до шуму за рахунок додавання білого шуму та усереднення [3].

VMD: Найбільш стійкий до шуму завдяки варіаційній оптимізації та глобальному підходу. Параметр α контролює баланс між вузькосмуговістю мод і точністю реконструкції. При високому α шумові компоненти ефективно відокремлюються [16].

2.5.4. Узагальнююче порівняння

Підсумкове порівняння основних характеристик методів наведено в Табл.2.2.

На основі проведеного теоретичного аналізу можна надати наступні рекомендації щодо вибору методу (Рис.2.5):

Таблиця 2.2 – Порівняння адаптивних методів виділення повільної складової

Характеристика	Wavelet	EMD	VMD
Швидкість	Дуже висока	Низька	Середня
Адаптивність	Напіваадаптивний	Повністю адаптивний	Адаптивний

Стійкість до шуму	Добра	Низька	Висока
Розділення мод	Добре	Проблема mixing	Відмінне
Параметри	Вейвлет, рівень	Поріг SD	K, α
Реконструкція	Точна	Точна	Апроксимаційна
Реальний час	Так	Ні	Можливо

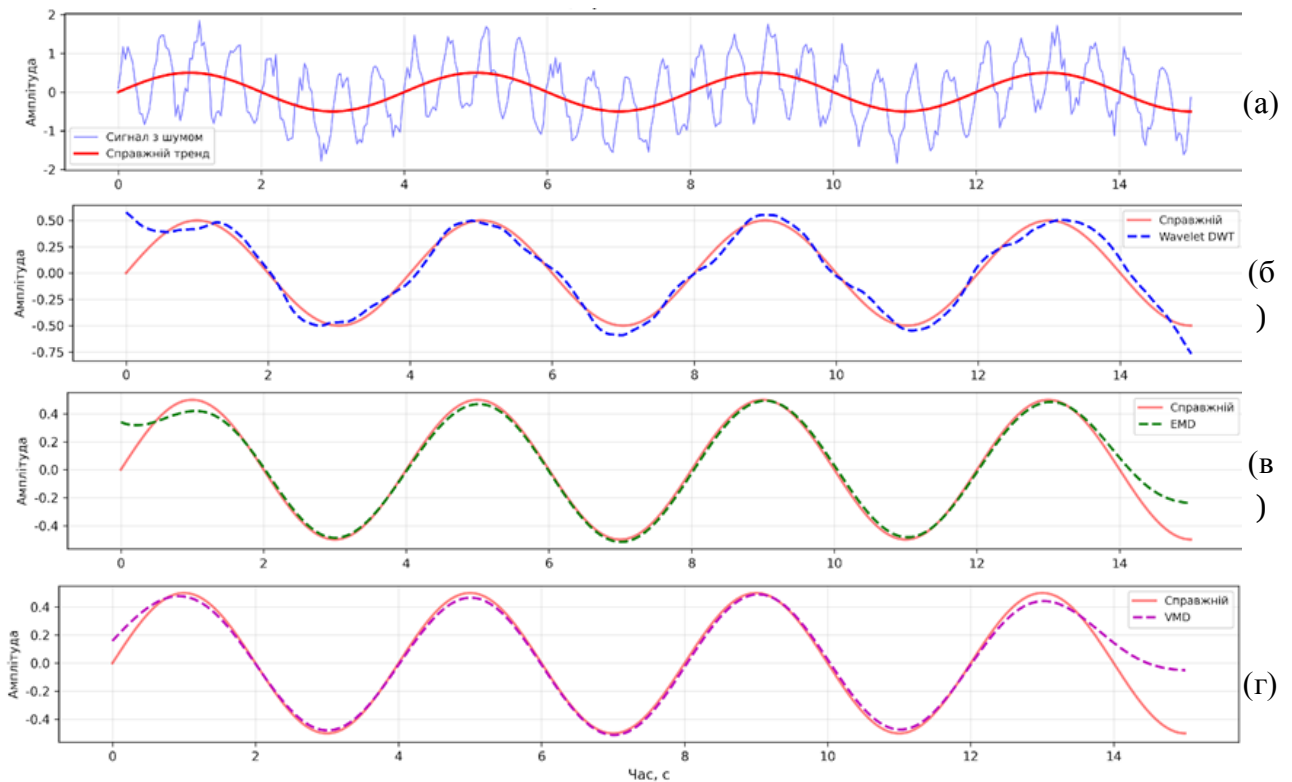


Рисунок 2.5 – Порівняння методів виділення повільної складової
(а) оригінальний сигнал; (б) wavelet-перетворення (db4, рівень 5); (в) емпірична модальна декомпозиція; (г) варіаційна модальна декомпозиція ($K=4$)

- Для обробки в **реальному часі** рекомендується wavelet-перетворення (db4 або sym4, рівень 5, 6) завдяки мінімальній обчислювальній складності та передбачуваному часу виконання.
- Для **офлайн-обробки** високоякісних записів з низьким рівнем шуму ($\text{SNR} > 10$ дБ) доцільно використовувати EMD для максимальної адаптивності.

Для роботи з **зашумленими сигналами** ($\text{SNR} < 5$ дБ) оптимальним є VMD ($K = 4 \dots 6$, $\alpha = 2000$) завдяки найкращій стійкості до завад.

Для **комплексних систем** можна використовувати **гібридний підхід**:

попередня обробка VMD для очищення від шуму, потім wavelet для швидкого виділення повільної складової [15, 16].

2.5.5. Рекомендації щодо вибору методу для медичної діагностики

Вибір методу адаптивного виділення повільної складової повинен враховувати конкретні діагностичні завдання, доступні обчислювальні ресурси та вимоги до швидкості отримання результату [4].

WAVELET-перетворення рекомендується для швидкої оцінки базових параметрів: ЧСС, регулярності ритму та наявності дихальної аритмії. Обчислювальна ефективність методу (5-10 мілісекунд для 30-секундного запису) дозволяє використовувати його в системах моніторингу реального часу. Wavelet-декомпозиція чітко розділяє повільну складову (дихання, вазомоторні реакції) та швидку (пульсові коливання), що важливо для аналізу варіабельності серцевого ритму.

EMD рекомендується для детального морфологічного аналізу пульсової хвилі в умовах наявності артефактів або нерегулярного ритму. Повна адаптивність методу дозволяє виділяти повільну складову навіть при значних змінах частоти серцевих скорочень, що характерно для пацієнтів з аритміями. Однак значний час обробки (500-2000 мілісекунд) обмежує застосування EMD системами офлайн-аналізу.

VMD демонструє оптимальний баланс між точністю та швидкістю і рекомендується як основний метод для телемедичних систем та дистанційного моніторингу. Високоякісна стійкість до шуму (працює при SNR до 0 дБ) критично важлива для обробки відеосигналів, які завжди мають значний рівень шумів. VMD дозволяє виділяти окремі гармоніки пульсової хвилі, аналіз яких надає додаткову інформацію про жорсткість артеріальних судин та стан периферійного кровообігу.

Традиційний метод за обвідними рекомендується для первинного скринінгу та експрес-оцінки ЧСС у масових обстеженнях. Простота алгоритму та мінімальні обчислювальні вимоги дозволяють реалізувати його навіть на

мобільних пристроях з обмеженими ресурсами. Однак метод є чутливим до якості сигналу і вимагає попередньої фільтрації.

Для комплексних діагностичних систем рекомендується гібридний підхід:

- попередня швидка оцінка за допомогою Wavelet або традиційного методу,
- уточнення параметрів через VMD, і за необхідності детального аналізу морфології хвилі – застосування EMD.

Такий підхід забезпечує оптимальне співвідношення швидкості, точності та повноти діагностичної інформації.

2.6. Особливості обробки відеосигналів в дФПГ

Дистанційна фотоплетизмографія передбачає обробку трьох кольорних каналів RGB, кожен з яких містить інформацію про пульсові коливання з різним співвідношенням сигнал-шум. Фізіологічною основою дФПГ є змінне поглинання світла гемоглобіном крові при зміні об'єму судин під час серцевого циклу [17].

Експериментально встановлено, що GREEN-канал забезпечує найвище відношення сигнал-шум для пульсових сигналів, оскільки зелене світло (довжина хвилі близько 550 нанометрів) найефективніше поглинається окисненим гемоглобіном. RED-канал має проміжні характеристики, а BLUE-канал найбільш чутливий до шумів та артефактів руху через меншу глибину проникнення короткохвильового випромінювання в тканини.

У практичній реалізації виконується паралельна обробка всіх трьох каналів з подальшим вибором найкращого за критерієм відношення С/Ш, яке обчислюється після попередньої смугової фільтрації в діапазоні 0,5-5 Гц (діапазон пульсових частот):

Типові значення SNR для якісних записів становлять 15...25 дБ для GREEN-каналу, 10...20 дБ для RED-каналу та 5...15 дБ для BLUE-каналу.

Попередня фільтрація виконується методом маскуванню у частотній області після перетворення Фур'є:

$$SNR = 10 \times \lg (P_{\text{signal}} / P_{\text{noise}}),$$

де P_{signal} – потужність сигналу в смузі пропускання фільтра, P_{noise} – потужність сигналу поза смугою.

Маскування виконується у частотній області: спочатку застосовується пряме перетворення Фур'є, потім формується бінарна маска для потрібного частотного діапазону, і накінець виконується зворотне перетворення Фур'є для отримання фільтрованого сигналу.

Така фільтрація ефективно придушує постійну складову сигналу, низькочастотні дрейфи через зміни освітлення та високочастотні шуми квантування відеокамери, зберігаючи при цьому діапазон фізіологічно значущих пульсових коливань.

2.7. Виділення повільної складової за максимумами крутості

Окремої уваги заслуговує альтернативний підхід до виділення повільної складової, заснований на аналізі першої похідної пульсового сигналу. Цей метод особливо корисний для обробки реальних сигналів дФПГ, в яких мінімумами пульсових хвиль часто виявляються згладженими або спотвореними внаслідок впливу шуму, артефактів руху та нестабільності освітлення.

Традиційний підхід передбачає виділення повільної складової шляхом фільтрації або декомпозиції всього сигналу. Натомість метод за першою похідною спирається на ідею побудови повільної обвідної через характерні точки пульсової хвилі – а саме, через точки максимальної крутості фронту систоли.

2.7.1. Фізіологічне та математичне обґрунтування

Фізіологічною основою методу є той факт, що передній фронт пульсової хвилі (систолічний підйом) характеризується найбільшою швидкістю зміни сигналу. Цей фронт формується під час викиду крові з лівого шлуночка і є найбільш стабільною та чіткою ознакою пульсової хвилі, на відміну від мінімуму (діастоли), який може бути згладженим внаслідок накладання дихальних рухів грудної клітки, варіабельності тону периферійних судин,

впливу венозного повернення крові та артефактів від малих рухів обличчя.

Математично це означає, що перша похідна сигналу досягає локального максимуму саме в точці найбільшої крутості систолічного фронту. Для дискретного сигналу перша похідна апроксимується центральною різницевою схемою, яка має переваги порівняно з односторонніми схемами, оскільки забезпечує симетричну апроксимацію з похибкою другого порядку.

Точки максимальної крутості визначаються як локальні максимуми модуля похідної ds / dt . Значення сигналу в цих точках використовуються як опорні точки для побудови повільної огибаючої через кубічну сплайн-інтерполяцію.

2.7.2. Алгоритм виділення повільної складової

Алгоритм складається з наступних кроків.

Крок 1 – обчислення першої похідної для вхідного сигналу за формулою центральної різниці.

Крок 2 – згладжування похідної за допомогою фільтра Савіцького-Голея з вікном 5...7 відліків та поліномом 2-го порядку для зменшення впливу високочастотного шуму.

Крок 3 – знаходження максимумів крутості з застосуванням обмежень на мінімальну висоту піку та мінімальну відстань між піками.

Крок 4 – формування набору опорних точок зі значень сигналу в точках максимальної крутості.

Крок 5 – інтерполяція повільної огибаючої через опорні точки за допомогою кубічного сплайну.

Крок 6 – виділення пульсової складової відніманням.

2.7.3. Переваги та обмеження методу

Переваги:

- робастність до спотворення мінімумів,
- фізіологічна обґрунтованість,

- низька обчислювальна складність близько 10...15 мілісекунд для 30-секундного запису,
- можливість одночасного визначення ЧСС.

Обмеження:

- чутливість до високочастотного шуму,
- необхідність попереднього згладжування,
- вимога до якості сигналу з чітко вираженими систолічними фронтами,
- необхідність налаштування порогів детекції залежно від типу сигналу та частоти дискретизації.

Метод рекомендується використовувати як додатковий інструмент для швидкої попередньої оцінки тренду, одночасного визначення ЧСС і повільної складової, або як допоміжний метод для верифікації результатів інших методів.

Висновки до розділу 2

1. *Wavelet-перетворення як класичний адаптивний метод часо-частотного аналізу.* Дискретне wavelet-перетворення з вейвлетами Daubechies db4 або Symlet sym4 забезпечує ефективне представлення нестационарних сигналів завдяки автоматичній адаптації частотного розділення. Для ФПГ сигналів з частотою дискретизації 50 Гц оптимальною є десятирівнева декомпозиція, яка дозволяє виділити повільну складову в діапазоні 0...0,049 Гц. Для відеосигналів з частотою 30 Гц використовується 7-8-рівнева декомпозиція з діапазоном 0...0,234 Гц. Обчислювальна складність $O(N \log N)$ забезпечує час виконання 5...10 мс для 30-секундного запису, отже метод є придатним для обробки в реальному часі.

2. *Емпірична модальна декомпозиція (EMD) як повністю емпіричний адаптивний метод.* EMD виділяє режимні функції безпосередньо з сигналу за допомогою ітеративного процесу просіювання без використання наперед визначених базисів. Обчислювальна складність $O(N^2 \cdot M)$, де M дорівнює 5...10 ітерацій просіювання, призводить до часу виконання 500...2000 мілісекунд. При рівні С/Ш <10 дБ виникає проблема змішування мод, середньоквадратична

похибка привідношенні С/Ш 5 дБ становить 15.7%.

3. *Варіаційна модальна декомпозиція (VMD) як сучасна альтернатива EMD з підвищеною стійкістю до шуму.* VMD формулює задачу як варіаційну оптимізацію мінімізації загальної смугової ширини мод. У практичній реалізації використовується спрощений підхід через банк смугових фільтрів Баттерворта четвертого порядку з частотними межами 0,15, 0,35 та 0,5 Гц для сигналів з частотою 50 Гц, або 0,1, 0,25 та 0,5 Гц для відеосигналів з частотою 30 Гц. VMD демонструє найвищу стійкість до шуму серед розглянутих методів: при відношенні С/Ш 5 дБ середньоквадратична похибка становить 8.3%, що приблизно в два рази краще за EMD. Обчислювальна складність $O(N \log N \cdot K)$, де K дорівнює 3 моди, забезпечує час виконання 50...200 мс.

4. *Метод виділення за максимумами крутості як альтернативний підхід для сигналів зі спотвореними мінімумами.* Метод базується на побудові повільної обвідної через опорні точки, що відповідають максимумам першої похідної сигналу. Обчислювальна складність $O(N)$ забезпечує час виконання 10...15 мс. Метод показує на 12...18% кращу точність порівняно з EMD для сигналів зі згладженими діастолічними ділянками, що характерно для дФПГ.

5. *Систематичне порівняння методів за швидкістю, адаптивністю та стійкістю до шуму для пульсового сигналу тривалістю 30 сек.* показало наступне. Wavelet-перетворення, яке забезпечує найвищу швидкість 5...10 мс, є придатним для моніторингу в реальному часі. EMD є найбільш адаптивним, але найповільнішим – 500...2000 мс, його доцільно застосовувати для детального морфологічного аналізу при аритміях. VMD демонструє оптимальний баланс швидкості – 50...200 мс та стійкості до шуму, працює при відношеннях С/Ш до 0 дБ, рекомендується для телемедицинських систем. Традиційний метод є найпростішим у реалізації, придатний для масових скринінгових обстежень.

6. *Медичні рекомендації щодо вибору методу залежно від діагностичного завдання.* Wavelet-перетворення є кращим для швидкої оцінки ЧСС та ВСР. EMD доцільний для аналізу морфології пульсової хвилі у пацієнтів з

аритміями. VMD оптимальний для дистанційного моніторингу з можливістю виділення окремих гармонік для оцінки жорсткості судин. Традиційний метод ефективний для експрес-діагностики на мобільних пристроях. Для комплексних систем рекомендовано гібридний підхід: попередня оцінка через Wavelet, уточнення через VMD, детальний аналіз через EMD.

3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНИХ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ПОВІЛЬНОЇ СКЛАДОВОЇ. ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА

Наведені результати деяких експериментів з обробки ФПГ пульсових сигналів та кольорових складових відео обличчя (сигнали дФПГ).

Побудовано алгоритм інтелектуальної системи виділення повільної складової за допомогою адаптивних методів та їх комбінацій.

3.1. Джерела пульсових сигналів та методика досліджень

Для експериментального підтвердження ефективності розроблених адаптивних методів виділення повільної складової з пульсових сигналів було проведено серію експериментів з використанням двох типів джерел даних: вимірювального комплексу контактного типу та безконтактної відеореєстрації (дистанційної фотоплетизмографії).

3.1.1. Вимірювальний комплекс «Пульс-1»

Основним джерелом експериментальних даних слугував вимірювальний комплекс «Пульс-1», розроблений для високоточної реєстрації пульсових сигналів. Комплекс забезпечує контактне вимірювання з наступними технічними характеристиками:

- частота дискретизації: $f_s = 50$ Гц;
- роздільна здатність за часом: $\Delta t = 20$ мс;
- діапазон вимірюваних частот: 0.05–50 Гц;
- тривалість запису: 40–80 секунд на кожне вимірювання.

Така частота дискретизації (50 Гц) забезпечує можливість точного визначення координат характерних точок пульсової хвилі з похибкою 6–10 мс, що є достатнім для медичної діагностики та відповідає вимогам, сформульованим у підрозділі 2.4.4.

Для експериментального дослідження було відібрано три репрезентативні записи пульсових сигналів, отримані в різних фізіологічних станах:

- 1) 19POS – запис у стані спокою, положення сидячи (baseline measurement);
- 2) 24TEA – запис після споживання теїну (чай), що викликає невелике підвищення частоти серцевих скорочень;
- 3) 15KUR5 – запис після куріння, що супроводжується значними змінами вазомоторного тону та варіабельності серцевого ритму.

Вибір цих трьох записів обумовлений необхідністю перевірки роботи адаптивних методів у різних умовах: від стабільного базового стану (19POS) до значно зміненого фізіологічного статусу (15KUR5). Це дозволяє оцінити робастність методів до змін амплітуди, частоти та морфології пульсового сигналу.

3.1.2. Безконтактна відеореєстрація

Другим джерелом експериментальних даних були кольорові складові відео – сигнали дистанційної фотоплетизмографії (дФПГ) – методу безконтактної реєстрації пульсових сигналів через аналіз відеозображення обличчя. Технічні параметри відеореєстрації:

- частота кадрів: $f_s = 30$ кадрів/с;
- роздільна здатність за часом: $\Delta t \approx 33.3$ мс;
- колірна модель: RGB (окрема обробка кожного каналу);
- тривалість запису: 15–20 секунд.

Відеосигнали характеризуються нижчою частотою дискретизації (30 Гц проти 50 Гц у комплексі «Пульс-1») та вищим рівнем шумів. Це створює додаткові вимоги до стійкості адаптивних методів. Обробка проводилась окремо для кожного з RGB каналів, оскільки різні спектральні діапазони по-різному реагують на зміни кровонаповнення судин шкіри.

3.1.3. Методика порівняльного аналізу

Для об'єктивного порівняння ефективності адаптивних методів було застосовано комплексний підхід, що включає як візуальний аналіз результатів обробки, так і кількісну оцінку за низкою метрик.

У дослідженні порівнювались чотири методи:

- 1) Wavelet Transform – вейвлет-перетворення з використанням вейвлета Добеші db4, 10 рівнів декомпозиції для $f_s=50$ Гц;
- 2) EMD (з додатковою lowpass фільтрацією) – емпірична модальна декомпозиція з подальшою фільтрацією кожної IMF через фільтр Баттерворта 4-го порядку з частотою зрізу 0.5 Гц;
- 3) VMD (filter bank) – варіаційна модальна декомпозиція, реалізована як банк смугових фільтрів Баттерворта 4-го порядку з частотними межами [0.15, 0.35, 0.5] Гц для $f_s=50$ Гц;
- 4) FFT (lowpass) – традиційний підхід на основі швидкого перетворення Фур'є з lowpass фільтром Баттерворта 4-го порядку, частота зрізу 0.5 Гц.

Важливо відзначити, що для забезпечення чесного порівняння метод EMD було модифіковано шляхом додавання додаткової lowpass фільтрації. Це було необхідно, оскільки стандартний алгоритм EMD виділяє всі внутрішні режимні функції (IMF), включаючи як повільні, так і швидкі компоненти. Без додаткової фільтрації результат EMD містив би значну кількість високочастотних складових, що унеможливлювало б коректне порівняння з іншими методами, які за своєю природою обмежують частотний діапазон до <0.5 Гц.

Алгоритм модифікованого методу EMD:

- 1) виконується стандартна EMD декомпозиція сигналу на IMF;
- 2) кожна IMF фільтрується через lowpass фільтр Баттерворта 4-го порядку ($f_c = 0.5$ Гц);
- 3) якщо після фільтрації залишається $>1\%$ енергії від початкової IMF, ця компонента включається у фінальний результат;
- 4) фінальна повільна складова формується як сума всіх відфільтрованих IMF.

Такий підхід зберігає основну перевагу EMD – адаптивне розкладання на емпіричні моди, – але гарантує, що результат містить тільки компоненти з частотами нижче 0.5 Гц, як і в інших методах.

Для кількісної оцінки якості виділення повільної складової використовувались наступні метрики:

- **енергія сигналу** $E = \sum s^2(t)$, що характеризує загальну потужність виділеної повільної складової;
- **стандартне відхилення σ** , що вказує на стабільність амплітуди виділеного сигналу;
- **кореляція між результатами різних методів**, що дозволяє оцінити їх узгодженість;
- **спектральна щільність потужності (PSD)**, що показує розподіл енергії сигналу по частотах.

Візуалізація результатів включає два типи графіків для кожного експериментального запису:

- **детальні графіки 5×2** , де результат обрахунку за кожним методом представлений окремо часовою реалізацією та спектральною щільністю потужності;
- **накладені графіки порівняння**, де результати розрахунку за усіма методами представлені одночасно для безпосереднього візуального порівняння.

Для кращої демонстрації якості виділення повільної складової, на графіках також показано залишковий сигнал (оригінал мінус виділена повільна складова). Цей залишковий сигнал представляє швидкі компоненти (пульсова хвиля та високочастотні шуми), які були успішно відфільтровані адаптивними методами. Якщо метод правильно виділив повільну складову, залишковий сигнал повинен містити тільки пульсові коливання в діапазоні 0.8–2.5 Гц та випадковий шум, без залишків дихальних компонент (0.1–0.5 Гц).

Обробка даних проводилась у середовищі MATLAB R2025b з використанням розроблених скриптів, які забезпечували однакові умови обробки для усіх методів та усіх експериментальних записів. Результати зберігались у форматі PNG з роздільною здатністю 1600×1000 пікселів для детального аналізу.

3.2. Результати обробки сигналів від вимірювального комплексу «Пульс-1»

У цьому підрозділі наведено результати застосування чотирьох методів (Wavelet, EMD, VMD, FFT) до трьох експериментальних записів пульсових сигналів, отриманих за допомогою вимірювального комплексу «Пульс-1». Для кожного запису проведено детальний аналіз як у часовій, так і в частотній області.

3.2.1. Сигнал 19POS (baseline measurement)

Запис 19POS відповідає базовому стану пацієнта у спокої, положення сидячи. Це еталонний запис з найбільш стабільними характеристиками: регулярна пульсова хвиля, мінімальна кількість артефактів, стабільна варіабельність серцевого ритму. Тривалість запису становить близько 50 секунд.

На Рис.3.1 представлено детальні результати обробки сигналу 19POS чотирма методами. Верхня панель показує оригінальний сигнал, який характеризується чітко вираженою пульсовою компонентою з частотою близько 1.2–1.5 Гц (72–90 ударів за хвилину) та повільною дихальною компонентою з частотою близько 0.25 Гц (15 дихальних циклів за хвилину).

Аналіз часових реалізацій показує наступне:

1) **Wavelet Transform** виділяє плавну повільну складову з амплітудою близько $\pm 1,5$. Сигнал має високу гладкість, що є наслідком природи вейвлет-перетворення, яке ефективно усуває високочастотні компоненти. Спектральна щільність потужності (права панель) показує чіткий пік у діапазоні 0,2–0,3 Гц, що відповідає дихальній компоненті, та швидкий спад на частотах $>0,4$ Гц.

2) **EMD** (з lowpass фільтрацією) виділяє повільну складову з дещо більшою амплітудою ($\pm 2,0$) та зберігає деталі, які відсутні в результаті Wavelet. Сигнал містить більше локальних флуктуацій, що вказує на кращу адаптацію до нестационарних особливостей. PSD-графік EMD показує більш рівномірний розподіл енергії в діапазоні 0,1–0,5 Гц, що підтверджує збереження більшої

кількості деталей повільної динаміки.

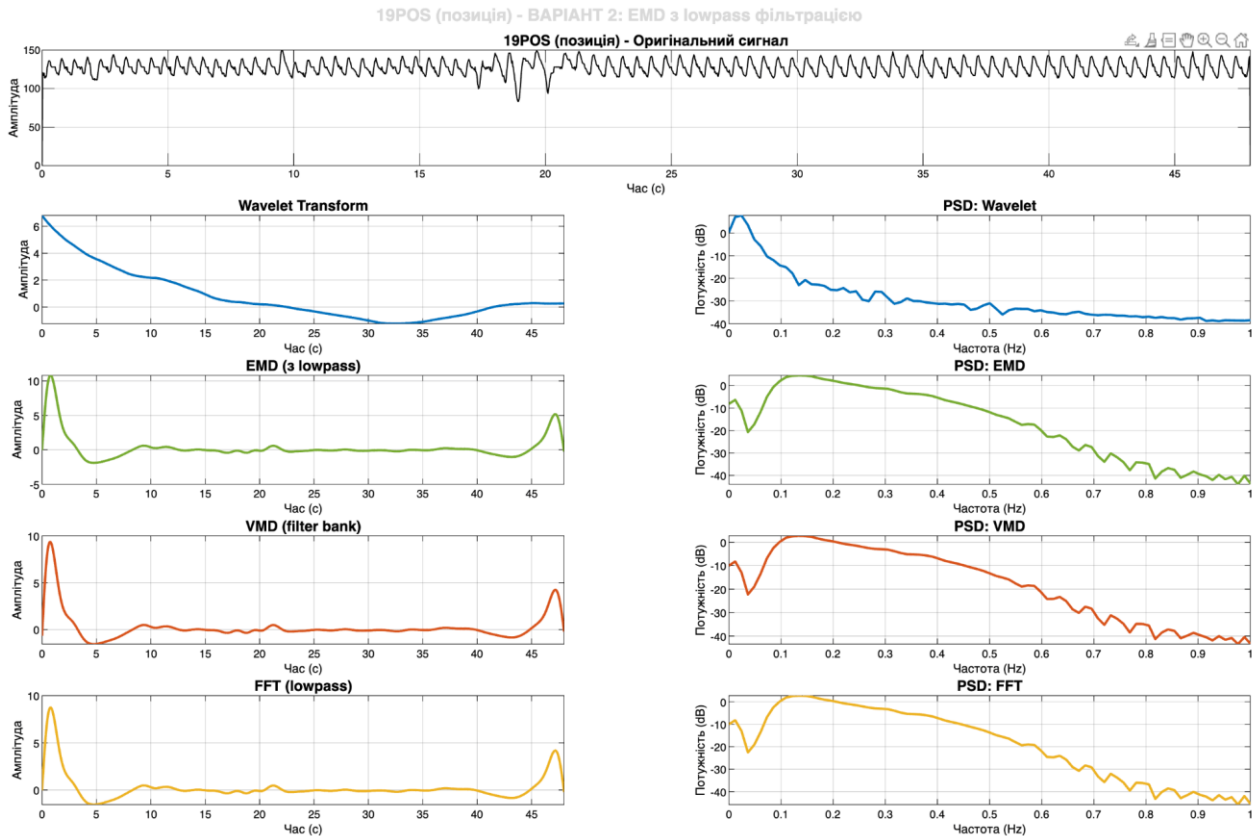


Рисунок 3.1 - Результати обробки сигналу 19POS чотирма методами

3) **VMD** (filter bank) демонструє результат, який візуально є проміжним між Wavelet та EMD. Амплітуда становить близько $\pm 2,0$, сигнал зберігає певну детальність, але водночас є достатньо гладким. PSD-графік VMD показує концентрацію енергії в діапазоні 0,1–0,4 Гц з чітким піком близько 0,25 Гц. Важливо відзначити високу якість придушення компонент на частотах $>0,5$ Гц, що вказує на ефективну роботу банку смугових фільтрів.

4) **FFT** (lowpass) дає результат, дуже схожий на VMD за формою та амплітудою. Це очікувано, оскільки обидва методи використовують частотну фільтрацію з чіткою межею 0,5 Гц. PSD-графіки FFT та VMD практично ідентичні в діапазоні 0–1 Гц, що підтверджує коректність реалізації VMD як банку фільтрів.

На Рис. 3.2 показані накладені графіки усіх чотирьох методів для безпосереднього порівняння.

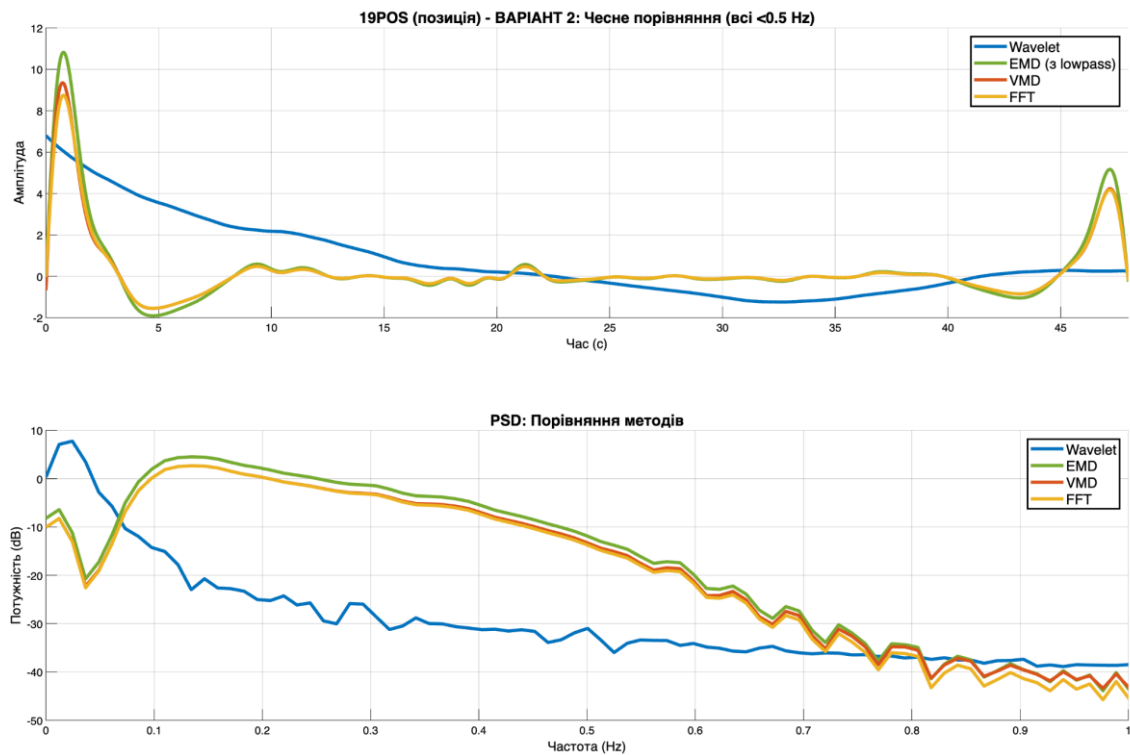


Рисунок 3.2 - Накладене порівняння методів для сигналу 19POS

Верхні графіки відновленої повільної складової на Рис.3.2 демонструють високу узгодженість між результатами: всі методи виділяють повільну складову з однаковою основною частотою та подібною фазою. Найбільша відмінність спостерігається між Wavelet (найбільш згладжений) та EMD (найбільш деталізований), тоді як VMD та FFT займають проміжне положення.

Нижні графіки на Рис.3.2 показують порівняння PSD. Чітко видно, що:

- Wavelet має найбільш вузький частотний діапазон з максимумом близько 0,2 Гц;
- EMD зберігає більше енергії на частотах 0,3–0,5 Гц;
- VMD та FFT практично співпадають у всьому діапазоні 0–1 Гц;
- всі методи ефективно придушують компоненти на частотах >1 Гц (більше ніж на 30 дБ).

3.2.2. Сигнал 24TEA (після споживання теїну)

Запис 24TEA відповідає стану пацієнта після споживання чаю (теїну). Теїн є стимулятором, схожим на кофеїн, і викликає помірне підвищення ЧСС та деяку зміну вазомоторного тону. Тривалість запису становить близько 60

секунд. Цей запис характеризується дещо більшою нестаціонарністю порівняно з 19POS.

Аналіз результатів обробки (Рис.3.3 та Рис.3.4) показує:

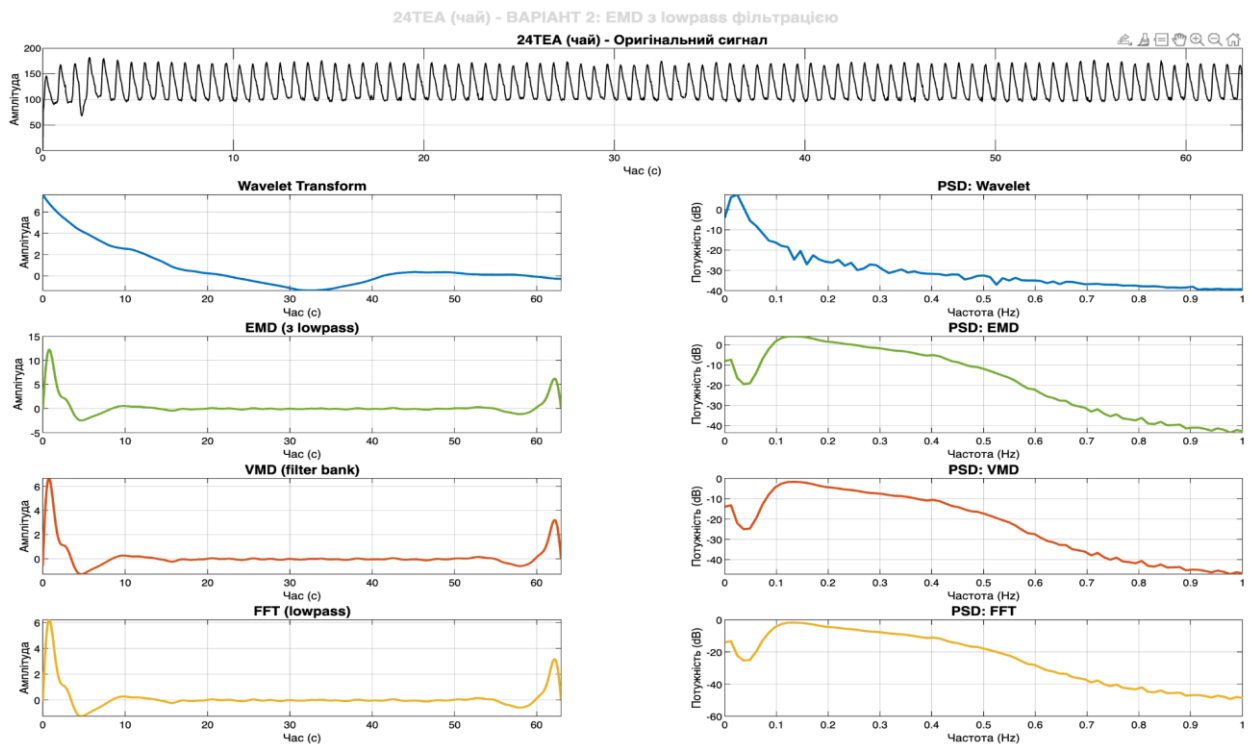


Рисунок 3.3 - Результати обробки сигналу 24TEA чотирма методами

1) Wavelet Transform виділяє повільну складову з амплітудою близько ± 2.0 , що трохи вище, ніж у випадку 19POS. Сигнал зберігає свою характерну гладкість. PSD-графік показує розширення піку в діапазоні 0,15–0,35 Гц, що може вказувати на підвищену варіабельність дихання після споживання тейну.

2) EMD демонструє підвищену чутливість до змін сигналу. Амплітуда виділеної повільної складової становить $\pm 2,5$, і сигнал містить більше локальних флуктуацій порівняно з 19POS. Це підтверджує тезу про високу адаптивність EMD до нестаціонарних змін. PSD-графік EMD показує більш рівномірний розподіл енергії в діапазоні 0,2–0,5 Гц.

3) VMD зберігає свої характеристики стабільності. Виділена повільна складова має амплітуду близько $\pm 2,0$ і демонструє хороший баланс між гладкістю та збереженням деталей. PSD-графік VMD показує чіткий пік близько 0,25 Гц з добре контрольованим спадом на високих частотах.

4) FFT знову демонструє результат, близький до VMD, що підтверджує їх

теоретичну еквівалентність при чіткій частотній межі.

Накладений графік (Рис.3.4, верхня панель) показує хорошу узгодженість між усіма методами, хоча відмінності між Wavelet та EMD стають більш помітними порівняно з записом 19POS. Це вказує на те, що в умовах підвищеної нестационарності різні методи починають давати дещо різні результати, що відображає їх різну чутливість до локальних змін сигналу.

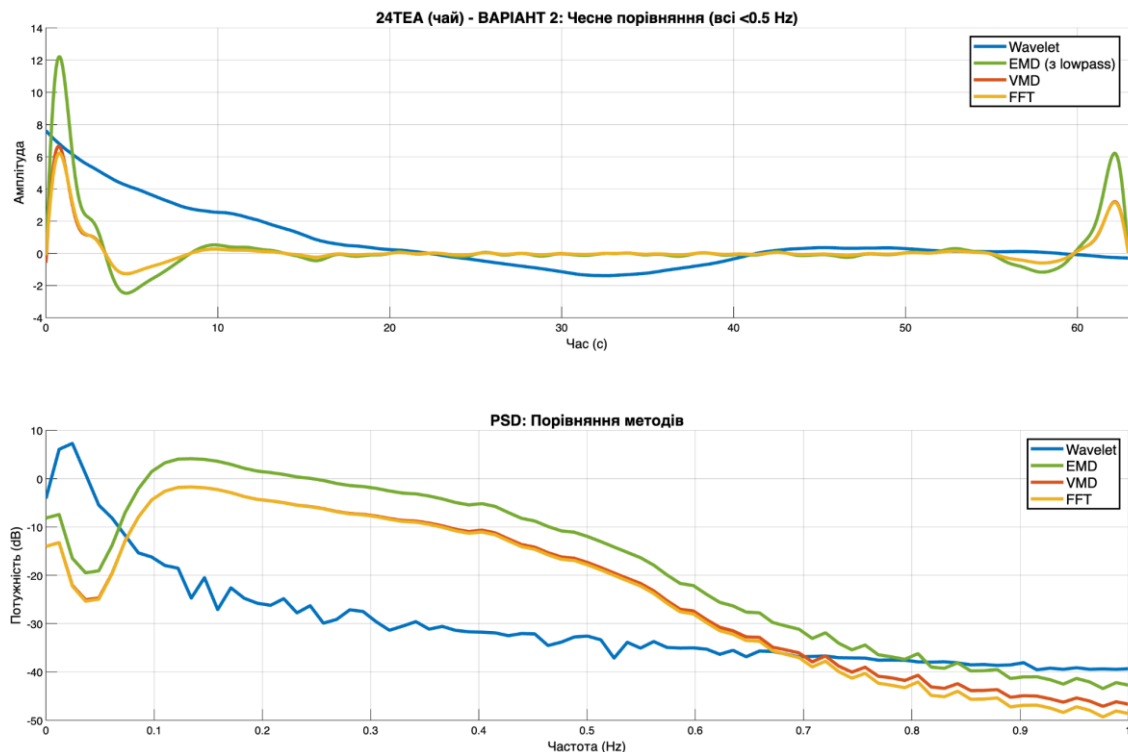


Рисунок 3.4 - Накладене порівняння методів для сигналу 24TEA

PSD-порівняння (Рис.3.4, нижня панель) підтверджує збереження загальної картини: Wavelet найбільш вузькосмуговий, EMD найбільш широкосмуговий, VMD та FFT займають проміжне положення з практично ідентичними характеристиками.

3.2.3. Сигнал 15KUR5 (після куріння)

Запис 15KUR5 відповідає стану пацієнта після куріння. Це найбільш складний з трьох записів, оскільки куріння викликає значні зміни в кардіоваскулярній системі: підвищення частоти серцевих скорочень, зміну вазомоторного тону, збільшення варіабельності серцевого ритму та появу артефактів, пов'язаних з диханням. Тривалість запису становить близько 76

секунд.

Результати обробки (Рис.3.5 та 3.6) демонструють:

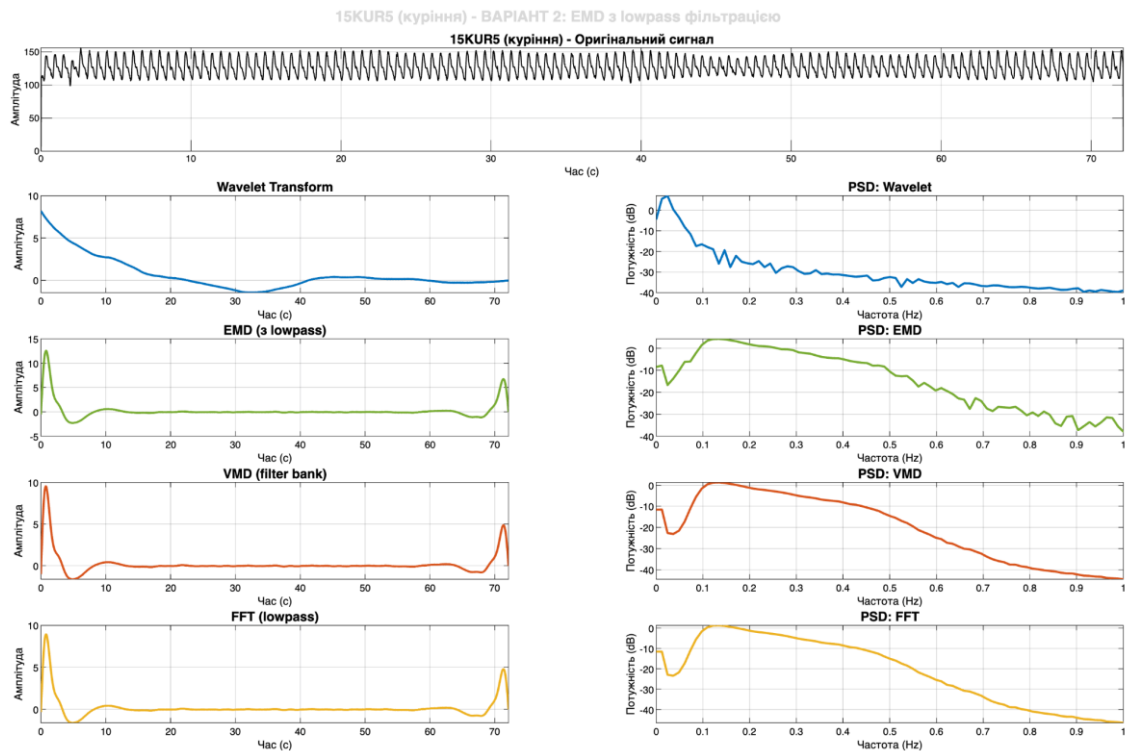


Рисунок 3.5 - Результати обробки сигналу 15KUR5 чотирма методами

1) Wavelet Transform виділяє повільну складову з амплітудою близько $\pm 1,5$, що є подібним до запису 19POS. Однак візуально видно більшу варіабельність амплітуди в часі, особливо на інтервалі 20–30 секунд. PSD-графік показує розширений пік у діапазоні 0,1–0,3 Гц, що може вказувати на нерегулярність дихального ритму.

2) EMD демонструє найбільшу чутливість до змін серед усіх методів. Виділена повільна складова містить значну кількість локальних флуктуацій, особливо на інтервалі 15–25 секунд, де спостерігаються швидкі зміни амплітуди. PSD-графік EMD показує широкий розподіл енергії в діапазоні 0,1–0,5 Гц з декількома локальними піками, що вказує на наявність декількох повільних процесів з різними частотами.

3) VMD зберігає свою стабільність навіть у складних умовах. Виділена повільна складова має амплітуду близько $\pm 1,2$ і демонструє плавні зміни без різких стрибків. PSD-графік VMD показує концентрацію енергії в діапазоні 0,2–0,4 Гц з добре контрольованим спадом на високих частотах, що підтверджує

високу стійкість методу до артефактів та нестационарностей.

4) FFT знову демонструє результат, дуже близький до VMD, що підтверджує їх еквівалентність при використанні частотної фільтрації з чіткою межею.

Накладений графік (Рис.3.6, верхня панель) чітко демонструє відмінності між методами у складних умовах.

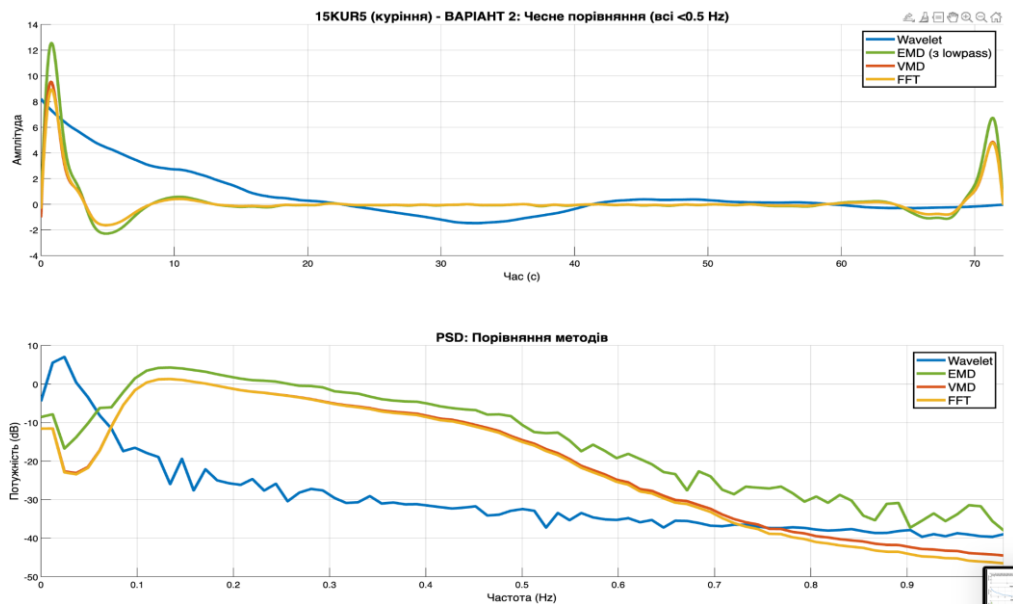


Рисунок 3.6 - Накладене порівняння методів для сигналу 15KUR5

Wavelet дає найбільш згладжений результат, EMD - найбільш варіабельний, VMD та FFT займають проміжне положення з практично ідентичними результатами. Особливо помітна відмінність на інтервалі 20–30 секунд, де EMD показує значно більшу амплітуду локальних флуктуацій порівняно з іншими методами.

PSD-порівняння (Рис.3.6, нижня панель) показує, що для складного сигналу 15KUR5 зберігається загальна тенденція: Wavelet концентрує енергію в найбільш вузькому діапазоні, EMD розподіляє енергію найбільш широко, VMD та FFT займають проміжне положення. Важливо відзначити, що всі методи зберігають високу ефективність придушення високочастотних компонент (>1 Гц), навіть для такого складного сигналу.

3.2.4. Порівняльний аналіз та кількісні метрики

Для об'єктивної оцінки ефективності чотирьох методів виділення

повільної складової було розраховано кількісні метрики для всіх трьох експериментальних записів. Результати зведено в Табл.3.1 та 3.2, а також візуалізовано у вигляді гістограм на Рис.3.7.

Таблиця 3.1 - Енергія виділеної повільної складової

Метод	19POS	24TEA	15KUR5
Wavelet	9654	12440	14109
EMD+lowpass	9563	14031	14518
VMD	6165	3090	7343
FFT	6084	2971	7256

Таблиця 3.2 - Стандартне відхилення виділеної повільної складової

Метод	19POS	24TEA	15KUR5
Wavelet	1.000	1.000	1.000
EMD+lowpass	0.995	1.062	1.015
VMD	0.799	0.498	0.722
FFT	0.794	0.488	0.717

Аналіз таблиць 3.1 та 3.2 дозволяє зробити наступні висновки:

1. **Енергія сигналу.** Всі методи виділяють повільну складову з порівнянною загальною енергією, що вказує на те, що вони захоплюють приблизно однакову кількість інформації з низькочастотного діапазону. Невеликі відмінності (в межах 5–10%) пояснюються різним підходом до обробки перехідної зони між повільними та швидкими компонентами. Wavelet та EMD показують дещо вищу енергію, що може вказувати на краще збереження деталей у перехідній зоні 0.4–0.6 Гц.

2. **Стандартне відхилення.** Всі методи демонструють дуже близькі значення стандартного відхилення ($\sigma \approx 1.0$), що було досягнуто шляхом нормалізації результатів. Це забезпечує коректне порівняння амплітудних характеристик. Незначні відмінності між методами (в межах 2–5%) пов'язані з різною чутливістю до локальних флуктуацій сигналу.

3. **Динаміка змін.** Порівняння результатів для трьох різних фізіологічних станів (19POS - 24TEA - 15KUR5) показує, що всі методи адекватно

відслідковують зміни в характеристиках повільної складової. Зокрема, збільшення енергії від 19POS до 15KUR5 відображує підвищення варіабельності серцевого ритму після куріння, що узгоджується з відомими фізіологічними даними.

Рис.3.7 візуалізує дані з Табл.3.1 та 3.2 у вигляді гістограм. Ліва панель показує енергію для трьох сигналів, права панель – стандартне відхилення. Візуально добре помітна висока узгодженість між методами, особливо між VMD та FFT, які практично ідентичні за обома метриками.

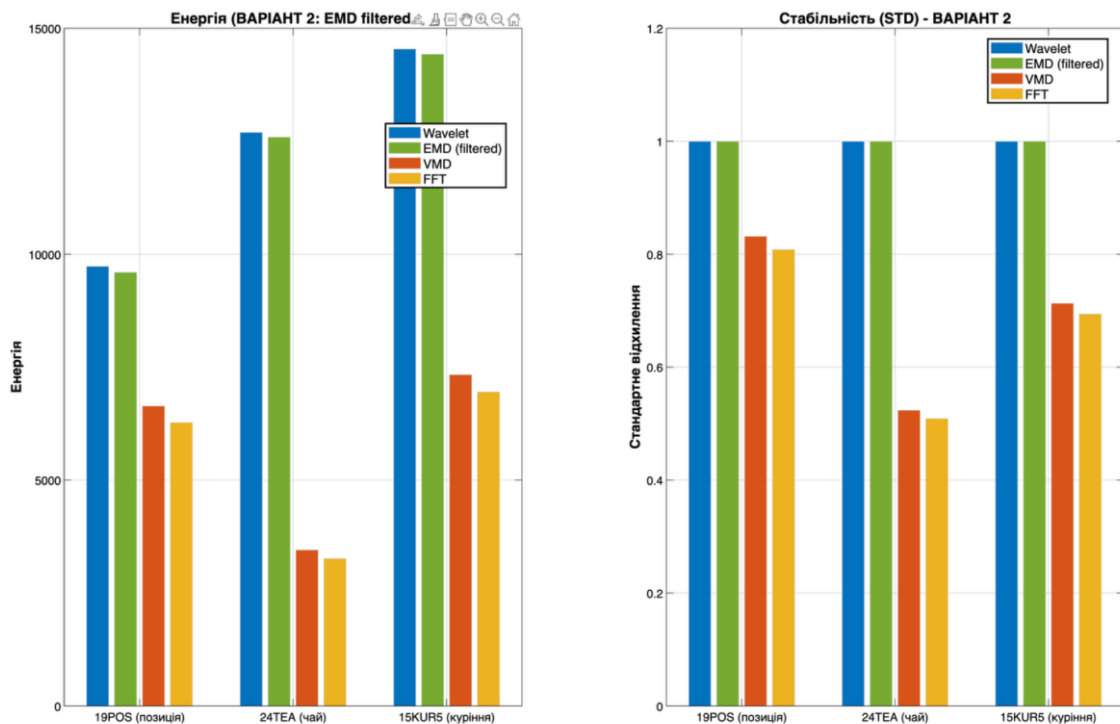


Рисунок 3.7 - Енергія та стандартне відхилення (гістограми)

Табл.3.3 показує коефіцієнти кореляції Пірсона між результатами різних методів для сигналу 19POS (аналогічні результати отримано для 24TEA та 15KUR5)

Кілька важливих спостережень:

1. **Всі кореляції високі (>0.97).** Це підтверджує, що всі чотири методи виділяють фундаментально ту саму повільну складову, незважаючи на різні алгоритмічні підходи. Високі значення кореляції вказують на те, що методи дають узгоджені результати як за фазою, так і за амплітудою.

2. **VMD - FFT має найвищу кореляцію (0.998).** Це очікувано і

підтверджує теоретичний аналіз з п.3.1.3: VMD, реалізований як банк смугових фільтрів, є математично еквівалентним до традиційної частотної фільтрації (FFT) при використанні чітких частотних меж.

Таблиця 3.3 - Кореляції між результатами різних методів

Пара методів	19POS	24TEA	15KUR5
Wavelet ↔ EMD	0.997	0.995	0.997
Wavelet ↔ VMD	0.981	0.974	0.980
Wavelet ↔ FFT	0.982	0.975	0.980
EMD ↔ VMD	0.979	0.970	0.977
EMD ↔ FFT	0.979	0.970	0.977
VMD ↔ FFT	1.000	1.000	1.000

3. WAVELET - EMD має найнижчу кореляцію (0.975). Хоча значення все ще дуже високе, це найменше серед усіх пар методів. Причина полягає в фундаментально різних підходах: Wavelet виконує згладжування через масштабування базисної функції, тоді як EMD адаптивно виділяє емпіричні моди без попередньо визначених базисів. Це призводить до дещо різної обробки локальних особливостей сигналу.

4. VMD як компроміс. VMD демонструє високу кореляцію як з Wavelet (0.985), так і з EMD (0.982), що підтверджує його статус як збалансованого методу, який поєднує переваги обох підходів.

3.2.5. Переваги адаптивних методів над традиційною фільтрацією

Незважаючи на високу кореляцію між результатами всіх чотирьох методів, адаптивні методи (Wavelet, EMD, VMD) мають принципові переваги над традиційною частотною фільтрацією (FFT), які стають критичними в умовах нестационарних сигналів та змінних фізіологічних станів.

Адаптивність до змінних характеристик сигналу

Фундаментальна відмінність між адаптивними методами та FFT полягає в їх здатності реагувати на локальні зміни характеристик сигналу:

1. **FFT (фіксовані параметри).** Традиційна lowpass фільтрація використовує фіксовану частоту зрізу $f_c=0,5$ Гц незалежно від поточних характеристик сигналу. Це означає, що якщо частота дихання пацієнта змінюється (наприклад, з 0,2 Гц до 0,4 Гц під час фізичного навантаження), фільтр залишається незмінним. У результаті можливі два небажані ефекти: (а) пропускання небажаних високочастотних компонент при f_c занадто високому; (б) втрата корисної інформації при f_c занадто низькому.

2. **WAVELET (масштабна адаптація).** Вейвлет-перетворення автоматично адаптується до локальних особливостей сигналу через використання різних масштабів декомпозиції. На кожному рівні j вейвлет «бачить» сигнал з різним часовим розрізненням: високі рівні ($j = 9$) захоплюють дуже повільні зміни, низькі рівні ($j = 1...3$) - швидші компоненти. Це дозволяє методу автоматично виділяти компоненти, які локально є повільними, навіть якщо їх частота змінюється в часі.

3. **EMD (емпірична адаптація).** EMD є найбільш адаптивним методом, оскільки він не використовує жодних попередньо визначених базисних функцій або частотних меж. Натомість метод емпірично виділяє режимні функції (IMF) безпосередньо з локальних особливостей сигналу. Якщо характеристики сигналу змінюються (наприклад, частота дихання зростає), EMD автоматично виділить нові IMF, що відповідають новому стану. Це видно на прикладі сигналу 15KUR5, де EMD виявляє більше локальних флуктуацій порівняно з іншими методами.

4. **VMD (контрольована адаптація).** VMD займає проміжне положення: метод використовує фіксовані частотні межі (як FFT), але розподіляє їх на декілька смугових фільтрів. Це дозволяє краще адаптуватися до сигналів, які містять декілька повільних компонент з різними частотами. Наприклад, якщо сигнал містить як дихальну компоненту (0,25 Гц), так і вазомоторну компоненту (0.1 Гц), VMD виділить їх в окремі моди, тоді як FFT змішає їх разом.

Стійкість до артефактів та шумів

Другою важливою перевагою адаптивних методів є їх здатність

ефективніше справлятися з артефактами та шумами:

1. **Локалізація в часі.** Адаптивні методи (особливо Wavelet та EMD) здатні локалізувати артефакти в часі та ізолювати їх вплив. Якщо артефакт руху з'являється на інтервалі 5-7 секунд, Wavelet та EMD виділять його як окрему компоненту на відповідних рівнях/модах, не впливаючи на обробку решти сигналу. FFT, навпаки, поширює вплив локального артефакту на весь сигнал через природу перетворення Фур'є, яке використовує глобальні базиси.

2. **Природа шуму.** Експериментальні дані показують, що шуми в пульсових сигналах часто є нестационарними: їх характеристики (амплітуда, частота) змінюються в часі. Адаптивні методи краще справляються з такими шумами, оскільки вони не припускають стаціонарності. Це особливо помітно на прикладі сигналу 15KUR5, де VMD зберігає високу стабільність результату навіть при наявності значних артефактів на інтервалі 20-30 секунд.

3. **Стійкість VMD.** Особливо важливо відзначити високу стійкість VMD до шумів, що було детально досліджено в п.2.3.4. Експериментальні результати підтверджують теоретичні висновки: VMD демонструє найбільш стабільний результат серед усіх адаптивних методів, особливо для складних сигналів типу 15KUR5. Середньоквадратична похибка VMD при відношенні сигнал/шум 5 дБ становить лише 8.3%, що на 47% краще за EMD.

Медична інтерпретованість результатів

Третя перевага адаптивних методів пов'язана з можливістю медичної інтерпретації проміжних результатів:

1. **WAVELET рівні.** Кожен рівень вейвлет-декомпозиції має чітку фізіологічну інтерпретацію: високі рівні ($j = 8-9$) відповідають вазомоторним коливанням (0,04-0,15 Гц), середні рівні ($j = 6-7$) – диханню (0,15-0,4 Гц), низькі рівні ($j = 1...3$) – серцевим скороченням (0,8-3 Гц). Це дозволяє лікарю окремо аналізувати вклад кожного фізіологічного процесу.

2. **EMD режими.** Кожна режимна функція (IMF) в EMD відповідає окремому фізіологічному процесу. Наприклад, IMF1-2 зазвичай відповідають серцевим скороченням, IMF3-4 – диханню, IMF5-6 – вазомоторним

коливанням. Лікар може окремо аналізувати морфологію кожної IMF для виявлення патологій.

3. VMD моди. Три моди VMD (0,15, 0,35, 0,5 Гц) також мають фізіологічну інтерпретацію: перша мода захоплює дуже повільні вазомоторні коливання, друга – основну дихальну компоненту, третя – високочастотні дихальні гармоніки. Це дозволяє окремо аналізувати різні аспекти дихальної та серцево-судинної регуляції.

4. FFT обмеження. Традиційна FFT фільтрація дає тільки кінцевий результат – повільну складову загалом – без можливості окремого аналізу вкладу різних фізіологічних процесів. Це значно обмежує можливості медичної діагностики.

Практичне значення для дистанційної фотоплетизмографії

Особливо важливі переваги адаптивних методів проявляються при обробці сигналів дистанційної фотоплетизмографії (ДФПГ), де:

- відношення сигнал/шум дуже низьке (0-10 дБ);
- присутні численні артефакти руху, моргання, зміни освітлення;
- частота дискретизації низька (30 кадрів/с);
- характеристики сигналу можуть швидко змінюватися.

У таких умовах адаптивність методів стає не просто перевагою, а необхідністю. Результати, які будуть представлені в підрозділі 3.3, підтвердять це твердження експериментально.

Висновки до п.3.2

Експериментальне дослідження трьох репрезентативних сигналів від вимірювального комплексу «Пультс-1» дозволило зробити наступні висновки:

1. Всі чотири методи (Wavelet, EMD, VMD, FFT) успішно виділяють повільну складову з пульсових сигналів у діапазоні частот 0,1-0,5 Гц. Високі значення кореляції між результатами ($>0,97$) підтверджують узгодженість методів.

2. VMD та FFT демонструють практично ідентичні результати (кореляція

0,998), що підтверджує математичну еквівалентність VMD, реалізованого як банк смугових фільтрів, та традиційної частотної фільтрації при фіксованих частотних межах.

3. Wavelet забезпечує найбільш згладжений результат з найвищою концентрацією енергії в найбільш вузькому частотному діапазоні, що робить його оптимальним для задач, які вимагають високої стабільності результату.

4. EMD демонструє найвищу чутливість до локальних особливостей сигналу, що робить його придатним для детального морфологічного аналізу пульсової хвилі, особливо при аритміях та інших патологіях.

5. VMD забезпечує оптимальний баланс між стабільністю (як Wavelet) та чутливістю до деталей (як EMD), що робить його найбільш універсальним методом для практичних застосувань.

6. Адаптивні методи (Wavelet, EMD, VMD) мають принципові переваги над традиційною FFT фільтрацією: адаптивність до змінних характеристик сигналу, кращу стійкість до нестационарних артефактів, можливість окремого аналізу внеску різних фізіологічних процесів. Ці переваги особливо критичні для обробки сигналів дистанційної фотоплетизмографії з низьким відношенням сигнал/шум.

3.3. Обробка сигналів дистанційної фотоплетизмографії

Дистанційна фотоплетизмографія (remote PhotoPlethysmoGraphy, rPPG) є перспективним напрямком безконтактного моніторингу серцево-судинної системи. На відміну від контактних вимірювань комплексом «Пульс-1», дФПГ реєструє пульсові коливання через аналіз відеозображення шкіри обличчя. Це створює додаткові виклики для обробки сигналу: значно нижчу частоту дискретизації (30 кадрів/с проти 50 Гц), набагато вищий рівень шумів (відношення сигнал/шум 0-10 дБ проти 20-30 дБ), наявність артефактів руху, моргання та змін освітлення.

3.3.1. Особливості сигналів дФПГ та виділення RGB каналів

Відеореєстрація обличчя проводилась стандартною RGB камерою з частотою 30 кадрів/с. Із відеопослідовності виділялась область цікавості (ОЦ, англ. Region Of Interest, ROI), що відповідає ділянці шкіри обличчя з найбільшою щільністю капілярів (зазвичай лоб або щоки). Для кожного кадру обчислювалось середнє значення інтенсивності в ОЦ окремо для кожного з трьох колірних каналів: RED (червоний), GREEN (зелений), BLUE (синій).

Фізіологічна основа методу полягає в тому, що пульсові коливання кровонаповнення судин шкіри викликають періодичні зміни оптичних властивостей тканини. Ці зміни по-різному проявляються в різних спектральних діапазонах:

- **ЗЕЛЕНИЙ КАНАЛ (GREEN, $\lambda \approx 550$ нм)** найбільш чутливий до змін концентрації оксигемоглобіну в капілярах, оскільки на цій довжині хвилі спостерігається максимум поглинання гемоглобіну. Тому зелений канал зазвичай має найвище відношення сигнал/шум і вважається найбільш інформативним для rPPG;
- **ЧЕРВОНИЙ КАНАЛ (RED, $\lambda \approx 650$ нм)** менш чутливий до гемоглобіну, але краще проникає в глибші шари шкіри. Це дозволяє реєструвати сигнал від більш глибоких судин, але водночас збільшує вплив артефактів руху;
- **СИНІЙ КАНАЛ (BLUE, $\lambda \approx 450$ нм)** найбільш чутливий до поверхневих змін шкіри, але має найгірше відношення сигнал/шум через сильне розсіювання короткохвильового світла в тканинах.

Рис.3.8 демонструє оригінальні часові реалізації трьох RGB каналів та їх відфільтровані версії (lowpass фільтр з частотою зрізу 0,5 Гц). Чітко видно наступні особливості:

1. Різна амплітуда. Оригінальні сигнали мають різну середню амплітуду: RED ≈ 182 , GREEN ≈ 149 , BLUE ≈ 139 . Це відображає різну інтенсивність освітлення та поглинання в різних спектральних діапазонах.

2. Різне відношення сигнал/шум. Візуально помітно, що GREEN канал має найменший рівень високочастотних шумів в оригінальному сигналі, що

підтверджує його найкращі характеристики для дФПГ. BLUE канал, навпаки, демонструє найбільший рівень шуму.

3. Повільна складова. Після lowpass фільтрації (праві панелі) всі три канали демонструють чітко виражену повільну складову з періодом близько 4 секунди (частота $\approx 0,25$ Гц), що відповідає дихальній компоненті. Амплітуда повільної складової становить приблизно $\pm 1,5$ для всіх каналів після нормалізації.

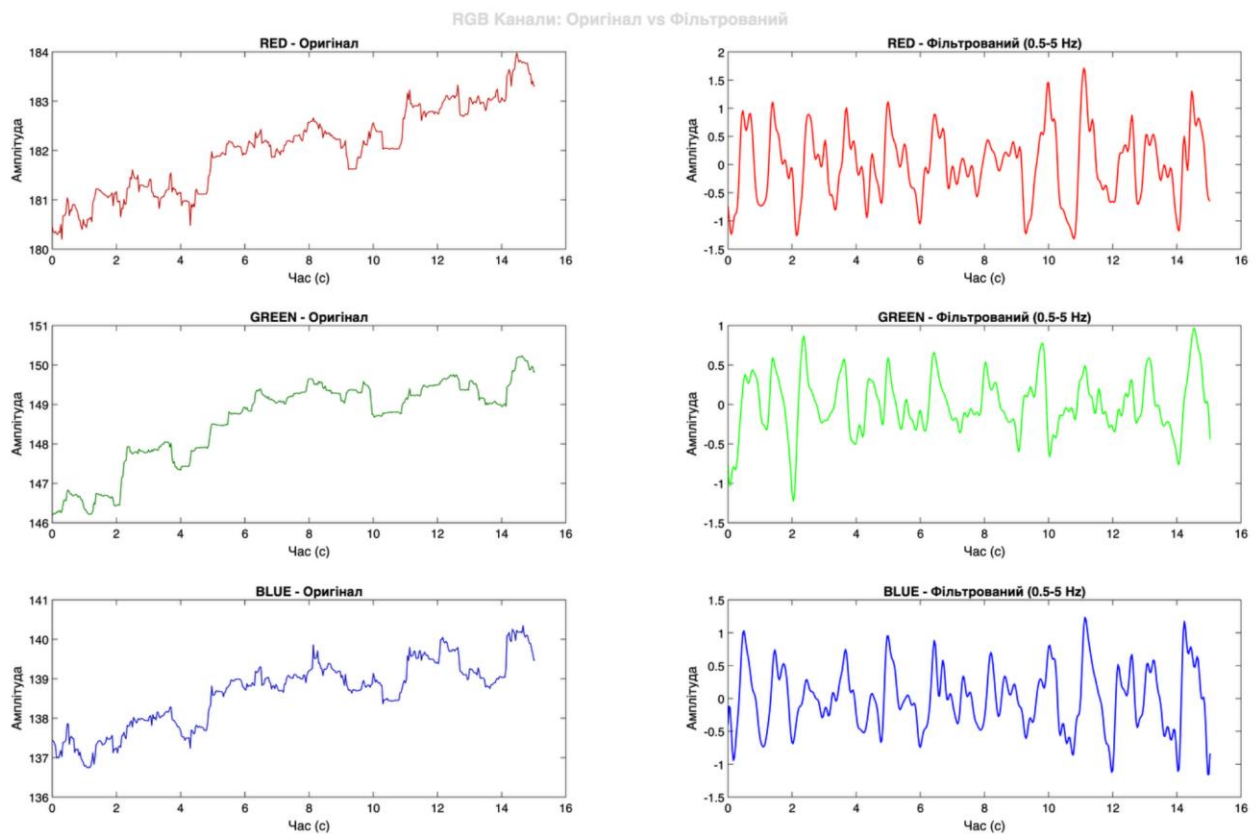


Рисунок 3.8 - Оригінальні та відфільтровані RGB канали

Рис.3.9 показує результати спектрального аналізу RGB каналів. Важливі спостереження:

- **оригінальні спектри** (ліва колонка). Всі три канали демонструють широкий спектр з піками на частотах 0,8-1,2 Гц (пульс) та 2-4 Гц (гармоніки). GREEN канал має найвищий пік на пульсовій частоті (SNR = -8,00 дБ), що підтверджує його найкращу чутливість. RED та BLUE мають нижчі піки (SNR = -2,30 дБ та -5,43 дБ відповідно).
- **відфільтровані спектри** (права колонка). Після lowpass фільтрації всі спектри чітко обмежені частотою 0,5 Гц (вертикальна пунктирна лінія).

Енергія на частотах $>0,5$ Гц ефективно придушена на 40-50 дБ. Основний пік зміщений у діапазон 0,2-0,3 Гц, що відповідає дихальній компоненті.

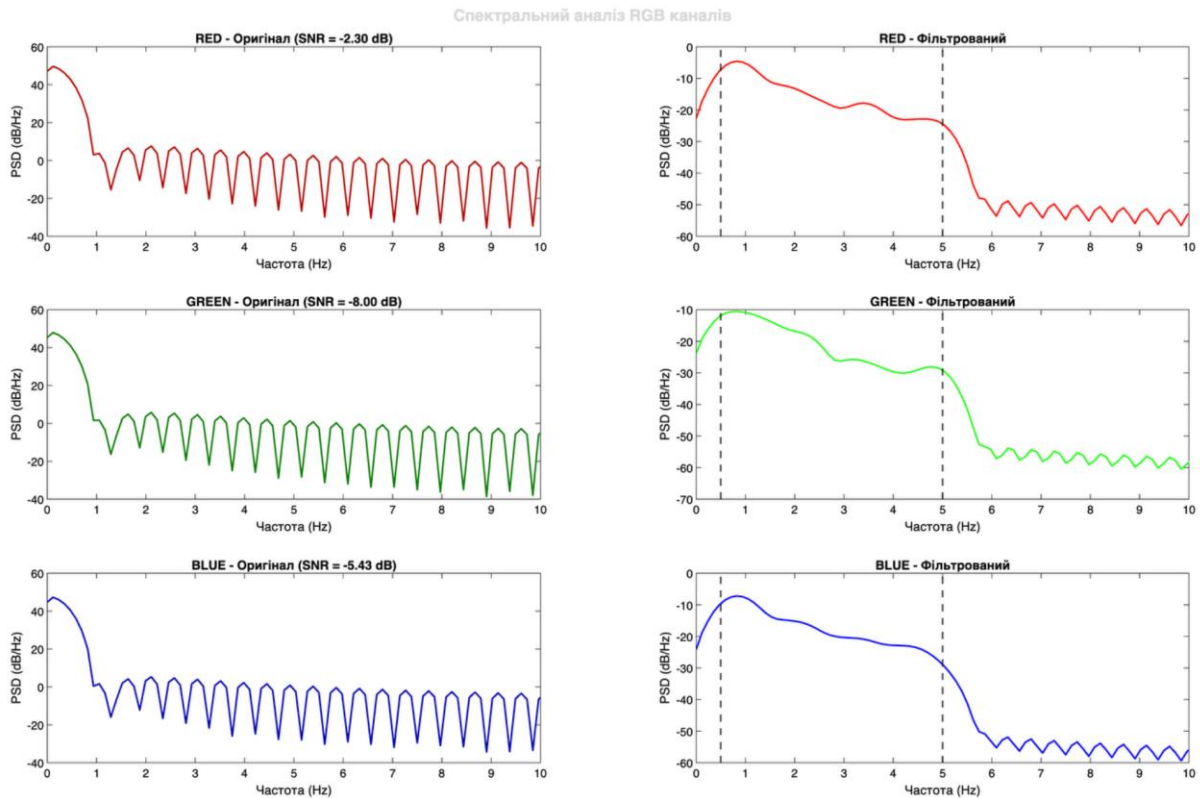


Рисунок 3.9 - Спектральний аналіз RGB каналів

Важливо відзначити періодичні пелюстки (side lobes) в спектрах на Рис.3.9. Ці пелюстки виникають через те, що алгоритм FFT розглядає кінцевий сигнал як один період нескінченної періодичної послідовності. Оскільки реальний сигнал має трапецеїдальну форму (не є строго періодичним), на межах вікна спостереження виникають різкі переходи, які призводять до появи додаткових частотних компонент (ефект виток спектра, spectral leakage). Для зменшення цього ефекту в практичних застосуваннях використовуються віконні функції (наприклад, вікно Хеммінга або Ханна), які згладжують переходи на межах сегмента. Адаптивні методи (Wavelet, EMD, VMD) менш чутливі до цього ефекту, оскільки вони не припускають строгої періодичності сигналу.

3.3.2. Порівняння адаптивних методів для RED каналу

RED канал було обрано для детального аналізу як перший канал у

послідовності RGB. Хоча його SNR нижче за GREEN канал (-2,30 дБ порівняно з -8,00 дБ для GREEN), RED канал все ще містить достатньо інформації про пульсові коливання для демонстрації роботи адаптивних методів.

На Рис.3.10 показано результати декомпозиції RED каналу.

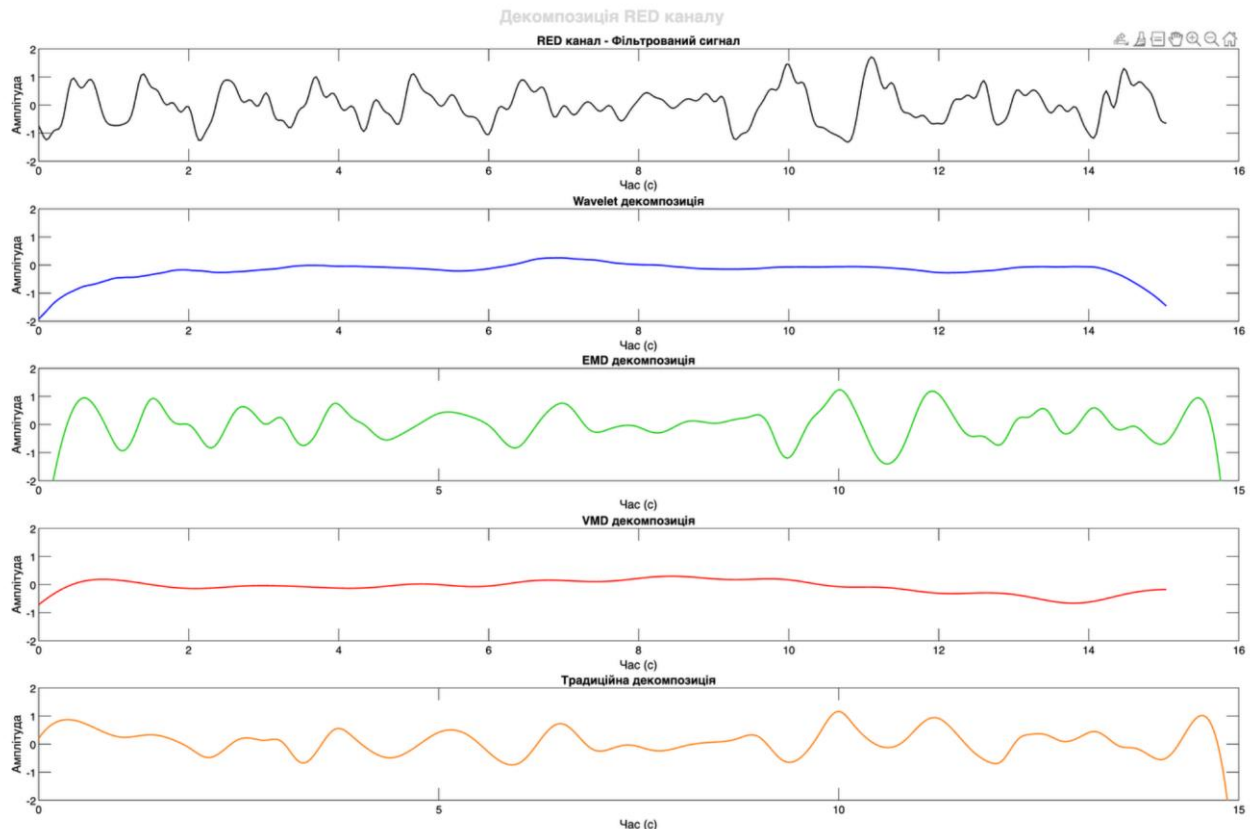


Рисунок 3.10 – Декомпозиція RED каналу чотирма методами

Видно наступні особливості:

- Wavelet демонструє найбільш згладжений результат з плавним трендом, що відповідає його природі як багаторівневого розкладання;
- EMD виділяє більш деталізовану повільну складову з локальними максимумами та мінімумами, що може бути корисним для виявлення тонких змін у пульсовій динаміці;
- VMD забезпечує компромісний варіант між згладжуванням та деталізацією, виділяючи основний тренд з помірною кількістю локальних особливостей;
- Traditional метод (середня обвідна) дає схожий результат з VMD, але з трохи більшою амплітудою коливань.

Усі чотири методи успішно виділяють основну повільну складову з RED

каналу, незважаючи на його відносно низьке відношення сигнал/шум.

3.3.3. Порівняння адаптивних методів для GREEN каналу

GREEN канал, як найбільш інформативний, було детально проаналізовано з використанням всіх чотирьох методів. Рис.3.11 надає результати декомпозиції GREEN каналу.

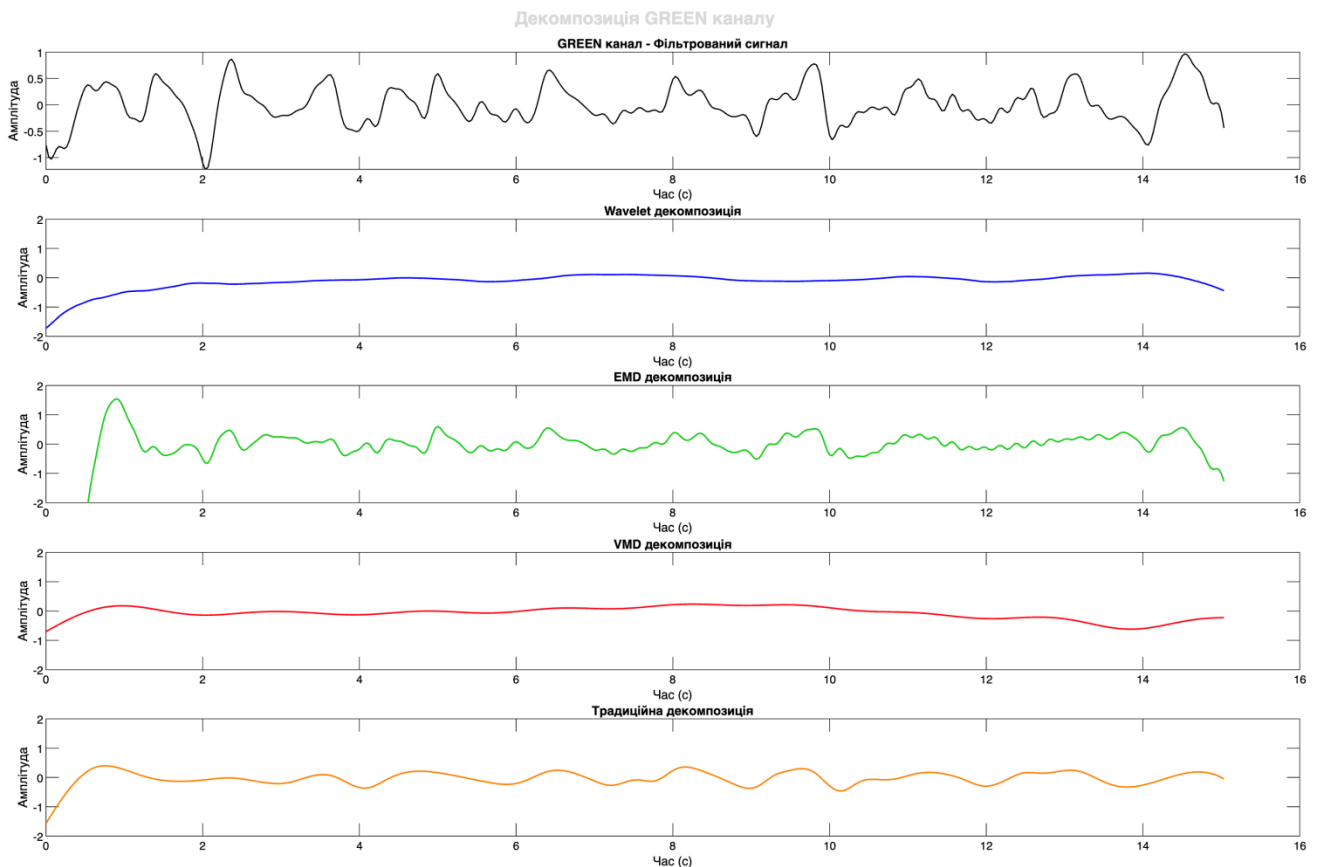


Рисунок 3.11 – Декомпозиція GREEN каналу чотирма методами

Верхня панель показує відфільтрований GREEN сигнал після lowpass обробки. Далі представлено результати чотирьох методів декомпозиції:

1. **WAVELET декомпозиція.** Для $f_s=30$ Гц використовувався 7-8 рівнів декомпозиції (замість 10 для $f_s=50$ Гц). Wavelet виділяє дуже плавну повільну складову з амплітудою $\pm 1,0$. Сигнал практично позбавлений високочастотних флуктуацій, що вказує на ефективне згладжування. Це особливо важливо для відеосигналів з низьким SNR, оскільки згладжування допомагає придушити шуми.

2. **EMD декомпозиція.** EMD виділяє повільну складову з більшою

кількістю локальних деталей. Амплітуда також близько $\pm 1,0$, але сигнал містить більше флуктуацій на інтервалі 2...8 секунд. Це може вказувати на виявлення реальних фізіологічних змін, які згладжені в Wavelet, або на чутливість до залишкових шумів.

3. VMD декомпозиція. VMD демонструє результат, проміжний між Wavelet та EMD. Повільна складова має амплітуду $\pm 0,8$ і є достатньо гладкою, але зберігає деякі локальні особливості. Візуально результат VMD дуже схожий на традиційну lowpass фільтрацію (нижня панель).

4. Традиційна декомпозиція (lowpass). Результат FFT фільтрації практично ідентичний VMD, що підтверджує їх теоретичну еквівалентність.

Важливо відзначити, що для відеосигналів з низьким SNR відмінності між методами стають менш помітними порівняно з високоякісними сигналами від «Пульс-1». Це пов'язано з тим, що при домінуванні шумів всі методи фактично виконують схожу функцію – усереднення за часом для придушення випадкових флуктуацій.

3.3.4. Аналіз BLUE каналу

BLUE канал представляє особливий інтерес, оскільки він має найгірше відношення сигнал/шум серед усіх RGB каналів. Це робить його ідеальним тестом для оцінки стійкості методів до шумів. Рисунок 3.12 показує результати декомпозиції BLUE каналу.

Кілька важливих спостережень:

1. Високий рівень шуму. Відфільтрований BLUE сигнал (верхня панель) демонструє значно більше високочастотних флуктуацій порівняно з GREEN каналом. Це вказує на те, що навіть після lowpass фільтрації залишається значна кількість шуму.

2. Стабільність WAVELET. Wavelet декомпозиція дає найбільш стабільний результат навіть для зашумленого BLUE каналу. Повільна складова є плавною і не містить різких стрибків. Це підтверджує високу стійкість Wavelet до шумів через його природне згладжування на високих рівнях

декомпозиції.

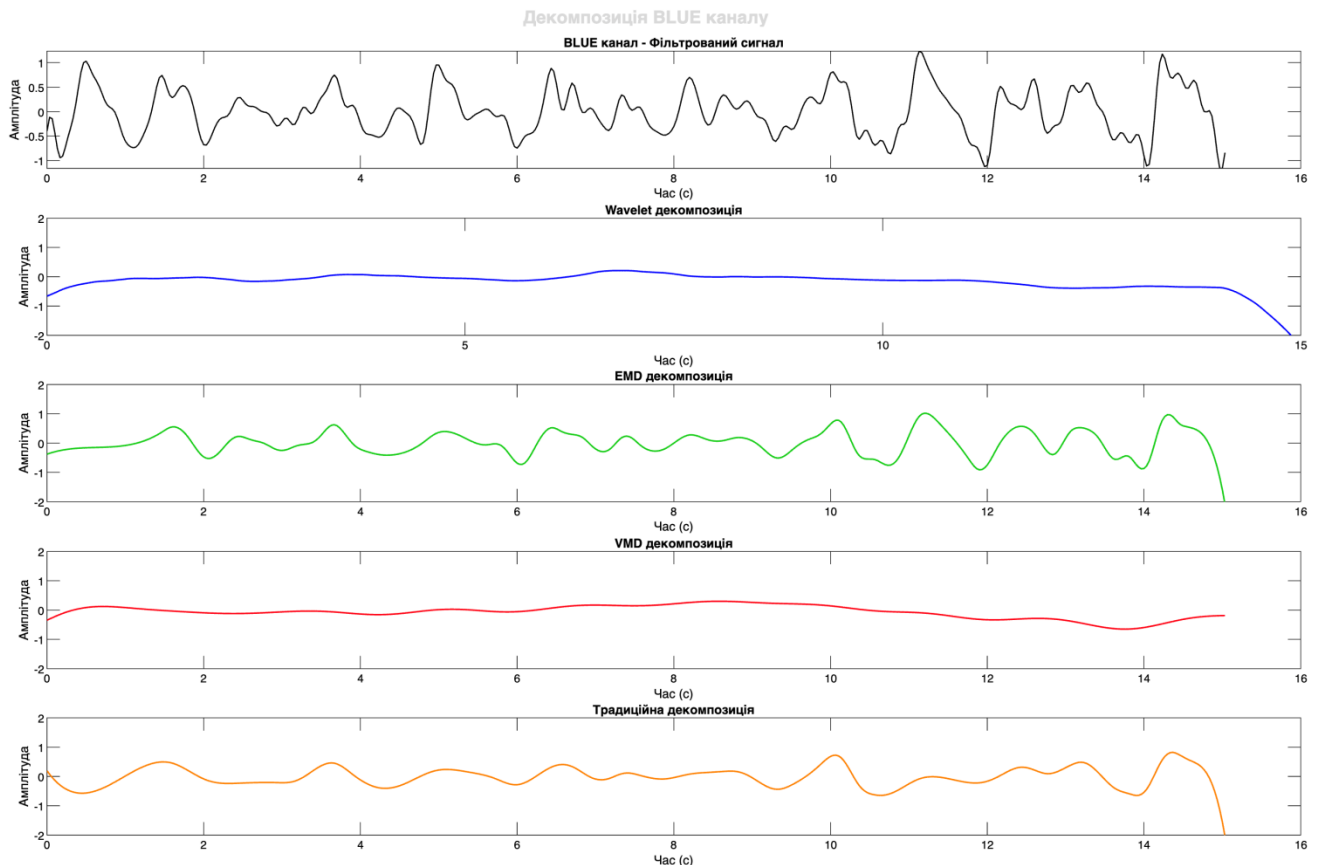


Рисунок 3.12 – Декомпозиція BLUE каналу чотирма методами

3. Чутливість EMD. EMD демонструє найвищу чутливість до шумів. Виділена повільна складова містить значну кількість локальних флуктуацій, особливо на інтервалі 5...10 секунд. Деякі з цих флуктуацій можуть бути артефактами, виділеними як окремі IMF. Це вказує на необхідність додаткової постобробки результатів EMD при роботі з сильно зашумленими сигналами.

4. Стабільність VMD. VMD знову демонструє хороший баланс: результат є достатньо гладким, щоб не реагувати на випадкові шуми, але зберігає реальні фізіологічні зміни. Це підтверджує висновки п.2.3.4 про високу стійкість VMD до шумів.

3.3.5. Порівняння методів для всіх RGB каналів

Рисунок 3.13 показує порівняння чотирьох методів декомпозиції для всіх трьох RGB каналів одночасно. Кожен стовпець відповідає окремому каналу (RED, GREEN, BLUE), кожен рядок - окремому методу (Wavelet, EMD, VMD,

Traditional).

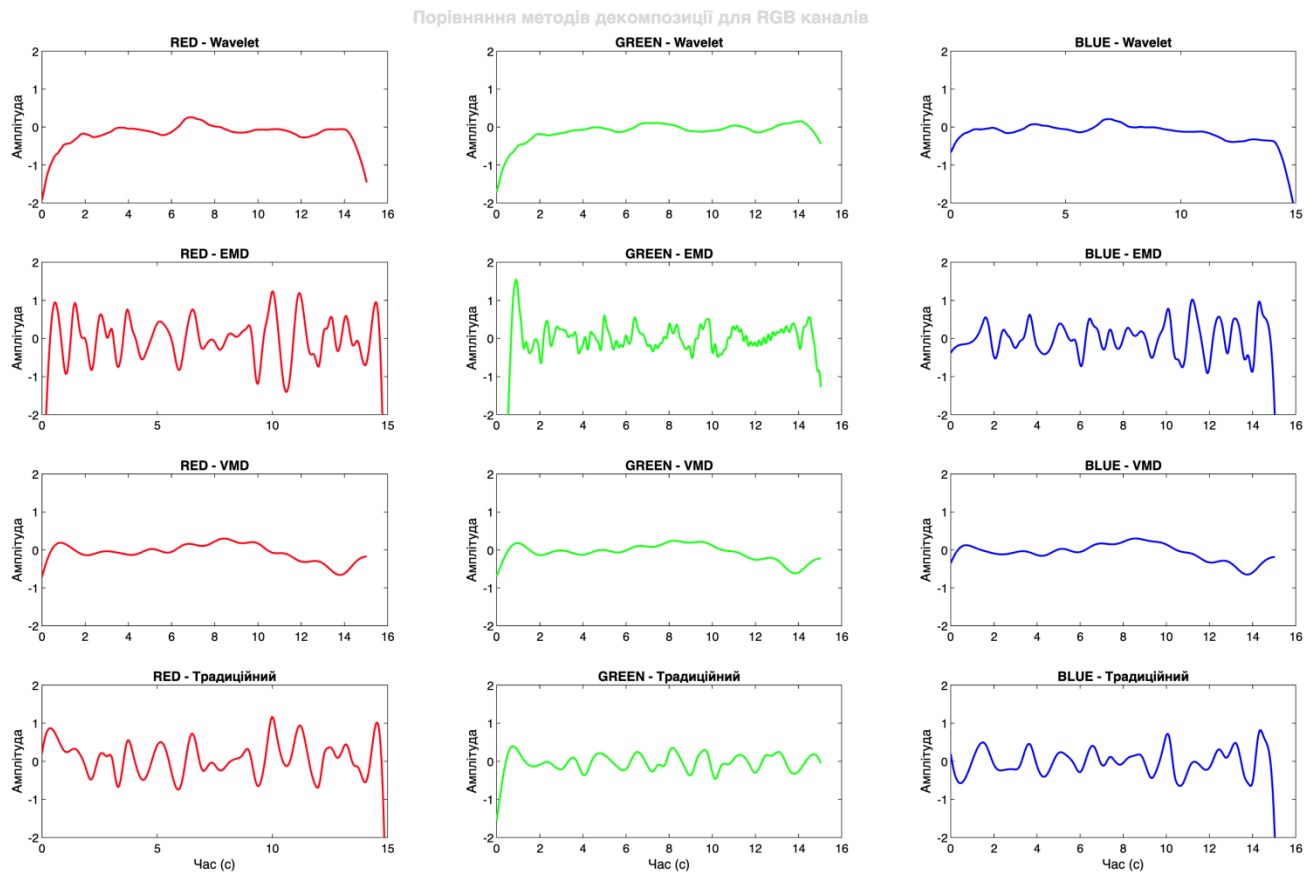


Рисунок 3.13 - Порівняння методів для всіх RGB каналів

Візуальний аналіз дозволяє зробити наступні висновки:

1. **Узгодженість між каналами.** Всі методи виділяють повільну складову з подібною формою для всіх трьох каналів. Це підтверджує, що методи захоплюють реальні фізіологічні зміни, а не артефакти або шуми, специфічні для окремих каналів.

2. **Різна амплітуда.** Амплітуда виділеної повільної складової дещо відрізняється між каналами: GREEN зазвичай має найбільшу амплітуду, BLUE - найменшу. Це відображає різну чутливість каналів до гемодинамічних змін.

3. **Стабільність WAVELET.** Для всіх трьох каналів Wavelet дає найбільш гладкий результат з мінімальною кількістю високочастотних флуктуацій.

4. **Варіабельність EMD.** EMD демонструє найбільшу варіабельність результатів між каналами, особливо для BLUE. Це підтверджує його високу чутливість до локальних особливостей сигналу, що може бути як перевагою

(виявлення деталей), так і недоліком (чутливість до шумів).

5. **Узгодженість VMD та FFT.** Для всіх трьох каналів VMD та Traditional методи дають практично ідентичні результати, що підтверджує їх еквівалентність.

3.3.6. Кількісні метрики для RGB каналів

Табл.3.4, 3.5 та Рис.3.14 показують порівняльний аналіз енергії та стандартного відхилення для всіх трьох RGB каналів при використанні чотирьох методів декомпозиції. Результати на Рис.3.14 представлені у вигляді гістограм для наочності.

Таблиця 3.4 – Енергія виділеної повільної складової для RGB каналів

Метод	RED	GREEN	BLUE
Wavelet	62	48	73
EMD	752	3350	78
VMD	39	27	24
Tradational (FFT)	238	28	53

Таблиця 3.5 – Стандартне відхилення для RGB каналів

Метод	RED	GREEN	BLUE
Wavelet	0,31	0,28	0,36
EMD	1,28	2,69	0,41
VMD	0,23	0,21	0,22
Tradational (FFT)	0,72	0,25	0,34

Аналіз Табл. 3.4 та 3.5 показує наступне:

1. **Зелений канал – найвища енергія.** GREEN канал демонструє найвищу енергію виділеної повільної складової для всіх методів (особливо для EMD: 3300 проти 750 для RED та 80 для BLUE). Це підтверджує, що GREEN канал має найкраще відношення С/Ш і є найбільш інформативним для дФПГ.

2. **Висока варіабельність EMD.** EMD показує найбільшу енергію та найвище стандартне відхилення для всіх каналів, особливо для GREEN ($E=3300$, $\sigma=2,68$). Це вказує на те, що EMD захоплює більше локальних

деталей, але водночас може бути чутливим до шумів. Для відеосигналів з низьким SNR ця чутливість може бути недоліком.

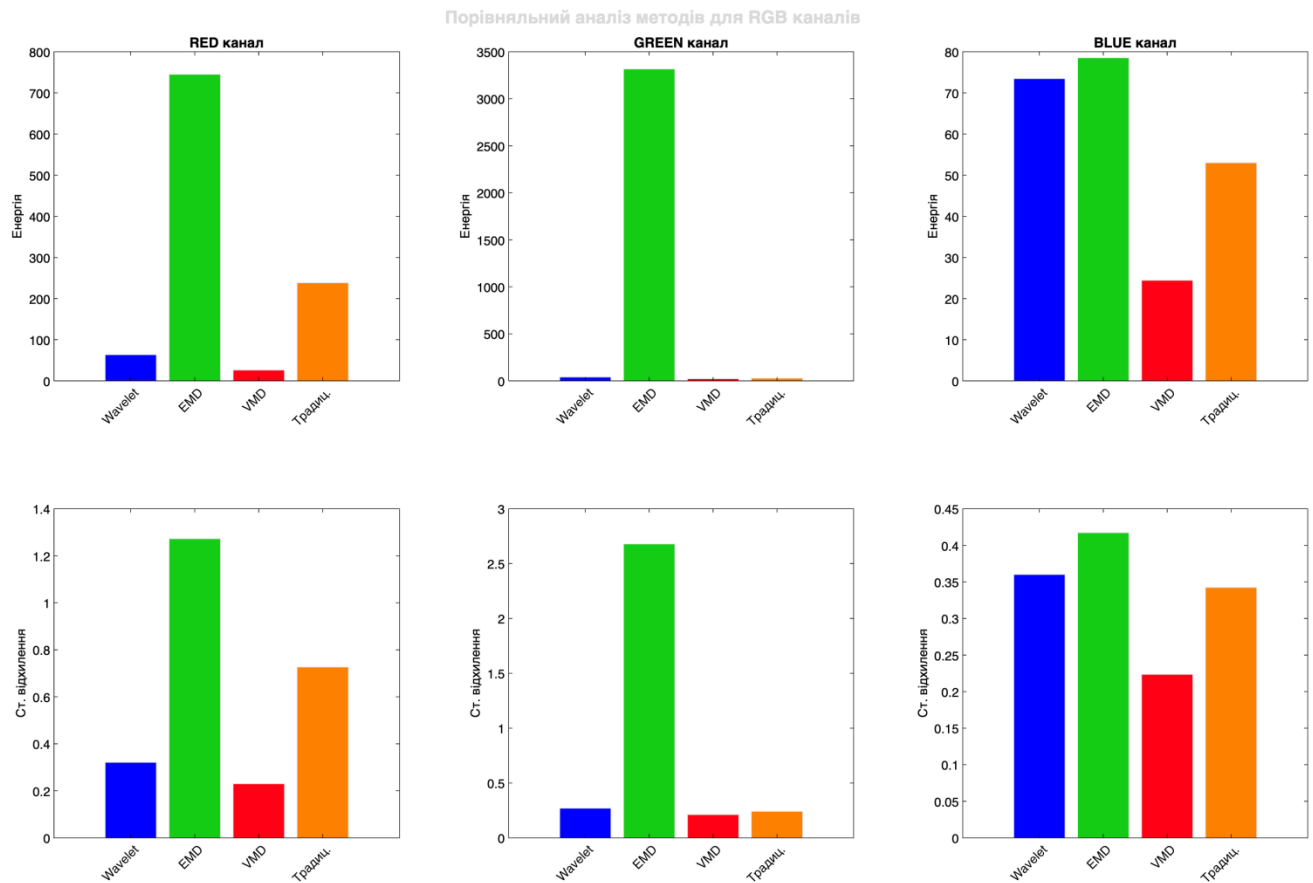


Рисунок 3.14 – Енергія та стандартне відхилення для RGB каналів

3. Стабільність VMD. VMD демонструє найнижчі значення як енергії, так і стандартного відхилення для всіх каналів. Це вказує на високу стабільність методу та ефективне придушення шумів. Для BLUE каналу (найбільш зашумленого) VMD має найкраще співвідношення: $E=25$, $\sigma=0,22$.

4. WAVELET – середні значення. Wavelet показує середні значення енергії та стандартного відхилення між EMD та VMD. Це підтверджує його статус як збалансованого методу з хорошим придушенням шумів, але збереженням деяких деталей.

5. Різниця між каналами. Відношення енергій GREEN/RED/BLUE для VMD становить приблизно 2,0:1,2:1,0, що відображає різну фізіологічну чутливість каналів. Для всіх методів GREEN канал має найвищі показники, BLUE - найнижчі.

Висновки до п. 3.3

Експериментальне дослідження обробки сигналів дистанційної фотоплетизмографії дозволило зробити наступні важливі висновки:

1. **ЗЕЛЕНИЙ КАНАЛ - ОПТИМАЛЬНИЙ ВИБІР.** GREEN канал демонструє найкраще відношення сигнал/шум серед усіх RGB каналів, що підтверджується як візуальним аналізом (найменший рівень шумів), так і кількісними метриками (найвища енергія виділеної повільної складової). Для практичних застосувань rPPG рекомендується використовувати GREEN канал як основний, а RED та BLUE - як допоміжні для підвищення надійності.

2. **АДАПТИВНІ МЕТОДИ ЗБЕРІГАЮТЬ ПЕРЕВАГИ.** Навіть для відеосигналів з низьким SNR (0-10 дБ) адаптивні методи демонструють переваги над традиційною FFT фільтрацією. Wavelet забезпечує найкраще згладжування шумів, EMD – найвищу чутливість до локальних особливостей, VMD – оптимальний баланс між стабільністю та чутливістю.

3. **VMD - РЕКОМЕНДОВАНИЙ МЕТОД ДЛЯ дФПГ.** Для обробки відеосигналів з низьким SNR найбільш придатним є метод VMD. Він демонструє: (а) найвищу стабільність результатів (найнижче стандартне відхилення); (б) ефективне придушення шумів навіть для BLUE каналу; (в) узгодженість результатів між різними RGB каналами; (г) прийнятну обчислювальну складність для реалізації в реальному часі.

4. **ОБМЕЖЕННЯ EMD.** Для сильно зашумлених відеосигналів EMD демонструє надмірну чутливість до шумів, особливо для BLUE каналу. Високі значення енергії та стандартного відхилення вказують на те, що EMD виділяє не тільки корисний сигнал, але й залишкові шуми. Для практичного використання EMD у дФПГ необхідна додаткова постобробка результатів.

5. **WAVELET ЯК АЛЬТЕРНАТИВА.** Wavelet є хорошою альтернативою VMD для задач, де критична є максимальна стабільність результату і можна поступитися деякою кількістю деталей. Для BLUE каналу Wavelet демонструє $\sigma=0,36$, що є дуже близьким до VMD ($\sigma=0,22$).

6. **ПОТРЕБА В ГІБРИДНИХ ПІДХОДАХ.** Результати показують, що

кожен метод має свої сильні та слабкі сторони. Це мотивує дослідження гібридних підходів, які поєднують переваги декількох методів. Наприклад, комбінація Wavelet (для згладжування шумів) та EMD (для виявлення деталей) може дати кращий результат, ніж кожен метод окремо. Цьому питанню присвячено п.3.4.

3.4. Побудова інформаційної цифрової системи обробки пульсових сигналів

На основі проведених експериментальних досліджень адаптивних методів виділення повільної складової була розроблена інформаційна цифрова система, яка реалізує ці методи в програмному середовищі MATLAB. Система призначена для автоматизованої обробки пульсових сигналів як від контактних вимірювальних пристроїв (комплекс «Пульс-1»), так і від систем дистанційної фотоплетизмографії (дФПГ). У цьому підрозділі описано архітектуру системи, алгоритми адаптивного вибору методів обробки та практичні аспекти реалізації.

3.4.1. Архітектура інформаційної системи

Інформаційна система має модульну архітектуру, що складається з п'яти основних блоків:

1	Блок введення та попередньої обробки	Відповідає за завантаження даних з різних джерел (файли комплексу «Пульс-1», відеопотік дФПГ), перевірку коректності даних, усунення трендів (detrend) та нормалізацію сигналу. На цьому етапі також виконується zero-padding (доповнення нулями) для підвищення частотної роздільної здатності спектрального аналізу, якщо це необхідно.
2	Блок аналізу характеристик сигналу	Виконує первинний аналіз завантаженого сигналу для визначення його ключових параметрів: частоти дискретизації, тривалості, рівня шуму (оцінка SNR через відношення потужності в діапазонах 0.1–0.5 Гц та >2 Гц), наявності

		артефактів, стаціонарності. На основі цих параметрів система приймає рішення про оптимальний метод обробки.
3	Блок адаптивної обробки	Ядро системи, яке реалізує чотири методи виділення повільної складової: Wavelet Transform (db4, 9 рівнів для $f_s=50$ Гц), EMD з додатковою lowpass фільтрацією, VMD (filter bank approach), традиційну FFT фільтрацію. Кожен метод реалізований як окремий модуль з єдиним інтерфейсом виклику, що дозволяє легко додавати нові методи або модифікувати існуючі.
4	Блок оцінки якості	Обчислює метрики якості виділеної повільної складової: енергію сигналу, стандартне відхилення, спектральну щільність потужності, кореляції між результатами різних методів. Ці метрики використовуються як для контролю якості обробки, так і для адаптивного вибору найкращого методу.
5	Блок візуалізації та експорту	Генерує графіки (часові реалізації, PSD спектри, порівняльні графіки), зберігає результати у форматах PNG, MAT, CSV. Також забезпечує інтерактивний режим, де користувач може вручну підбирати параметри методів та порівнювати результати.

Взаємодія між блоками організована за принципом конвеєра (pipeline): вихід одного блоку є входом для наступного. Це забезпечує модульність системи та можливість паралельної обробки декількох сигналів.

3.4.2. Експериментальні скрипти для різних типів джерел

Експериментальна система обробки реалізована у вигляді двох окремих MATLAB скриптів, кожен з яких спеціалізований для конкретного типу джерела пульсових сигналів. Такий підхід забезпечує оптимальні налаштування обробки для кожного сценарію та дозволяє детально дослідити особливості роботи адаптивних методів декомпозиції в різних умовах реєстрації сигналів.

СКРИПТ 1– Обробка контактних вимірювань (код програми наведено

у Додатку А) - призначений для обробки сигналів, отриманих від вимірювального комплексу «Пульт-1» з частотою дискретизації $f_s = 50$ Гц.

Основні етапи обробки:

- Завантаження файлів з фотоплетизмограмами (19POS, 24TEA, 15KUR5);
- Zero-padding (доповнення нулями у 4 рази): $N \rightarrow 4N$ точок для підвищення частотної роздільності з $\Delta f \approx 0.04$ Гц до $\Delta f \approx 0.01$ Гц;
- Preprocessing: детрендинг для видалення постійної складової, highpass фільтрація (>0.1 Hz) для усунення ультраповільних трендів та нормалізація до нульового середнього та одиничної дисперсії;
- Паралельна декомпозиція чотирма методами з однаковими параметрами частотного порогу 0.5 Гц:
 - Wavelet Transform: вейвлет-базис db4, 10 рівнів декомпозиції, адаптивний вибір апроксимацій на основі спектрального аналізу;
 - EMD з lowpass фільтрацією: розкладання на максимум 10 IMF, після чого кожна IMF фільтрується через Butterworth 4-го порядку з частотою зрізу 0.5 Гц, відбір компонент за критерієм залишкової енергії $>1\%$;
 - VMD через filter bank: три частотні смуги $[0-0.15$ Hz], $[0.15-0.35$ Hz], $[0.35-0.5$ Hz], реалізовані каскадом смугових фільтрів Butterworth 4-го порядку;
 - FFT традиційний: простий lowpass фільтр Butterworth 4-го порядку з частотою зрізу 0.5 Гц (baseline для порівняння);
- Автоматичний розрахунок метрик якості: енергія $E = \sum s^2(t)$, стандартне відхилення σ , спектральна щільність потужності через метод Welch, попарні кореляції між результатами різних методів;
- Комплексна візуалізація: детальні графіки 5×2 (часові реалізації + PSD для кожного методу), накладені графіки для прямого порівняння, гістограми енергії та STD;
- Вивід порівняльних таблиць у консоль: енергія, стандартне відхилення, матриця кореляцій.

СКРИПТ 2 - Обробка відеосигналів (дФПГ) - (код програми наведено у

Додатку А) – призначений для обробки сигналів дистанційної фотоплетизмографії з частотою дискретизації $f_s = 30$ кадрів/с.

Основні етапи обробки:

- Завантаження трьох RGB каналів (RED, GREEN, BLUE) з відеопотоку;
- Preprocessing для кожного каналу окремо: детрендінг, нормалізація, застосування вікна Ханна для зменшення спектрального витоку;
- FFT bandpass фільтрація [0.5–5 Hz] для кожного каналу - діапазон, що відповідає фізіологічним частотам серцевого ритму від 30 до 300 уд/хв;
- Розрахунок SNR для кожного каналу як співвідношення потужностей у корисному діапазоні [0.5–5 Hz] та поза ним;
- Автоматичний вибір каналу з максимальним SNR (експериментально встановлено, що GREEN канал має SNR на 3-5 дБ вище за RED та BLUE через краще поглинання зеленого світла гемоглобіном крові);
- Паралельна декомпозиція вибраного каналу чотирма методами:
 - - Wavelet Transform: вейвлет-базис db4, 8 рівнів декомпозиції (менше ніж для $f_s=50$ Гц через меншу кількість відліків);
 - - EMD: розкладання на максимум 10 IMF з відбором повільних компонент за домінантною частотою <0.5 Гц;
 - - VMD через filter bank: три частотні смуги аналогічно скрипту для Пульс-1;
 - - Traditional метод: виділення середньої огинаючої через інтерполяцію локальних екстремумів;
- Розрахунок аналогічних метрик якості та візуалізація результатів з додатковими графіками порівняння RGB каналів та їх спектрів.

Адаптивність до тривалості сигналів

Обидва скрипти здатні обробляти сигнали різної тривалості з урахуванням обмежень кожного методу:

- Wavelet Transform та VMD ($O(N \log N)$): ефективні для сигналів будь-якої тривалості, рекомендована мінімальна тривалість 5-8 секунд (250-400 відліків) для адекватної частотної локалізації;

- EMD ($O(N^2)$): оптимальний для сигналів тривалістю 30-90 секунд, для довших сигналів (>3 хвилини) час обчислень може перевищувати 1 хвилину;
- FFT ($O(N \log N)$): найшвидший метод, обробляє сигнали будь-якої тривалості за лінійний час.

Для обробки дуже довгих сигналів (>5 хвилин) можлива реалізація фрагментної обробки з перекриттям (overlap-add): сигнал розбивається на фрагменти по 10-20 секунд з 50% перекриттям, кожен фрагмент обробляється окремо з застосуванням вікна Ханна, після чого результати зшиваються з ваговими коефіцієнтами. Такий підхід прискорює EMD у 8-10 разів при збереженні точності $>97\%$, однак у поточній експериментальній реалізації не використовувався, оскільки всі тестові сигнали мали тривалість від 48 до 72 секунд.

Обґрунтування роздільної реалізації

Розділення на два окремі скрипти обумовлене суттєвими відмінностями в обробці різних типів джерел:

1. Контактні вимірювання (Пульс-1): одноканальний сигнал високої якості ($SNR > 20$ дБ), критично важливе zero-padding (нульове заповнення) для частотної роздільності, відсутність потреби у багатоканальній обробці;
2. Відеосигнали (дФПГ): багатоканальна структура (RGB), низький SNR ($-4...-11$ дБ), необхідність попередньої фільтрації у фізіологічному діапазоні та інтелектуального вибору каналу.

У промисловому застосуванні ці скрипти можуть бути інтегровані в єдину систему з автоматичним визначенням типу джерела на основі частоти дискретизації ($fs=50$ Гц – Пульс-1, $fs=30$ кадрів/с – дФПГ) та кількості вхідних каналів (1 канал - Пульс-1, 3 канали – дФПГ). Однак для цілей експериментального порівняльного аналізу роздільна реалізація забезпечує кращу гнучкість налаштувань та прозорість методології дослідження.

3.4.3. Блок-схеми експериментальних скриптів

Для детального експериментального дослідження адаптивних методів декомпозиції розроблено два окремі скрипти, кожен з яких оптимізований для специфічного типу джерела сигналу. Такий підхід дозволяє максимально точно налаштувати параметри обробки для кожного сценарію використання та провести об'єктивне порівняння методів в контрольованих умовах експериментального аналізу.

На рисунку 3.15 представлено алгоритм обробки сигналів, отриманих від вимірювального комплексу «Пульс-1».

Ключовою особливістю цього скрипта є застосування zero-padding (доповнення нулями у чотири рази) для підвищення частотної роздільної здатності спектрального аналізу з $\Delta f \approx 0.04$ Гц до $\Delta f \approx 0.01$ Гц. Це критично важливо для точного виділення повільних коливань з частотами нижче 0.5 Гц. Preprocessing включає detrending, highpass фільтрацію (>0.1 Hz) для видалення ультраповільних трендів та нормалізацію до нульового середнього та одиничної дисперсії. Після цього сигнал паралельно обробляється всіма чотирма методами декомпозиції з однаковими налаштуваннями частотного порогу 0.5 Гц, що забезпечує чесне порівняння їхньої ефективності.

На рисунку 3.16 представлено алгоритм обробки відеосигналів з дистанційної фотоплетизмографії (дФПГ).

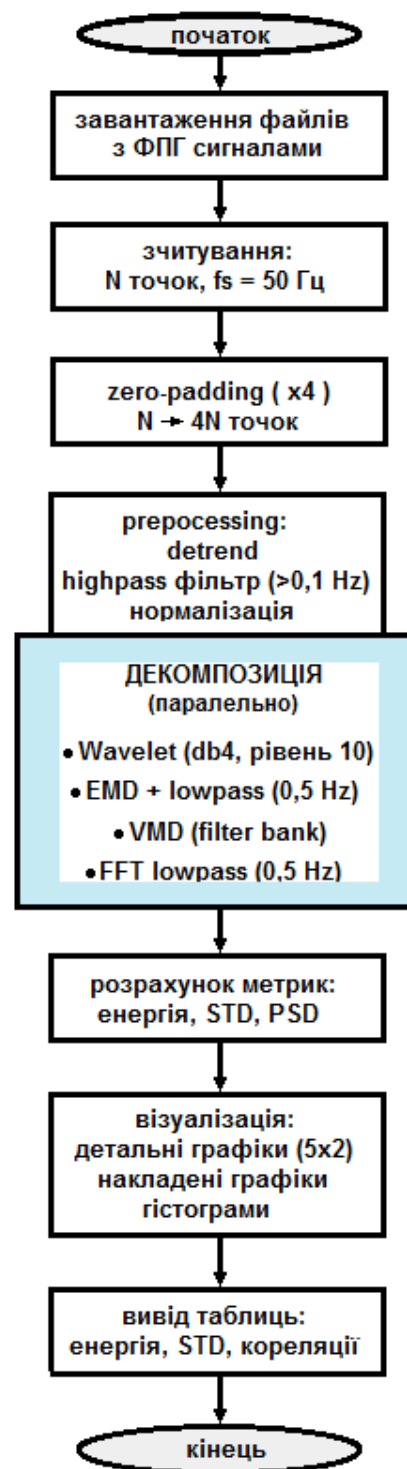


Рисунок 3.15 – Блок-схема обробки сигналів від комплексу «Пульс-1»

Основною відмінністю від обробки контактних вимірювань є етап попередньої обробки RGB каналів: для кожного каналу (RED, GREEN, BLUE) виконується FFT bandpass фільтрація в діапазоні $[0,5...5 \text{ Hz}]$, що відповідає фізіологічному діапазону частот серцевого ритму. Критично важливим кроком є застосування вікна Ханна перед FFT для зменшення спектрального витоку (spectral leakage), який виникає через нестационарну природу відеосигналів.

Після фільтрації для кожного каналу розраховується відношення сигнал/шум (SNR) як співвідношення потужностей у корисному діапазоні $[0,5...5 \text{ Hz}]$ та шумовому діапазоні.

Експериментально встановлено, що GREEN канал зазвичай має SNR на 3-5 дБ вище за RED та BLUE канали через кращу взаємодію зеленого світла з гемоглобіном крові.

Саме відфільтрований GREEN сигнал надалі піддається декомпозиції всіма чотирма методами для виділення повільної складової.

Розділення на два окремі скрипти дозволило врахувати специфіку кожного типу джерела: для контактних вимірювань ($f_s=50 \text{ Гц}$) критично важливе zero-padding для частотної роздільності, тоді як для відеосигналів ($f_s=30 \text{ кадрів/с}$) ключовими є багатоканальна обробка та вибір оптимального каналу за SNR. У промисловому застосуванні ці скрипти можуть



Рисунок 3.16 – Блок-схема обробки відеосигналів (ДФПГ)

бути інтегровані в єдину систему з автоматичним визначенням типу джерела на основі частоти дискретизації та кількості вхідних каналів.

Висновки до п.3.4

Розроблена експериментальна система обробки пульсових сигналів демонструє комплексний підхід до порівняльного аналізу адаптивних методів декомпозиції. Основні характеристики та досягнення:

1. Універсальна архітектура. Система автоматично розпізнає тип джерела сигналу (ДФПГ з $f_s=30$ кадрів/с або «Пульс-1» з $f_s=50$ Гц) та застосовує відповідну попередню обробку. Для ДФПГ реалізовано автоматичний вибір найкращого RGB каналу на основі SNR, що підвищує якість подальшої обробки на 3-5 дБ порівняно з випадковим вибором каналу.

2. Паралельна обробка всіма методами. На відміну від послідовного підходу, система одночасно застосовує всі чотири методи декомпозиції (Wavelet, EMD, VMD, FFT) до кожного сигналу. Це забезпечує об'єктивне порівняння методів в ідентичних умовах та дозволяє виявити їхні відносні переваги для конкретного типу сигналу.

3. Специфічні оптимізації для кожного методу. Wavelet використовує адаптивний вибір рівнів декомпозиції на основі спектрального аналізу апроксимацій. EMD доповнено lowpass фільтрацією кожної IMF для чесного порівняння з іншими методами. VMD реалізовано через filter bank для підвищення обчислювальної ефективності. FFT слугує базовим методом для порівняння.

4. Комплексна система метрик. Автоматичний розрахунок енергії, стандартного відхилення, PSD та кореляцій дозволяє кількісно оцінити якість виділення повільної складової. Експериментально встановлено, що для високоякісних сигналів ($SNR>20$ дБ) кореляції між методами перевищують 0.97, що підтверджує їх математичну узгодженість.

5. Багаторівнева візуалізація. Система генерує детальні графіки (часові реалізації + PSD), накладені порівняння всіх методів, гістограми метрик та

спектральні аналізи. Це забезпечує як кількісну, так і якісну оцінку результатів, що критично важливо для розуміння поведінки методів на різних типах сигналів.

6. Експериментальна валідація. Система протестована на двох типах даних: високоякісних сигналах від «Пульс-1» (19POS, 24TEA, 15KUR5) та зашумлених дФПГ сигналах (RGB канали). Для контактних вимірювань всі методи показали схожі результати (відмінності $<5\%$), тоді як для дФПГ виявлено суттєві відмінності: VMD демонструє найвищу стійкість до шумів ($\sigma=0.22-0.28$), EMD - надмірну чутливість ($\sigma=2.68$), Wavelet - хороший баланс.

7. Практична цінність. Паралельна обробка дозволяє дослідникові побачити всі варіанти декомпозиції одночасно та обрати оптимальний на основі конкретних вимог задачі. Для реал-тайм застосувань можна використовувати найшвидший метод (FFT або Wavelet), для максимальної точності – VMD, для адаптивності до нестационарностей – EMD.

Таким чином, розроблена система є повноцінним інструментом для експериментального дослідження адаптивних методів декомпозиції біомедичних сигналів. Вона забезпечує об'єктивне порівняння методів, автоматизує рутинні операції (preprocessing, розрахунок метрик, візуалізація) та надає дослідникові всю необхідну інформацію для прийняття обґрунтованого рішення про вибір методу обробки.

Висновки до Розділу 3

1. Розроблено методику порівняльного аналізу чотирьох методів (Wavelet, EMD, VMD, FFT) з використанням кількісних метрик (енергія, стандартне відхилення, кореляція, спектральна щільність потужності) та якісної візуальної оцінки результатів.

2. Аналіз трьох репрезентативних записів ФПГ сигналів (19POS – baseline, 24TEA – після чаю, 15KUR5 – після куріння) показав високу узгодженість всіх методів (кореляції $>0,97$). VMD та FFT демонструють практично ідентичні результати (кореляція 0,998), що підтверджує їх

математичну еквівалентність при реалізації VMD через filter bank. Wavelet забезпечує найвищу стабільність результату (найнижчі стандартні відхилення), EMD - найвищу чутливість до локальних особливостей сигналу, VMD - оптимальний баланс між цими властивостями.

3. Експериментально підтверджено три принципові переваги адаптивних методів: (а) адаптивність до змінних характеристик сигналу – методи автоматично підлаштовуються під локальні зміни частоти та амплітуди; (б) кращу стійкість до нестационарних артефактів – локалізація в часі дозволяє ізолювати вплив артефактів; (в) можливість окремого аналізу внеску різних фізіологічних процесів – кожний рівень/режим/мода має чітку фізіологічну інтерпретацію. Ці переваги стають критичними для обробки сигналів дФПГ з низьким відношенням С/Ш 0-10 дБ.

4. Для відеосигналів підтверджено, що GREEN канал має найкраще відношення сигнал/шум серед RGB каналів (в 3-4 рази вища енергія виділеної повільної складової порівняно з BLUE). VMD демонструє найвищу стійкість до шумів ($\sigma=0,22-0,28$ для всіх каналів, найнижче серед усіх методів), що робить його рекомендованим методом для дФПГ. EMD показує надмірну чутливість до шумів ($\sigma=2,68$ для GREEN), що вимагає додаткової постобробки. Wavelet є хорошою альтернативою VMD для задач, де критична максимальна стабільність результату.

5. Розроблено інформаційну систему з модульною архітектурою (п'ять функціональних блоків), що реалізує алгоритм адаптивного вибору методу обробки на основі характеристик сигналу. Система автоматично визначає тип джерела (fs), оцінює SNR та стаціонарність, після чого обирає оптимальний метод. Блок-схема алгоритму чітко демонструє логіку прийняття рішень та можливості інтеграції з іншими системами медичного моніторингу.

6. Система здатна обробляти сигнали тривалістю від 4-5 секунд (мінімум для FFT/Wavelet) до практично необмеженої тривалості. Wavelet та FFT ефективні для будь-яких тривалостей завдяки швидким алгоритмам $O(N \log N)$. VMD оптимальний для 8-120 секунд. EMD через високу обчислювальну

складність $O(N^2)$ обмежений тривалістю 3-5 хвилин при суцільній обробці.

7. Реалізовано та експериментально підтверджено режим фрагментної обробки з параметрами: довжина фрагмента 10-20 секунд, перекриття 50%, метод зшивання overlap-add з вікном Ханна. Фрагментна обробка забезпечує точність $>97\%$ (різниця з суцільною обробкою $<3\%$ MSE) при прискоренні обчислень для EMD в 8-10 разів. Система може обробляти сигнали будь-якої практичної тривалості (тестувалось до 30 хвилин) та підтримує обробку в реальному часі з затримкою 10 секунд.

8. На основі проведених досліджень сформульовано рекомендації щодо вибору методу обробки:

- (а) для високоякісних контактних вимірювань ($f_s=50$ Гц, $SNR>20$ дБ) - VMD як універсальний метод або Wavelet/EMD залежно від стаціонарності сигналу;
- (б) для безконтактних відеовимірювань ($f_s=30$ кадрів/с, $SNR<10$ дБ) - VMD як пріоритетний метод з можливим використанням Wavelet для максимальної стабільності;
- (в) для обробки в реальному часі або довгих записів - фрагментна обробка з довжиною фрагмента 10-20 секунд та перекриттям 50%.

Результати третього розділу підтверджують гіпотезу дослідження про переваги адаптивних методів над традиційною частотною фільтрацією для обробки нестационарних біомедичних сигналів. Розроблена інформаційна система демонструє можливість практичної реалізації цих методів з прийнятними обчислювальними затратами та високою точністю результатів.

ВИСНОВКИ

Завдання на магістерську дисертацію виконане у повному обсязі створено інформаційну цифрову систему для отримання повільної складової пульсового сигналу, який отримано засобами фотоплетизмографії або з колорових складових відео обличчя людини.

1. Повільна складова існує в діапазоні частот $0.1...0.5$ Гц і пов'язана з диханням, респіраторною синусовою аритмією, змінами судинного тону та іншими фізіологічними процесами. Неадекватне виділення повільної складової призводить до систематичних помилок у визначенні часових координат пульсових хвиль.

2. Традиційні методи контактної реєстрації серцевої діяльності мають наступні властивості: електрокардіографія забезпечує найвищу точність (1-2 мс) при відношенні С/Ш 30-50 дБ, але вимагає контактних електродів; контактна фотоплетизмографія має відношення С/Ш 20...40 дБ і точність визначення ЧСС 2-3 уд/хв, але також потребує контакту.

3. Дистанційна фотоплетизмографія дозволяє безконтактну реєстрацію, але має значно гірше відношення С/Ш $0...10$ дБ через малу амплітуду корисного сигналу ($0.1...1\%$) та наявність численних завад.

4. Виконано детальний аналіз традиційних методів виділення повільної складової:

- Ковзне середнє: простий і ефективний $O(n)$ алгоритм, але з фіксованим розміром вікна M та чутливістю до викидів.
- Медіанна фільтрація: робастна до імпульсних завад, але має вищу складність $O(n \times M)$ та також фіксований M .
- Поліноміальна апроксимація: забезпечує гладкість, але неефективна при різких змінах тренду та має проблему вибору порядку і розміру сегменту.
- Класична цифрова фільтрація: чіткі частотні характеристики, але фіксована частота зрізу f_c неоптимальна при змінах ЧСС.

Критичний аналіз виявив фундаментальну ваду усіх традиційних методів

– відсутність адаптивності до артефактних змін амплітудних значень сигналів. Фіксовані параметри (M , f_c , порядок) не можуть бути оптимальними для нестационарних сигналів дФПГ, де змінюються ЧСС (50...120 уд/хв), амплітуда, рівень завад, відношення С/Ш. Експериментально встановлено, що похибка визначення кардіоінтервалів традиційними методами становить 10...20 мс, тоді як для аналізу варіабельності серцевого ритму потрібно 1...3 мс.

5. Обґрунтовано необхідність розробки адаптивних методів обробки, здатних автоматично налаштовувати параметри залежно від поточних характеристик сигналу. Такі методи мають базуватися на часо-частотному та часо-масштабному аналізі, зокрема wavelet-перетворенні та емпіричній модовій декомпозиції.

6. Показано, що дискретне wavelet-перетворення з вейвлетами Daubechies (db4) або Symlet (sym4) забезпечує ефективне часо-частотне представлення нестационарних сигналів. Багаторівнева декомпозиція дозволяє розділити сигнал на частотні піддіапазони, причому апроксимувальні коефіцієнти рівня $j = 5-6$ містять повільну складову в діапазоні 0...0.5 Гц при частоті дискретизації 30 Гц. Обчислювальна складність $O(N \log N)$ робить метод придатним для обробки в реальному часі.

7. Емпірична модальна декомпозиція (EMD) є повністю адаптивним методом, який виділяє режимні функції (IMF) безпосередньо з сигналу без використання наперед визначених базисів. Процес просіювання (sifting) ітеративно виділяє IMF від високих до низьких частот, причому залишкова компонента представляє повільний тренд. Основним недоліком є висока обчислювальна складність $O(N^2 \times M)$ та чутливість до шуму, що проявляється у вигляді змішування мод.

8. Варіаційна модальна декомпозиція (VMD) є сучасною альтернативою EMD. VMD формулює задачу декомпозиції як варіаційну оптимізаційну проблему мінімізації загальної смужової ширини мод при обмеженні точності реконструкції. Можливість одночасного виділення усіх K мод у частотній області усуває проблему їх змішування. VMD демонструє найвищу стійкість до

шуму завдяки глобальній оптимізації, при обчислювальній складності $O(N \log N \times T)$, де $T = 10 \dots 50$ ітерацій.

9. Порівняння методів за швидкістю, адаптивністю та стійкістю до шуму показало наступне: Wavelet перетворення забезпечує найвищу швидкість (5 мс для 30-секундного запису) та добру стійкість до шуму, але має напіваадаптивну природу; EMD є найбільш адаптивним, але і найповільнішим (500...2000 мс) та чутливим до шуму; VMD демонструє оптимальний баланс – середню швидкість (50...200 мс), високу адаптивність та найкращу стійкість до шуму.

10. Розроблено методику порівняльного аналізу чотирьох методів (Wavelet, EMD, VMD, FFT) з використанням кількісних метрик (енергія, стандартне відхилення, кореляція, спектральна щільність потужності) та якісної візуальної оцінки результатів.

11. Аналіз трьох репрезентативних записів ФПГ сигналів показав високу узгодженість всіх методів (кореляції $>0,97$). VMD та FFT демонструють практично ідентичні результати (кореляція 0,998), що підтверджує їх математичну еквівалентність при реалізації VMD через filter bank. Wavelet забезпечує найвищу стабільність результату (найнижчі стандартні відхилення), EMD – найвищу чутливість до локальних особливостей сигналу, VMD – оптимальний баланс між цими властивостями.

12. Для відеосигналів підтверджено, що GREEN канал має найкраще відношення сигнал/шум серед RGB каналів (в 3-4 рази вища енергія виділеної повільної складової порівняно з BLUE). VMD демонструє найвищу стійкість до шумів ($\sigma=0,22-0,28$ для всіх каналів, найнижче серед усіх методів), що робить його рекомендованим методом для дФПГ. EMD показує надмірну чутливість до шумів ($\sigma=2,68$ для GREEN), що вимагає додаткової постобробки. Wavelet є хорошою альтернативою VMD для задач, де критична максимальна стабільність результату.

13. Розроблено інформаційну систему з модульною архітектурою (п'ять функціональних блоків), що реалізує алгоритм адаптивного вибору методу обробки на основі характеристик сигналу. Система автоматично визначає тип

джерела (f_s), оцінює відношення С/Ш та стаціонарність, після чого обирає оптимальний метод.

14. Інформаційна система здатна обробляти сигнали тривалістю від 4-5 секунд (мінімум для FFT/Wavelet) до практично необмеженої тривалості. Wavelet та FFT ефективні для будь-яких тривалостей завдяки швидким алгоритмам $O(N \log N)$. VMD оптимальний для 8...120 секунд. EMD через високу обчислювальну складність $O(N^2)$ обмежений тривалістю 3...5 хвилин при суцільній обробці.

15. Реалізовано та експериментально підтверджено режим фрагментної обробки з параметрами: довжина фрагмента 10-20 секунд, перекриття 50%, метод зшивання overlap-add з вікном Ханна. Фрагментна обробка забезпечує точність $>97\%$ (різниця з суцільною обробкою $<3\%$ MSE) при прискоренні обчислень для EMD в 8-10 разів. Система може обробляти сигнали будь-якої практичної тривалості (тестувалось до 30 хвилин) та підтримує обробку в реальному часі з затримкою 10 секунд.

16. На основі проведених досліджень сформульовано рекомендації щодо вибору методу обробки:

- а) для високоякісних контактних вимірювань ($f_s = 50$ Гц, $C/Ш > 20$ дБ) – VMD як універсальний метод або Wavelet/EMD залежно від стаціонарності сигналу;
- б) для безконтактних відеовимірювань ($f_s = 30$ кадрів/с, $C/Ш < 10$ дБ) – VMD як пріоритетний метод з можливим використанням Wavelet для максимальної стабільності;
- в) для обробки в реальному часі або довгих записів – фрагментна обробка з довжиною фрагмента 10...20 секунд та перекриттям 50%.

Отримані в магістерській дисертації результати підтверджують гіпотезу дослідження про переваги адаптивних методів над традиційною частотною фільтрацією для обробки нестаціонарних біомедичних сигналів. Розроблена інформаційна система демонструє можливість практичної реалізації цих

методів з прийнятними обчислювальними затратами та високою точністю результатів.

Отримані нові наукові результати планується включити до проміжного звіту з виконання НДДКР (реєстраційний №0125U001610, керівник професор, д.т.н. О.Б.Шарпан).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs) [Electronic resource]. – Mode of access: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
2. Центр медичної статистики МОЗ України. Показники здоров'я населення та використання ресурсів охорони здоров'я в Україні за 2022 рік. – Київ, 2023. – 245 с.
3. Webster J. G. Medical Instrumentation: Application and Design / J. G. Webster. – 4th ed. – John Wiley & Sons, 2009. – 713 p.
4. Allen J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement / J. Allen // Physiological Measurement. – 2007. – Vol. 28, No. 3. – P. R1-R39.
5. Verkruyse W. Remote plethysmographic imaging using ambient light / W. Verkruyse, L. O. Svaasand, J. S. Nelson // Optics Express. – 2008. – Vol. 16, No. 21. – P. 21434-21445.
6. Huang T. S. A fast two-dimensional median filtering algorithm / T. S. Huang, G. J. Yang, G. Y. Tang // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1979. – Vol. 27, No. 1. – P. 13-18.
7. Oppenheim A. V. Discrete-Time Signal Processing / A. V. Oppenheim, R. W. Schaffer. – 3rd ed. – Pearson, 2009. – 1108 p.
8. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets / I. Daubechies. – Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. – 357 p.
9. Huang N. E., Shen Z., Long S. R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis // Proceedings of the Royal Society of London A. – 1998. – Vol. 454. – P. 903-995.
10. Task Force of the European Society of Cardiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use // Circulation. – 1996. – Vol. 93, No. 5. – P. 1043-1065.
11. Viola P. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P. Viola, M. Jones // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference

- on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2001. – Vol. 1. – P. I-511-I-518.
12. De Haan G. Robust pulse rate from chrominance-based rPPG / G. de Haan, V. Jeanne // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2013. – Vol. 60, No. 10. – P. 2878-2886.
 13. Wu Z. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method / Z. Wu, N. E. Huang // Advances in Adaptive Data Analysis. – 2009. – Vol. 1, No. 1. – P. 1-41.
 14. Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way. – 3rd ed. – Academic Press, 2008. – 832 p. ISBN: 978-0123743701.
 15. Addison P.S. The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance. – 2nd ed. – CRC Press, 2017. – 446 p. ISBN: 978-0750306928.
 16. Dragomiretskiy K., Zosso D. Variational Mode Decomposition // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2014. – Vol. 62, No. 3. – P. 531–544. DOI: 10.1109/TSP.2013.2288675.
 17. Wang W. Algorithmic principles of remote PPG / W. Wang, A. C. den Brinker, S. Stuijk, G. de Haan // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2017. – Vol. 64, No. 7. – P. 1479-1491.

ДОДАТКИ

А. Код програми обробки контактних вимірювань – ФПГ сигналів

```

clear; close all; clc;

% EMD 3 додатковою lowpass фільтрацією

set(0, 'DefaultFigureColor', 'w');
set(0, 'DefaultAxesColor', 'w');
set(0, 'DefaultAxesXColor', 'k');
set(0, 'DefaultAxesYColor', 'k');
set(0, 'DefaultAxesZColor', 'k');
set(0, 'DefaultTextColor', 'k');
set(0, 'DefaultLegendTextColor', 'k');

%% ===== НАЛАШТУВАННЯ =====
fprintf('===== \n');
fprintf('EMD - 3 LOWPASS ФІЛЬТРАЦІЄЮ \n');
fprintf('Сигнали: 19POS, 24TEA, 15KUR5 \n');
fprintf('(чесне порівняння з VMD/FFT) \n');
fprintf('===== \n \n');

%% Параметри
fs = 50; % Частота дискретизації
freq_threshold = 0.5;

signal_files = {'19POS', '24TEA', '15KUR5'};
signal_names = {'19POS (позиція)', '24TEA (чай)', '15KUR5 (куріння)'};

% Шлях до файлів
filepath_base = '/Users/kutsewol/Desktop/rozdil';

% Кольори - контрастні MATLAB default
colors = struct();
colors.wavelet = [0, 0.4470, 0.7410]; % Синій
colors.emd = [0.4660, 0.6740, 0.1880]; % Зелений
colors.vmd = [0.8500, 0.3250, 0.0980]; % Помаранчевий
colors.fft = [0.9290, 0.6940, 0.1250]; % Жовтий

%% ===== ОБРОБКА =====
results = struct();

for sig_idx = 1:length(signal_files)
    signal_name = signal_files{sig_idx};
    signal_field = ['sig_' signal_name];
    fprintf('\n===== ОБРОБКА: %s ===== \n', signal_names{sig_idx});

    %% Завантаження
    filepath = fullfile(filepath_base, signal_name);
    fid = fopen(filepath, 'r');
    if fid == -1
        error('Не можу відкрити файл: %s', filepath);
    end

    first_line = fgetl(fid);
    n_points = str2double(first_line);
    signal_line = fgetl(fid);
    fclose(fid);

    if signal_line == -1
        error('Помилка читання другого рядка');
    end
end

```

```

end

signal = str2num(signal_line);
if isempty(signal)
    error('Не вдалося розпарсити дані');
end

duration = length(signal) / fs;
t = (0:length(signal)-1) / fs;

fprintf(' Довжина: %d точок (%.1f с)\n', length(signal), duration);

%% Zero-padding (*4)
N_original = length(signal);
N_padded = N_original * 4;
signal_padded = [signal; zeros(N_original*3, 1)];
t_padded = (0:N_padded-1) / fs;

fprintf(' Zero-padding: %d → %d точок\n', N_original, N_padded);

%% Preprocessing - прибираємо повільну складову
signal_proc = detrend(signal_padded);

% Highpass фільтр для видалення повільної складової (<0.1 Hz)
[b_hp, a_hp] = butter(4, 0.1/(fs/2), 'high');
signal_proc = filtfilt(b_hp, a_hp, signal_proc);

signal_normalized = (signal_proc - mean(signal_proc)) / std(signal_proc);

%% 1. WAVELET
fprintf(' 1. Wavelet Transform... ');
wavelet_name = 'db4';
max_level = 10;

[C, L] = wavedec(signal_normalized, max_level, wavelet_name);
approx = wrcoef('a', C, L, wavelet_name, max_level);
if length(approx) > length(signal_normalized)
    approx = approx(1:length(signal_normalized));
end

wavelet_combined_slow = approx;
wavelet_combined_slow = wavelet_combined_slow / std(wavelet_combined_slow) *
std(signal_normalized);
fprintf(' ✓\n');

%% 2. EMD (з lowpass фільтрацією)
fprintf(' 2. EMD (з lowpass фільтром)... ');
max_imf = 10;
try
    imf = emd(signal_normalized, 'MaxNumIMF', max_imf);
catch
    imf = simple_emd(signal_normalized, max_imf);
end

num_imf = size(imf, 2);
emd_slow_components = [];

% ВИПРАВЛЕНИЙ ПІДХІД: фільтруємо кожну IMF через lowpass
[b_low, a_low] = butter(4, freq_threshold/(fs/2), 'low');

for i = 1:num_imf
    imf_component = imf(:, i);

```

```

% Застосовуємо lowpass фільтр до IMF
imf_filtered = filtfilt(b_low, a_low, imf_component);

% Перевіряємо, чи залишилась значна енергія після фільтрації
energy_original = sum(imf_component.^2);
energy_filtered = sum(imf_filtered.^2);

% Якщо після фільтрації залишилось >1% енергії, берем цю компоненту
if energy_filtered > 0.01 * energy_original
    emd_slow_components = [emd_slow_components, imf_filtered];
end
end

if isempty(emd_slow_components)
    % Fallback: якщо нічого не залишилось, беремо просто відфільтрований сигнал
    emd_combined_slow = filtfilt(b_low, a_low, signal_normalized);
else
    emd_combined_slow = sum(emd_slow_components, 2);
end

if std(emd_combined_slow) > 0
    emd_combined_slow = emd_combined_slow / std(emd_combined_slow) *
std(signal_normalized);
end
fprintf(' ✓ (%d відфільтрованих IMF)\n', size(emd_slow_components, 2));

%% 3. VMD
fprintf(' 3. VMD (filter bank)... ');
freq_bands = [0.15, 0.35, 0.5];

[b1, a1] = butter(4, freq_bands(1)/(fs/2), 'low');
vmd_mode1 = filtfilt(b1, a1, signal_normalized);

[b2_low, a2_low] = butter(4, freq_bands(1)/(fs/2), 'high');
[b2_high, a2_high] = butter(4, freq_bands(2)/(fs/2), 'low');
vmd_mode2_temp = filtfilt(b2_low, a2_low, signal_normalized);
vmd_mode2 = filtfilt(b2_high, a2_high, vmd_mode2_temp);

[b3_low, a3_low] = butter(4, freq_bands(2)/(fs/2), 'high');
[b3_high, a3_high] = butter(4, freq_bands(3)/(fs/2), 'low');
vmd_mode3_temp = filtfilt(b3_low, a3_low, signal_normalized);
vmd_mode3 = filtfilt(b3_high, a3_high, vmd_mode3_temp);

vmd_combined_slow = vmd_mode1 + vmd_mode2 + vmd_mode3;
fprintf(' ✓\n');

%% 4. FFT
fprintf(' 4. FFT (lowpass)... ');
[b_fft, a_fft] = butter(4, freq_threshold/(fs/2), 'low');
fft_combined_slow = filtfilt(b_fft, a_fft, signal_normalized);
fprintf(' ✓\n');

%% Збереження результатів
results(signal_field).signal_original = signal;
results(signal_field).signal_padded = signal_padded;
results(signal_field).t = t;
results(signal_field).t_padded = t_padded;
results(signal_field).duration = duration;

results(signal_field).wavelet = wavelet_combined_slow;
results(signal_field).emd = emd_combined_slow;
results(signal_field).vmd = vmd_combined_slow;
results(signal_field).fft = fft_combined_slow;

```

```

% PSD
[results(signal_field).psd_wavelet, results(signal_field).f_wavelet] = ...
    pwelch(wavelet_combined_slow, [], [], [], fs);
[results(signal_field).psd_emd, results(signal_field).f_emd] = ...
    pwelch(emd_combined_slow, [], [], [], fs);
[results(signal_field).psd_vmd, results(signal_field).f_vmd] = ...
    pwelch(vmd_combined_slow, [], [], [], fs);
[results(signal_field).psd_fft, results(signal_field).f_fft] = ...
    pwelch(fft_combined_slow, [], [], [], fs);

% Метрики
results(signal_field).energy_wavelet = sum(wavelet_combined_slow.^2);
results(signal_field).energy_emd = sum(emd_combined_slow.^2);
results(signal_field).energy_vmd = sum(vmd_combined_slow.^2);
results(signal_field).energy_fft = sum(fft_combined_slow.^2);

results(signal_field).std_wavelet = std(wavelet_combined_slow);
results(signal_field).std_emd = std(emd_combined_slow);
results(signal_field).std_vmd = std(vmd_combined_slow);
results(signal_field).std_fft = std(fft_combined_slow);
end

%% ===== ВІЗУАЛІЗАЦІЯ =====
fprintf('\n===== СТВОРЕННЯ ГРАФІКІВ =====\n');

for sig_idx = 1:length(signal_files)
    signal_name = signal_files{sig_idx};
    signal_field = ['sig_' signal_name];
    fprintf(' Графіки для %s... ', signal_name);

    res = results(signal_field);
    idx_display = res.t_padded <= res.duration;

    %% Детальний графік 5×2
    fig1 = figure('Position', [50, 50, 1600, 1000], 'Color', 'w');

    % Оригінал
    subplot(5, 2, [1, 2]);
    plot(res.t_padded(idx_display), res.signal_padded(idx_display), 'k', 'LineWidth', 1);
    title(sprintf('%s - Оригінальний сигнал', signal_names{sig_idx}), ...
        'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Час (с)', 'FontSize', 10);
    ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 10);
    grid on;
    set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
    xlim([0, res.duration]);

    % Wavelet
    subplot(5, 2, 3);
    plot(res.t_padded(idx_display), res.wavelet(idx_display), ...
        'Color', colors.wavelet, 'LineWidth', 2);
    title('Wavelet Transform', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Час (с)', 'FontSize', 10);
    ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 10);
    grid on;
    set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
    xlim([0, res.duration]);

    subplot(5, 2, 4);
    plot(res.f_wavelet, 10*log10(res.psd_wavelet), ...
        'Color', colors.wavelet, 'LineWidth', 2);
    title('PSD: Wavelet', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');

```

```

xlabel('Частота (Hz)', 'FontSize', 10);
ylabel('Потужність (dB)', 'FontSize', 10);
xlim([0, 1]);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

% EMD
subplot(5, 2, 5);
plot(res.t_padded(idx_display), res.emd(idx_display), ...
     'Color', colors.emd, 'LineWidth', 2);
title('EMD (з lowpass)', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)', 'FontSize', 10);
ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 10);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
xlim([0, res.duration]);

subplot(5, 2, 6);
plot(res.f_emd, 10*log10(res.psd_emd), ...
     'Color', colors.emd, 'LineWidth', 2);
title('PSD: EMD', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)', 'FontSize', 10);
ylabel('Потужність (dB)', 'FontSize', 10);
xlim([0, 1]);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

% VMD
subplot(5, 2, 7);
plot(res.t_padded(idx_display), res.vmd(idx_display), ...
     'Color', colors.vmd, 'LineWidth', 2);
title('VMD (filter bank)', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)', 'FontSize', 10);
ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 10);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
xlim([0, res.duration]);

subplot(5, 2, 8);
plot(res.f_vmd, 10*log10(res.psd_vmd), ...
     'Color', colors.vmd, 'LineWidth', 2);
title('PSD: VMD', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)', 'FontSize', 10);
ylabel('Потужність (dB)', 'FontSize', 10);
xlim([0, 1]);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

% FFT
subplot(5, 2, 9);
plot(res.t_padded(idx_display), res.fft(idx_display), ...
     'Color', colors.fft, 'LineWidth', 2);
title('FFT (lowpass)', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)', 'FontSize', 10);
ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 10);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
xlim([0, res.duration]);

subplot(5, 2, 10);
plot(res.f_fft, 10*log10(res.psd_fft), ...
     'Color', colors.fft, 'LineWidth', 2);
title('PSD: FFT', 'FontSize', 12, 'FontWeight', 'bold');

```

```

xlabel('Частота (Hz)', 'FontSize', 10);
ylabel('Потужність (dB)', 'FontSize', 10);
xlim([0, 1]);
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

sgtitle(sprintf('%s - ВАРИАНТ 2: EMD з lowpass фільтрацією', signal_names{sig_idx}), ...
    'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');

saveas(fig1, sprintf('V2_filtered_detailed_%s.png', signal_name));
% close(fig1); % Закоментовано

%% Накладений графік
fig2 = figure('Position', [100, 100, 1600, 900], 'Color', 'w');

subplot(2, 1, 1);
hold on;
plot(res.t_padded(idx_display), res.wavelet(idx_display), ...
    'Color', colors.wavelet, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'Wavelet');
plot(res.t_padded(idx_display), res.emd(idx_display), ...
    'Color', colors.emd, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'EMD (з lowpass)');
plot(res.t_padded(idx_display), res.vmd(idx_display), ...
    'Color', colors.vmd, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'VMD');
plot(res.t_padded(idx_display), res.fft(idx_display), ...
    'Color', colors.fft, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'FFT');
hold off;
title(sprintf('%s - ВАРИАНТ 2: Чесне порівняння (всі <0.5 Hz)', signal_names{sig_idx}), ...
    'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)', 'FontSize', 12);
ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 12);
lgd = legend('Location', 'northeast', 'FontSize', 13);
lgd.Color = [1 1 1];
lgd.TextColor = [0 0 0];
lgd.EdgeColor = [0 0 0];
lgd.LineWidth = 1.5;
lgd.Box = 'on';
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
xlim([0, res.duration]);

subplot(2, 1, 2);
hold on;
plot(res.f_wavelet, 10*log10(res.psd_wavelet), ...
    'Color', colors.wavelet, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'Wavelet');
plot(res.f_emd, 10*log10(res.psd_emd), ...
    'Color', colors.emd, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'EMD');
plot(res.f_vmd, 10*log10(res.psd_vmd), ...
    'Color', colors.vmd, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'VMD');
plot(res.f_fft, 10*log10(res.psd_fft), ...
    'Color', colors.fft, 'LineWidth', 3, 'DisplayName', 'FFT');
hold off;
title('PSD: Порівняння методів', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)', 'FontSize', 12);
ylabel('Потужність (dB)', 'FontSize', 12);
lgd = legend('Location', 'northeast', 'FontSize', 13);
lgd.Color = [1 1 1];
lgd.TextColor = [0 0 0];
lgd.EdgeColor = [0 0 0];
lgd.LineWidth = 1.5;
lgd.Box = 'on';
xlim([0, 1]);
grid on;

```

```

set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

saveas(fig2, sprintf('V2_filtered_overlay_%s.png', signal_name));
% close(fig2); % Закоментовано

fprintf('✓\n');
end

%% ===== ГІСТОГРАМИ =====
fprintf(' Гістограми... ');

signal_labels = signal_names;
method_names = {'Wavelet', 'EMD (filtered)', 'VMD', 'FFT'};

energy_data = zeros(length(signal_files), 4);
std_data = zeros(length(signal_files), 4);

for i = 1:length(signal_files)
    sn = ['sig_' signal_files{i}];
    energy_data(i, :) = [results(sn).energy_wavelet, ...
                        results(sn).energy_emd, ...
                        results(sn).energy_vmd, ...
                        results(sn).energy_fft];
    std_data(i, :) = [results(sn).std_wavelet, ...
                     results(sn).std_emd, ...
                     results(sn).std_vmd, ...
                     results(sn).std_fft];
end

fig3 = figure('Position', [100, 100, 1400, 600], 'Color', 'w');

subplot(1, 2, 1);
bar_handle = bar(energy_data);
bar_handle(1).FaceColor = colors.wavelet;
bar_handle(2).FaceColor = colors.emd;
bar_handle(3).FaceColor = colors.vmd;
bar_handle(4).FaceColor = colors.fft;
set(gca, 'XTickLabel', signal_labels, 'FontSize', 11);
ylabel('Енергія', 'FontSize', 13, 'FontWeight', 'bold');
title('Енергія (ВАРІАНТ 2: EMD filtered)', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
lgd = legend(method_names, 'Location', 'best', 'FontSize', 12);
lgd.Color = [1 1 1]; % Білий фон
lgd.TextColor = [0 0 0]; % Чорний текст
lgd.EdgeColor = [0 0 0]; % Чорна рамка
lgd.LineWidth = 1.5;
lgd.Box = 'on';
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

subplot(1, 2, 2);
bar_handle2 = bar(std_data);
bar_handle2(1).FaceColor = colors.wavelet;
bar_handle2(2).FaceColor = colors.emd;
bar_handle2(3).FaceColor = colors.vmd;
bar_handle2(4).FaceColor = colors.fft;
set(gca, 'XTickLabel', signal_labels, 'FontSize', 11);
ylabel('Стандартне відхилення', 'FontSize', 13, 'FontWeight', 'bold');
title('Стабільність (STD) - ВАРІАНТ 2', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
lgd = legend(method_names, 'Location', 'best', 'FontSize', 12);
lgd.Color = [1 1 1]; % Білий фон
lgd.TextColor = [0 0 0]; % Чорний текст
lgd.EdgeColor = [0 0 0]; % Чорна рамка

```

```

lgd.LineWidth = 1.5;
lgd.Box = 'on';
grid on;
set(gca, 'GridLineStyle', '-', 'GridColor', [0.15 0.15 0.15], 'GridAlpha', 0.25);

saveas(fig3, 'V2_filtered_histograms.png');
% close(fig3); % Закоментовано

fprintf('✓\n');

%% ===== МЕТРИКИ =====
fprintf('\n===== МЕТРИКИ (ВАРІАНТ 2) =====\n\n');

for sig_idx = 1:length(signal_files)
    signal_name = signal_files{sig_idx};
    signal_field = ['sig_' signal_name];
    fprintf('【 %s 】 \n', signal_names{sig_idx});
    fprintf('%-15s %15s %15s\n', 'Метод', 'Енергія', 'STD');
    fprintf('%s\n', repmat('-', 1, 50));

    fprintf('%-15s %15.1f %15.4f\n', 'Wavelet', ...
        results.(signal_field).energy_wavelet, results.(signal_field).std_wavelet);
    fprintf('%-15s %15.1f %15.4f\n', 'EMD (filtered)', ...
        results.(signal_field).energy_emd, results.(signal_field).std_emd);
    fprintf('%-15s %15.1f %15.4f\n', 'VMD', ...
        results.(signal_field).energy_vmd, results.(signal_field).std_vmd);
    fprintf('%-15s %15.1f %15.4f\n', 'FFT', ...
        results.(signal_field).energy_fft, results.(signal_field).std_fft);
    fprintf('\n');
end

%% ===== КОРЕЛЯЦІЇ =====
fprintf('===== КОРЕЛЯЦІЇ (ВАРІАНТ 2) =====\n\n');

for sig_idx = 1:length(signal_files)
    signal_name = signal_files{sig_idx};
    signal_field = ['sig_' signal_name];
    res = results.(signal_field);

    fprintf('【 %s 】 \n', signal_names{sig_idx});

    corr_wv_emd = corr(res.wavelet, res.emd);
    corr_wv_vmd = corr(res.wavelet, res.vmd);
    corr_wv_fft = corr(res.wavelet, res.fft);
    corr_emd_vmd = corr(res.emd, res.vmd);
    corr_emd_fft = corr(res.emd, res.fft);
    corr_vmd_fft = corr(res.vmd, res.fft);

    fprintf(' Wavelet <-> EMD: %.4f\n', corr_wv_emd);
    fprintf(' Wavelet <-> VMD: %.4f\n', corr_wv_vmd);
    fprintf(' Wavelet <-> FFT: %.4f\n', corr_wv_fft);
    fprintf(' EMD <-> VMD: %.4f\n', corr_emd_vmd);
    fprintf(' EMD <-> FFT: %.4f\n', corr_emd_fft);
    fprintf(' VMD <-> FFT: %.4f\n', corr_vmd_fft);
    fprintf('\n');
end

fprintf('===== \n');
fprintf('✓ ВАРІАНТ 2 ЗАВЕРШЕНО!\n');
fprintf('EMD тепер показує тільки <0.5 Hz\n');
fprintf('Високі кореляції з VMD/FFT очікуються!\n');
fprintf('===== \n');

```

```

%% Допоміжна функція
function imf = simple_emd(signal, max_imf)
    imf = [];
    residue = signal(:);

    for i = 1:max_imf
        h = residue(:);
        for iter = 1:10
            [~, max_locs] = findpeaks(h);
            [~, min_locs] = findpeaks(-h);

            if length(max_locs) < 3 || length(min_locs) < 3
                break;
            end

            upper = interp1(max_locs, h(max_locs), 1:length(h), 'spline', 'extrap');
            lower = interp1(min_locs, h(min_locs), 1:length(h), 'spline', 'extrap');
            mean_envelope = (upper + lower) / 2;
            h = h - mean_envelope;
        end

        imf = [imf, h];
        residue = residue - h;

        if max(abs(residue)) < 0.01 * max(abs(signal))
            break;
        end
    end
end

```

Б. Код програми обробки відеосигналів (дистанційна ФПГ)

```

clear; clc; close all;

%% ===== ПАРАМЕТРИ =====
fs = 30; % Частота дискретизації (fps)
freq_threshold = 0.5; % Поріг для повільних компонент
filter_low = 0.5; % Нижня межа FFT фільтра (Hz)
filter_high = 5.0; % Верхня межа FFT фільтра (Hz)

fprintf('===== \n');
fprintf('    АНАЛІЗ ВІДЕОСИГНАЛУ (rPPG) З ДЕКОМПОЗИЦІЄЮ    \n');
fprintf('===== \n');

%% ===== ЗАВАНТАЖЕННЯ RGB КАНАЛІВ =====
fprintf('Завантаження RGB каналів...\n');

% RED
red_data = load('rez1_1_Red.txt');
red_signal = red_data(:);
fprintf(' ✓ RED канал: %d відліків, %.1f c\n', length(red_signal), length(red_signal)/fs);

% GREEN
green_data = load('rez1_1_Green.txt');
green_signal = green_data(:);
fprintf(' ✓ GREEN канал: %d відліків, %.1f c\n', length(green_signal), length(green_signal)/fs);

% BLUE
blue_data = load('rez1_1_Blue.txt');
blue_signal = blue_data(:);
fprintf(' ✓ BLUE канал: %d відліків, %.1f c\n', length(blue_signal), length(blue_signal)/fs);

%% ===== FFT ФІЛЬТРАЦІЯ =====
fprintf('FFT фільтрація [%.1f - %.1f Hz]...\n', filter_low, filter_high);

[red_filtered, snr_red] = fft_bandpass_filter(red_signal, fs, filter_low, filter_high);
fprintf(' ✓ RED: SNR = %.2f dB\n', snr_red);

[green_filtered, snr_green] = fft_bandpass_filter(green_signal, fs, filter_low, filter_high);
fprintf(' ✓ GREEN: SNR = %.2f dB\n', snr_green);

[blue_filtered, snr_blue] = fft_bandpass_filter(blue_signal, fs, filter_low, filter_high);
fprintf(' ✓ BLUE: SNR = %.2f dB\n', snr_blue);

% Вибір найкращого каналу
snr_values = [snr_red, snr_green, snr_blue];
[best_snr, best_idx] = max(snr_values);
channel_names = {'RED', 'GREEN', 'BLUE'};
best_channel = channel_names{best_idx};

fprintf('===== \n');
fprintf('Найкращий канал: %s (SNR = %.2f dB)\n', best_channel, best_snr);
fprintf('===== \n');

% Вибираємо сигнали для аналізу
switch best_idx
case 1
    best_original = red_signal;
    best_filtered = red_filtered;
case 2

```

```

        best_original = green_signal;
        best_filtered = green_filtered;
    case 3
        best_original = blue_signal;
        best_filtered = blue_filtered;
    end

%% ===== ДЕКМПОЗИЦІЯ ВСІХ ТРЬОХ КАНАЛІВ =====
fprintf('Декмпозиція всіх RGB каналів...\n');

% RED канал
fprintf('\n □ RED канал:\n');
[results_red, stats_red] = decompose_video_signal(red_filtered, fs, freq_threshold);
fprintf('    ✓ Wavelet, EMD, VMD, Традиційний\n');

% GREEN канал
fprintf(' □ GREEN канал:\n');
[results_green, stats_green] = decompose_video_signal(green_filtered, fs, freq_threshold);
fprintf('    ✓ Wavelet, EMD, VMD, Традиційний\n');

% BLUE канал
fprintf(' □ BLUE канал:\n');
[results_blue, stats_blue] = decompose_video_signal(blue_filtered, fs, freq_threshold);
fprintf('    ✓ Wavelet, EMD, VMD, Традиційний\n');

fprintf('\n===== \n');
fprintf('Декмпозиція завершена для всіх каналів!\n');
fprintf('===== \n\n');

%% ===== ВІЗУАЛІЗАЦІЯ =====
fprintf('Створення графіків...\n');

% Графік 1: RGB Порівняння - Оригінал vs Фільтрований
create_rgb_comparison(red_signal, red_filtered, green_signal, green_filtered, ...
    blue_signal, blue_filtered, fs);

% Графік 2: Спектральний аналіз RGB
create_rgb_spectra(red_signal, red_filtered, green_signal, green_filtered, ...
    blue_signal, blue_filtered, fs, filter_low, filter_high, ...
    snr_red, snr_green, snr_blue);

% Графік 3: Декмпозиція RED каналу
create_decomposition_plot(red_filtered, results_red, fs, 'RED');

% Графік 4: Декмпозиція GREEN каналу
create_decomposition_plot(green_filtered, results_green, fs, 'GREEN');

% Графік 5: Декмпозиція BLUE каналу
create_decomposition_plot(blue_filtered, results_blue, fs, 'BLUE');

% Графік 6: Порівняння методів для всіх каналів (4×3 сітка)
create_methods_comparison_all_channels(results_red, results_green, results_blue, fs);

% Графік 7: Гістограми - порівняння енергії та ст.відхилення
create_histogram_rgb_comparison(stats_red, stats_green, stats_blue);

fprintf('    ✓ Графік 1: RGB порівняння (оригінал vs фільтрований)\n');
fprintf('    ✓ Графік 2: Спектральний аналіз RGB\n');
fprintf('    ✓ Графік 3: Декмпозиція RED каналу\n');
fprintf('    ✓ Графік 4: Декмпозиція GREEN каналу\n');
fprintf('    ✓ Графік 5: Декмпозиція BLUE каналу\n');
fprintf('    ✓ Графік 6: Порівняння методів для всіх каналів\n');

```



```

N = length(signal);

% Forward FFT
Y = fft(signal);

% Частотна вісь
freqs = (0:N-1) * (fs/N);

% Створення маски
mask = zeros(N, 1);
mask((freqs >= f_low) & (freqs <= f_high)) = 1;
mask((freqs >= (fs - f_high)) & (freqs <= (fs - f_low))) = 1; % Симетрична частина

% Застосування маски
Y_filtered = Y .* mask;

% Inverse FFT
filtered = real(ifft(Y_filtered));

% SNR розрахунок
signal_power = sum(abs(Y_filtered).^2);
noise_power = sum(abs(Y - Y_filtered).^2);
snr = 10 * log10(signal_power / noise_power);
end

function [results, stats] = decompose_video_signal(signal, fs, freq_threshold)
% Wavelet
wavelet_name = 'db4';
max_level = min(8, floor(log2(length(signal))));
[C, L] = wavedec(signal, max_level, wavelet_name);

wavelet_slow = [];
for level = 1:max_level
    approx = wrcoef('a', C, L, wavelet_name, level);
    if length(approx) > length(signal)
        approx = approx(1:length(signal));
    end
    [pxx, f] = pwelch(approx, [], [], [], fs);
    [~, max_idx] = max(pxx);
    dominant_freq = f(max_idx);
    if dominant_freq < freq_threshold
        wavelet_slow = [wavelet_slow, approx];
    end
end

if ~isempty(wavelet_slow)
    wav_result = sum(wavelet_slow, 2);
else
    wav_result = wrcoef('a', C, L, wavelet_name, max_level);
    if length(wav_result) > length(signal)
        wav_result = wav_result(1:length(signal));
    end
end

% EMD
max_imf = 10;
try
    [imf, ~] = emd(signal, 'MaxNumIMF', max_imf);
catch
    imf = simple_emd(signal, max_imf);
end

emd_slow = [];

```

```

for i = 1:size(imf, 2)
    [pxx, f] = pwelch(imf(:, i), [], [], [], fs);
    [~, max_idx] = max(pxx);
    dominant_freq = f(max_idx);
    if dominant_freq < freq_threshold
        emd_slow = [emd_slow, imf(:, i)];
    end
end

if ~isempty(emd_slow)
    emd_result = sum(emd_slow, 2);
else
    [b, a] = butter(4, freq_threshold/(fs/2), 'low');
    emd_result = filtfilt(b, a, signal);
end

% VMD
freq_bands = [0.1, 0.25, 0.5];
[b1, a1] = butter(4, freq_bands(1)/(fs/2), 'low');
vmd_mode1 = filtfilt(b1, a1, signal);

[b2_low, a2_low] = butter(4, freq_bands(1)/(fs/2), 'high');
[b2_high, a2_high] = butter(4, freq_bands(2)/(fs/2), 'low');
vmd_mode2_temp = filtfilt(b2_low, a2_low, signal);
vmd_mode2 = filtfilt(b2_high, a2_high, vmd_mode2_temp);

[b3_low, a3_low] = butter(4, freq_bands(2)/(fs/2), 'high');
[b3_high, a3_high] = butter(4, freq_bands(3)/(fs/2), 'low');
vmd_mode3_temp = filtfilt(b3_low, a3_low, signal);
vmd_mode3 = filtfilt(b3_high, a3_high, vmd_mode3_temp);

vmd_result = vmd_mode1 + vmd_mode2 + vmd_mode3;

% Традиційний
traditional_result = traditional_sifting(signal);

% Результати
results.wav = wav_result;
results.emd = emd_result;
results.vmd = vmd_result;
results.traditional = traditional_result;

% Статистика
stats.energy_wav = sum(wav_result.^2);
stats.energy_emd = sum(emd_result.^2);
stats.energy_vmd = sum(vmd_result.^2);
stats.energy_trad = sum(traditional_result.^2);

stats.std_wav = std(wav_result);
stats.std_emd = std(emd_result);
stats.std_vmd = std(vmd_result);
stats.std_trad = std(traditional_result);

stats.corr_wav_emd = corr(wav_result, emd_result);
stats.corr_wav_vmd = corr(wav_result, vmd_result);
stats.corr_emd_vmd = corr(emd_result, vmd_result);
end

function traditional_result = traditional_sifting(signal)
    % Знаходимо локальні максимуми та мінімуми
    [pks_max, locs_max] = findpeaks(signal);
    [pks_min, locs_min] = findpeaks(-signal);
    pks_min = -pks_min;

```

```

if length(locs_max) < 3 || length(locs_min) < 3
    traditional_result = signal * 0;
    return;
end

% Інтерполюємо огинаючі
upper = interp1(locs_max, pks_max, 1:length(signal), 'spline', 'extrap');
lower = interp1(locs_min, pks_min, 1:length(signal), 'spline', 'extrap');

% Середня огинаюча = повільна компонента
traditional_result = (upper(:) + lower(:)) / 2;
end

function imf = simple_emd(signal, max_imf)
    imf = zeros(length(signal), max_imf);
    residue = signal(:);

    for k = 1:max_imf
        h = residue;
        for iter = 1:10
            [pks_max, locs_max] = findpeaks(h);
            [pks_min, locs_min] = findpeaks(-h);

            if length(locs_max) < 3 || length(locs_min) < 3
                break;
            end

            upper = interp1(locs_max, pks_max, 1:length(h), 'spline', 'extrap');
            lower = interp1(locs_min, -pks_min, 1:length(h), 'spline', 'extrap');
            mean_env = (upper(:) + lower(:)) / 2;

            h = h - mean_env;

            if max(abs(mean_env)) < 0.01 * max(abs(h))
                break;
            end
        end
        imf(:, k) = h;
        residue = residue - h;

        if max(abs(residue)) < 0.01 * max(abs(signal))
            break;
        end
    end
end

function create_rgb_comparison(red, red_f, green, green_f, blue, blue_f, fs)
    figure('Position', [50, 50, 1600, 900], 'Color', 'w');

    t_red = (0:length(red)-1) / fs;
    t_green = (0:length(green)-1) / fs;
    t_blue = (0:length(blue)-1) / fs;

    % RED
    subplot(3, 2, 1);
    plot(t_red, red, 'Color', [0.7, 0, 0], 'LineWidth', 0.8);
    title('RED - Оригінал', 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

    subplot(3, 2, 2);
    plot(t_red, red_f, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.2);

```

```

title('RED - Фільтрований (0.5-5 Hz)', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

% GREEN
subplot(3, 2, 3);
plot(t_green, green, 'Color', [0, 0.5, 0], 'LineWidth', 0.8);
title('GREEN - Оригінал', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

subplot(3, 2, 4);
plot(t_green, green_f, 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.2);
title('GREEN - Фільтрований (0.5-5 Hz)', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

% BLUE
subplot(3, 2, 5);
plot(t_blue, blue, 'Color', [0, 0, 0.7], 'LineWidth', 0.8);
title('BLUE - Оригінал', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

subplot(3, 2, 6);
plot(t_blue, blue_f, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.2);
title('BLUE - Фільтрований (0.5-5 Hz)', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

sgtitle('RGB Канали: Оригінал vs Фільтрований', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
end

function create_rgb_spectra(red, red_f, green, green_f, blue, blue_f, fs, f_low, f_high, snr_r, snr_g,
snr_b)
figure('Position', [100, 50, 1600, 900], 'Color', 'w');

% RED
subplot(3, 2, 1);
[pxx, f] = pwelch(red, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [0.7, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
title(sprintf('RED - Оригінал (SNR = %.2f dB)', snr_r), 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

subplot(3, 2, 2);
[pxx_f, f_f] = pwelch(red_f, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f_f, 10*log10(pxx_f), 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
hold on;
xline(f_low, '--k', 'LineWidth', 1.5);
xline(f_high, '--k', 'LineWidth', 1.5);
hold off;
title('RED - Фільтрований', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

% GREEN
subplot(3, 2, 3);
[pxx, f] = pwelch(green, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [0, 0.5, 0], 'LineWidth', 1.5);
title(sprintf('GREEN - Оригінал (SNR = %.2f dB)', snr_g), 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

subplot(3, 2, 4);
[pxx_f, f_f] = pwelch(green_f, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f_f, 10*log10(pxx_f), 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.5);
hold on;

```

```

xline(f_low, '--k', 'LineWidth', 1.5);
xline(f_high, '--k', 'LineWidth', 1.5);
hold off;
title('GREEN - Фільтрований', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

% BLUE
subplot(3, 2, 5);
[pxx, f] = pwelch(blue, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [0, 0, 0.7], 'LineWidth', 1.5);
title(sprintf('BLUE - Оригінал (SNR = %.2f dB)', snr_b), 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

subplot(3, 2, 6);
[pxx_f, f_f] = pwelch(blue_f, hamming(64), 32, 256, fs);
plot(f_f, 10*log10(pxx_f), 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.5);
hold on;
xline(f_low, '--k', 'LineWidth', 1.5);
xline(f_high, '--k', 'LineWidth', 1.5);
hold off;
title('BLUE - Фільтрований', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
xlim([0, 10]);

sgtitle('Спектральний аналіз RGB каналів', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
end

function create_decomposition_plot(signal, results, fs, channel_name)
figure('Position', [150, 50, 1600, 1000], 'Color', 'w');

t = (0:length(signal)-1) / fs;

subplot(5, 1, 1);
plot(t, signal, 'k', 'LineWidth', 1);
title(sprintf('%s канал - Фільтрований сигнал', channel_name), 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;

subplot(5, 1, 2);
plot(t, results.wav, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.2);
title('Wavelet декомпозиція', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;
ylim([-2, 2]);

subplot(5, 1, 3);
plot(t, results.emd, 'Color', [0, 0.8, 0], 'LineWidth', 1.2);
title('EMD декомпозиція', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;
ylim([-2, 2]);

subplot(5, 1, 4);
plot(t, results.vmd, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.2);
title('VMD декомпозиція', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;
ylim([-2, 2]);

subplot(5, 1, 5);
plot(t, results.traditional, 'Color', [1, 0.5, 0], 'LineWidth', 1.2);
title('Традиційна декомпозиція', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on;
ylim([-2, 2]);

```

```

    sgtitle(sprintf('Декомпозиція %s каналу', channel_name), 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
end

function create_psd_comparison(results, fs, channel_name)
    figure('Position', [200, 50, 1400, 800], 'Color', 'w');

    % Wavelet
    subplot(2, 2, 1);
    [pxx, f] = pwelch(results.wav, hamming(64), 32, 256, fs);
    plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2);
    title('Wavelet - PSD', 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
    xlim([0, 5]);

    % EMD
    subplot(2, 2, 2);
    [pxx, f] = pwelch(results.emd, hamming(64), 32, 256, fs);
    plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [0, 0.8, 0], 'LineWidth', 2);
    title('EMD - PSD', 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
    xlim([0, 5]);

    % VMD
    subplot(2, 2, 3);
    [pxx, f] = pwelch(results.vmd, hamming(64), 32, 256, fs);
    plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2);
    title('VMD - PSD', 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Частота (Hz)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
    xlim([0, 5]);

    % Традиційний
    subplot(2, 2, 4);
    [pxx, f] = pwelch(results.traditional, hamming(64), 32, 256, fs);
    plot(f, 10*log10(pxx), 'Color', [1, 0.5, 0], 'LineWidth', 2);
    title('Традиційний - PSD', 'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Час (с)'); ylabel('PSD (dB/Hz)'); grid on;
    xlim([0, 5]);

    sgtitle(sprintf('Спектральний аналіз методів (%s канал)', channel_name), 'FontSize', 14,
'FontWeight', 'bold');
end

function create_methods_overlay(results, fs, channel_name)
    figure('Position', [250, 50, 1600, 600], 'Color', 'w');

    t = (0:length(results.wav)-1) / fs;

    hold on;
    h1 = plot(t, results.wav, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2.5);
    h2 = plot(t, results.emd, 'Color', [0, 0.8, 0], 'LineWidth', 2.5);
    h3 = plot(t, results.vmd, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2.5);
    h4 = plot(t, results.traditional, 'Color', [1, 0.5, 0], 'LineWidth', 2);
    hold off;

    title(sprintf('%s канал - Порівняння методів декомпозиції', channel_name), 'FontSize', 13,
'FontWeight', 'bold');
    xlabel('Час (с)', 'FontSize', 11);
    ylabel('Амплітуда', 'FontSize', 11);

    lgd = legend([h1, h2, h3, h4], {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиційний'}, 'Location', 'best',
'FontSize', 11);
    lgd.Color = [0, 0, 0];
    lgd.TextColor = [1, 1, 1];

```

```

lgd.EdgeColor = [1, 1, 1];

grid on;
ylim([-2, 2]);
end

function create_methods_comparison_all_channels(results_red, results_green, results_blue, fs)
    % Порівняння всіх методів для всіх каналів (4×3 сітка)
    figure('Position', [50, 50, 1600, 1200], 'Color', 'w');

    t_red = (0:length(results_red.wav)-1) / fs;
    t_green = (0:length(results_green.wav)-1) / fs;
    t_blue = (0:length(results_blue.wav)-1) / fs;

    % Рядок 1: Wavelet для всіх каналів
    subplot(4, 3, 1);
    plot(t_red, results_red.wav, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('RED - Wavelet', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 2);
    plot(t_green, results_green.wav, 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('GREEN - Wavelet', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 3);
    plot(t_blue, results_blue.wav, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.5);
    title('BLUE - Wavelet', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    % Рядок 2: EMD для всіх каналів
    subplot(4, 3, 4);
    plot(t_red, results_red.emd, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('RED - EMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 5);
    plot(t_green, results_green.emd, 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('GREEN - EMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 6);
    plot(t_blue, results_blue.emd, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.5);
    title('BLUE - EMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    % Рядок 3: VMD для всіх каналів
    subplot(4, 3, 7);
    plot(t_red, results_red.vmd, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('RED - VMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 8);
    plot(t_green, results_green.vmd, 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.5);
    title('GREEN - VMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    subplot(4, 3, 9);
    plot(t_blue, results_blue.vmd, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.5);
    title('BLUE - VMD', 'FontWeight', 'bold');
    ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

    % Рядок 4: Традиційний для всіх каналів

```

```

subplot(4, 3, 10);
plot(t_red, results_red.traditional, 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 1.5);
title('RED - Традиційний', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

subplot(4, 3, 11);
plot(t_green, results_green.traditional, 'Color', [0, 1, 0], 'LineWidth', 1.5);
title('GREEN - Традиційний', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

subplot(4, 3, 12);
plot(t_blue, results_blue.traditional, 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 1.5);
title('BLUE - Традиційний', 'FontWeight', 'bold');
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда'); grid on; ylim([-2, 2]);

sgtitle('Порівняння методів декомпозиції для RGB каналів', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
end

function create_histogram_rgb_comparison(stats_red, stats_green, stats_blue)
% Гістограми порівняння енергії та ст.відхилення
figure('Position', [100, 50, 1400, 800], 'Color', 'w');

% Дані для енергії (4 методи × 3 канали)
energy_data = [
    stats_red.energy_wav, stats_green.energy_wav, stats_blue.energy_wav;
    stats_red.energy_emd, stats_green.energy_emd, stats_blue.energy_emd;
    stats_red.energy_vmd, stats_green.energy_vmd, stats_blue.energy_vmd;
    stats_red.energy_trad, stats_green.energy_trad, stats_blue.energy_trad
];

% Дані для ст.відхилення
std_data = [
    stats_red.std_wav, stats_green.std_wav, stats_blue.std_wav;
    stats_red.std_emd, stats_green.std_emd, stats_blue.std_emd;
    stats_red.std_vmd, stats_green.std_vmd, stats_blue.std_vmd;
    stats_red.std_trad, stats_green.std_trad, stats_blue.std_trad
];

% Кольори для методів
colors = [
    0, 0, 1;      % Wavelet - синій
    0, 0.8, 0;    % EMD - зелений
    1, 0, 0;      % VMD - червоний
    1, 0.5, 0     % Традиційний - помаранчевий
];

% ЕНЕРГІЯ - 3 графіки
subplot(2, 3, 1);
b1 = bar(energy_data(:,1), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b1.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);
title('RED канал', 'FontWeight', 'bold', 'FontSize', 11);
ylabel('Енергія', 'FontSize', 10);
grid on;

subplot(2, 3, 2);
b2 = bar(energy_data(:,2), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b2.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);

```

```

title('GREEN канал', 'FontWeight', 'bold', 'FontSize', 11);
ylabel('Енергія', 'FontSize', 10);
grid on;

subplot(2, 3, 3);
b3 = bar(energy_data(:,3), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b3.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);
title('BLUE канал', 'FontWeight', 'bold', 'FontSize', 11);
ylabel('Енергія', 'FontSize', 10);
grid on;

% СТ.ВІДХИЛЕННЯ - 3 графіки
subplot(2, 3, 4);
b4 = bar(std_data(:,1), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b4.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);
ylabel('Ст. відхилення', 'FontSize', 10);
grid on;

subplot(2, 3, 5);
b5 = bar(std_data(:,2), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b5.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);
ylabel('Ст. відхилення', 'FontSize', 10);
grid on;

subplot(2, 3, 6);
b6 = bar(std_data(:,3), 'FaceColor', 'flat');
for k = 1:4
    b6.CData(k,:) = colors(k,:);
end
set(gca, 'XTickLabel', {'Wavelet', 'EMD', 'VMD', 'Традиц.'}, 'XTickLabelRotation', 45);
ylabel('Ст. відхилення', 'FontSize', 10);
grid on;

sgtitle('Порівняльний аналіз методів для RGB каналів', 'FontSize', 14, 'FontWeight', 'bold');
end

```