

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ЗАЛІЗНИЧНОГО
ТРАНСПОРТУ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

Бершов В'ячеслав Султанбекович

УДК 621.396.1

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОДИ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ
ПІДВИЩЕННЯ ЗАВАДОСТІЙКОСТІ БЕЗПРОВОДОВИХ
КОГНІТИВНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖ**

Спеціальність 172 – Телекомунікації та радіотехніка

Галузь знань 17 – Електроніка та телекомунікації

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ В.С. Бершов

Науковий керівник:
Жученко Олександр Сергійович,
кандидат технічних наук, доцент

Харків – 2025

АНОТАЦІЯ

Бершов В. С. Методи формування ансамблів складних сигналів для підвищення завадостійкості безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії (PhD) за спеціальністю 172 – Телекомунікації та радіотехніка. – Український державний університет залізничного транспорту, Україна, Харків, 2025.

В дисертаційній роботі вирішується актуальне науково-технічне завдання підвищення завадостійкості та пропускнуої здатності безпроводових когнітивних радіосистем, за рахунок формування ансамблів складних сигналів на основі методів оптимізації та удосконалених методів багаторівневого рекурентного сегментування часової та частотної областей, з побудовою адаптивних алгоритмів з високим ступенем деталізації аналізу та обробки сигналів.

Об'єктом дослідження є процес створення ансамблів складних сигналів на основі багаторівневої рекурентної декомпозиції часової та частотної областей та подальшої трансформації та оптимізації параметрів сигналів.

Предмет дослідження – методи, моделі, алгоритми оптимізації та багаторівневої рекурентної сегментації.

Метою дисертаційної роботи є підвищення завадостійкості безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж шляхом формування ансамблів складних сигналів, отриманих на основі методів оптимізації та удосконалених методів багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування та розроблених адаптивних алгоритмів аналізу і обробки ансамблів складних сигналів.

У **вступі** обґрунтовано та сформульовано наукові задачі дисертаційного дослідження. На основі аналізу актуальних викликів, які існують в когнітивних безпроводових телекомунікаційних радіомережах, доведено, що шляхами підвищення завадостійкості та пропускнуої здатності є створення ансамблів складних сигналів на основі удосконалених методів багаторівневого рекурентного сегментування часово-частотних областей, представлено зв'язок дисертації з сучасними науковими програмами, планами і напрямками сучасних

досліджень, наведено наукову новизну, представлено практичне значення отриманих наукових результатів, надано інформацію щодо авторського внеску здобувача в опублікованих наукових статтях, представлено перелік публікацій за темою дисертації.

Перший розділ присвячений аналізу сучасних проблем безпроводових інтелектуальних радіосистем, які сформувались внаслідок масштабування мережі та підвищеного спектрального навантаження, а також перспективам підвищення їх завадостійкості та пропускної здатності. Проведено порівняльний аналіз методів оптимізації, обґрунтовано переваги і недоліки методів апроксимації функції, еволюційної диференціації, лінійної та нелінійної оптимізації. Особлива увага приділена оцінці ефективності методів багаторівневого рекурентного сегментування, які застосовуються для формування ансамблів складних сигналів великих об'ємів. На основі аналізу сформульовано актуальну наукову проблему і задачі, які потребують розв'язання в результаті дисертаційного дослідження.

У другому розділі представлено загальну методологію та розроблено адаптивний алгоритм до методу багаторівневого рекурентного сегментування часової та частотної областей сигнальних ансамблів. Удосконалений метод базується на поетапному аналізі та обґрунтуванні найбільш ефективних методів перетворення та фільтрації, які застосовуються на різних етапах алгоритму, в залежності від умов обробки сигналів, їх типу і особливостей. Експериментально доведено, що такий підхід забезпечує високу точність і адаптивність обробки сигналів у інтелектуальних радіомережах, що сприяє оптимізації процесів аналізу та сегментування сигналів на різних рівнях часово-частотної деталізації.

Третій розділ присвячений удосконаленому методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів, який базується на застосуванні специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування. Розділ також включає порівняльну та експериментальну оцінку ефективності цього методу, а також його практичну реалізацію з урахуванням оптимізованого використання фільтрів та перетворень в умовах змінних параметрів сигналу і когнітивного радіосередовища.

У четвертому розділі розроблено та верифіковано метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) декомпозиції часової області. Представлено порівняльну оцінку розрахованих показників за цим методом та обґрунтовано умови його застосування в безпроводових радіомережах. Запропоновано алгоритм формування ансамблів складних сигналів на різних рівнях часової деталізації, описано практичну реалізацію методу багатомасштабної часової декомпозиції.

У висновках наведено основні результати дисертаційної роботи, які вирішують актуальну наукову задачу та розв'язують поставлені в роботі часткові задачі.

В результаті проведеного дисертаційного дослідження було сформульовано наступні **наукові результати**.

1. **Удосконалено** метод багаторівневого рекурентного часового сегментування інтервалів на основі часово-частотних перетворень та адаптивної фільтрації для підвищення ефективності аналізу та обробки сигналів, з метою створення ансамблів сигналів на різних рівнях часової і частотної деталізації, що дозволяє забезпечити високу точність і адаптивність в умовах динамічного когнітивного радіосередовища.

2. **Удосконалено** метод аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі застосування специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах методу багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням умов зміни параметрів сигналу, наявності та інтенсивності завад, а також швидкозмінних характеристик когнітивного радіосередовища. Запропонований метод відрізняється від існуючих здатністю до адаптації і ефективного аналізу сигналів у складних умовах когнітивного радіосередовища, що забезпечує високий рівень завадостійкості телекомунікаційної системи.

3. **Вперше запропоновано** метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) часової сегментної декомпозиції, який дозволяє створювати ансамблі сигналів на різних рівнях часової деталізації (макро, мезо і мікро-рівень), забезпечуючи вищу

адаптивність, ефективність та завадостійкість порівняно з традиційними підходами, які використовують однорідні декомпозиції.

Практичні результати, отримані в дисертаційній роботі полягають у розробці, на основі запропонованих методів у сфері когнітивних безпроводових телекомунікаційних систем, удосконалених технологічних рішень, алгоритмів та програмних реалізацій, зокрема:

– на основі порівняльного аналізу методів обробки, аналізу та формування ансамблів складних сигналів у когнітивних радіомережах виявлено їхні переваги та недоліки. За результатами експериментів обґрунтовано й підтверджено їхню достатню ефективність для розв’язання практичних задач у когнітивних радіомережах;

– розроблено алгоритм багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування ансамблів складних сигналів, у якому на різних етапах науково обґрунтовано вибір оптимальних методів перетворення та фільтрації. Доведено, що застосування адаптивного алгоритму дозволяє підвищити ефективність обробки сигналів у межах від 21,3% до 30,5%, залежно від початкового рівня завад, характеристик сигналу та складності когнітивної радіомережі;

– розроблено алгоритм і програмні рішення до оптимізованого методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів з застосуванням специфічних перетворень та адаптивних фільтрів, що в результаті експериментальної апробації дозволило отримати ефективність у показниках зниження рівня завад на 21,7–29,6% та підвищенні рівня показників якості сигналу на 14,3–24,5%;

– розроблено алгоритм та програмну реалізацію методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів, таких як LMS та RLS та оптимізованих перетворень, таких як STFT, вейвлет та Гілберта, що дозволило в загальному вигляді підвищити завадостійкість системи на 9,8-18,9%;

– розроблено алгоритм та програмну реалізацію методу багатомасштабної (мультискейлової) часової декомпозиції з першого до третього рівня, що дозволяє отримати наступні показники: зменшення помилки (MSE) системи на 62,5–69,7%, що підвищує точність відновлення сигналу та завадостійкість, збільшення

співвідношення сигнал/шум (SNR) на 41,4–55,3%, що призводить до зменшення впливу шумів і підвищує якість передачі даних та пропускну здатність; зниження енергетичних витрат на 35,4–43,5%, що доводить ефективне використання енергії при тривалій роботі радіосистеми;

– верифіковано запропоновані методи, визначено їх ефективність та переваги у порівнянні з традиційними методами. Доведено, що запропоновані методи забезпечують вищу точність аналізу та обробки сигналів, підвищення показників завадостійкості, а також оптимізацію використання частотного спектру. Отримані результати підтверджено позитивною динамікою показників, а саме: зниження рівня інтерференції на 21,5-27,3%, енергетичних витрат у діапазоні 35,4–43,5%, підвищення співвідношення сигнал/шум на 41,4–55,3%, збільшення загальної пропускну здатності мережі на 12,3-14,6%.

Експериментальні дослідження довели, що всі запропоновані рекомендації мають високий практичний потенціал і можуть бути ефективно впроваджені в реальні телекомунікаційні системи.

Перспективи подальшого розвитку методів генерації сигналів полягають у вдосконаленні підходів до адаптивної обробки сигналів в умовах динамічного радіосередовища, а також у можливості інтеграції запропонованих алгоритмів у системи з використанням багатокритеріальної оптимізації та машинного навчання для більш гнучкого керування ресурсами мережі.

Ключові слова: когнітивні безпроводові телекомунікаційні системи, стандарти IEEE, ансамбль складних сигналів, завадостійкість, пропускну здатність, методи оптимізації, адаптивні методи і алгоритми, багаторівневе сегментування, часова та частотна характеристики сигналів, фільтрація, перетворення, сигнал-шум (SNR), взаємна кореляція, ортогональність.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Bershov V., Zhuchenko O. Adaptive method of forming complex signals ensembles based on multi-level recurrent time-frequency segment modeling. Наукоємні технології, «Електроніка, телекомунікації та радіотехніка», № 3 (63), 2024. С. 257-264. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18953>
2. Bershov, V., Yakymchuk N. The method of forming ensembles of complex signals based on multi-scale decomposition of time intervals at different levels of detail. Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». Телекомунікації та радіотехніка, Луцьк, № 56, 2024. С. 325-334. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-39>
3. Lysechko V., Bershov V. Justification of Filter Selection Methods for Enhancing the Efficiency of Multilevel Recurrent Time-Frequency Segmentation. SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things), vol. 2, no.1, p. 01006, 2024. P. 1-7. DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01006>
4. Lysechko V. P., Komar O. M., Bershov V. S., Veklych O. K. Optimization of the parameters of synthesized signals using linear approximations by the Nelder-Mead method. Radio Electronics, Computer Science, Control, (3), 35, 2024. P. 35-43. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-3-4> (**Web Of Science** – 2024).

Опубліковані праці апробаційного характеру:

1. Komar O., Lysechko V., Veklych O., Bershov V., Soproniuk I. Methods for evaluating the impact of energy and correlation properties of signals on the resilience to inter-channel interference in intelligent radio systems. Mechanics, Transport, Communications. Journal article № 2599, vol. 22, issue 3/3. 2024. P. 6-19. ISSN 1312-3823 (print), ISSN 2367-6620 (online).
2. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Optimization of complex signal ensembles through the use of adaptive filtering in the multiscale temporal decomposition method. *Проблеми інформатики та моделювання (ПІМ-2024)*. Тези 24 міжнародної

науково-технічної конференції. Харків: НТУ «ХП», 20-23 вересня 2024. С. 51-52.

3. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Adaptive method for forming signal ensembles based on multilevel time-frequency segmentation. Тези доповідей за матеріалами 37 міжнародної науково-практичної конференції *«Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті»*. Харків: УкрДУЗТ, 10-11 жовтня 2024. С.51-53.

4. Бершов В. С., Жученко О. С. Обґрунтування методу багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів. Тези XII міжнародної науково-практичної конференції *«Людина, суспільство, комунікаційні технології»*. Харків: УкрДУЗТ, 25 жовтня 2024 р. С. 152-154.

5. Komar O., Veklych O., Bershov V. Optimization methods for signal processing to enhance interference resilience in modern communication systems. Тези доповіді за матеріалами I міжвузівською наукової конференції *«Стан та перспективи розвитку інфокомунікацій в сучасних умовах»*. Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба. Харків: 22 листопада 2024. С. 80-81.

6. Lysechko V. P., Bershov V. S. The method of multilevel recurrent time frequency segmentation with adaptive filtering. Тези доповіді за матеріалами I міжвузівською наукової конференції *«Стан та перспективи розвитку інфокомунікацій в сучасних умовах»*. Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба. Харків: 22 листопада 2024. С. 82-83.

ABSTRACT

Bershov V.S. Methods for Forming Ensembles of Complex Signals to Enhance Interference Immunity of Wireless Cognitive Telecommunication Systems. Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy (PhD) in specialty 172 - Telecommunications and Radio Engineering - Ukrainian State University of Railway Transport, Ukraine, Kharkiv, 2025.

The dissertation addresses a relevant scientific and technical task of enhancing the interference immunity and bandwidth of wireless cognitive radio systems through the formation of ensembles of complex signals based on optimization methods and advanced methods of multilevel recursive segmentation of the time and frequency domains. The work involves the development of adaptive algorithms with a high level of detail for signal analysis and processing.

Object of the research is the process of creating ensembles of complex signals based on multilevel recurrent decomposition of the time and frequency domains, followed by signal parameter transformation and optimization.

Subject of the research involves methods, models, and algorithms for optimization and multilevel recurrent segmentation.

The aim of the dissertation is to enhance the noise immunity and throughput capacity of wireless cognitive telecommunication systems by forming ensembles of complex signals using optimization methods and improved techniques for multilevel recurrent time-frequency segmentation, as well as developing adaptive algorithms for the analysis and processing of signal ensembles.

In the introduction substantiates the scientific problem and formulates the objectives of the dissertation research. Based on the analysis of current challenges in cognitive wireless telecommunication radio networks, it is proven that the ways to improve noise immunity and throughput capacity involve creating ensembles of complex signals using advanced methods of multilevel recurrent segmentation of the time-frequency domains. The dissertation's connection to modern scientific programs,

plans, and research directions is presented, along with the scientific novelty, practical significance of the obtained results, and information on the author's contribution in published scientific articles. Additionally, a list of publications on the dissertation topic is provided.

The first chapter is dedicated to the analysis of current problems in wireless intelligent radio systems, which have arisen due to network scaling and increased spectral load, as well as the prospects for improving their noise immunity and throughput capacity. A comparative analysis of optimization methods is conducted, highlighting the advantages and disadvantages of function approximation methods, evolutionary differentiation, and linear and nonlinear optimization. Special attention is given to evaluating the efficiency of multilevel recurrent segmentation methods used for forming large ensembles of complex signals. Based on the analysis, the relevant scientific problem and tasks that need to be addressed in the dissertation research are formulated.

The second chapter presents the overall methodology and develops an adaptive algorithm for the multilevel recurrent segmentation method of time and frequency domains for signal ensembles. The enhanced method is based on a step-by-step analysis and justification of the most effective transformation and filtering methods applied at different stages of the algorithm, depending on the signal processing conditions, signal type, and characteristics. It is experimentally proven that this approach ensures high accuracy and adaptability in signal processing within intelligent radio networks, which contributes to the optimization of signal analysis and segmentation processes at various levels of time-frequency resolution.

The third chapter focuses on the improved method for analyzing and processing ensembles of complex signals, which is based on the application of specific transformations and optimized filters at various stages of multistage recurrent time-frequency segmentation. The chapter also includes a comparative and experimental assessment of the method's efficiency, as well as its practical implementation, taking into account the optimized use of filters and transformations in conditions of variable signal parameters and the cognitive radio environment.

The fourth chapter develops and verifies a method for forming ensembles of complex signals based on multiscale time-domain decomposition. A comparative assessment of calculated indicators using this method is presented, and the conditions for its application in wireless radio networks are substantiated. An algorithm for forming ensembles of complex signals at various levels of time resolution is proposed, and the practical implementation of the three-level multiscale time decomposition method is described.

The conclusions summarize the main results of the dissertation, which address the relevant scientific problem and solve the tasks set forth in the research.

As a result of the conducted dissertation research, the following **scientific findings** have been formulated.

1. The method of multilevel recurrent time segmentation of intervals has been improved based on time-frequency transformations and adaptive filtering to enhance the efficiency of signal analysis and processing. This approach enables the creation of signal ensembles at various levels of time and frequency resolution, ensuring high accuracy and adaptability in the dynamic cognitive radio environment.

2. The method of analyzing and processing ensembles of complex signals has been enhanced by applying specific transformations and optimized filters at different stages of the multistage recurrent time-frequency segmentation method. This method takes into account the changing signal parameters, the presence and intensity of noise, and the rapidly varying characteristics of the cognitive radio environment. The proposed method differs from existing ones by its ability to adapt and effectively analyze signals in challenging cognitive radio conditions, providing a high level of noise immunity for intelligent telecommunication systems.

3. A novel method for forming ensembles of complex signals based on multiscale (multiscale) time segment decomposition has been proposed for the first time. This method allows the creation of signal ensembles at various levels of time resolution (macro, meso, and micro levels), providing better adaptability, efficiency, and noise immunity compared to traditional approaches that use homogeneous decompositions.

The practical results obtained in the dissertation are as follows: based on the proposed methods in the field of cognitive wireless telecommunication systems, enhanced technological solutions, algorithms, and software implementations have been developed, which enable:

- based on a comparative analysis of methods for processing, analyzing, and forming ensembles of complex signals in cognitive radio networks, their advantages and disadvantages were identified. Experimental testing of modern multilevel recursive methods was conducted on real-world examples. The experiments justified and confirmed their sufficient effectiveness in solving practical tasks in cognitive radio networks, particularly multilevel recursive time-frequency segmentation methods;

- an algorithm for multilevel recursive time-frequency segmentation of complex signal ensembles was developed, where the optimal transformation and filtering methods were scientifically substantiated at various stages. It was proven that the proposed adaptive algorithm increases signal processing efficiency by 21.3% to 30.5%, depending on the initial noise and interference levels, signal characteristics, and the complexity of the cognitive radio network;

- an algorithm and software solutions for an optimized method of analyzing and processing ensembles of complex signals using specific transformations and adaptive filters were developed. Experimental trials demonstrated a noise reduction of 21.7–29.6% and an improvement in signal quality metrics by 14.3–24.5%;

- an algorithm and software implementation of a multilevel recursive time-frequency segmentation method were created, incorporating adaptive use of filters such as LMS and RLS and optimized transformations like STFT, wavelet, and Hilbert. This approach improved the system's noise immunity by 9.8–18.9% overall;

- an algorithm and software implementation of a multiscale (multilevel) time decomposition method from the first to the third level were developed, yielding the following results: a reduction in system error (MSE) by 62.5–69.7%, enhancing signal recovery accuracy and noise immunity; an increase in signal-to-noise ratio (SNR) by 41.4–55.3%, reducing noise impact and improving data transmission quality

and throughput; and a reduction in energy consumption by 35.4–43.5%, demonstrating efficient energy use for extended radio system operation;

– the proposed methods were verified, and their effectiveness and advantages over traditional methods were established. It was proven that the proposed methods ensure higher accuracy in signal analysis and processing, improved noise immunity, and optimized frequency spectrum usage. The results were confirmed by positive performance metrics: a reduction in interference by 21.5–27.3%, energy consumption savings of 35.4–43.5%, an increase in SNR by 41.4–55.3%, and an overall network throughput improvement of 12.3–14.6%. Experimental studies have demonstrated that all proposed recommendations have high practical potential and can be effectively implemented in real telecommunication systems.

The prospects for further development of signal generation methods lie in improving approaches to adaptive signal processing in dynamic radio environments, as well as in the potential integration of the proposed algorithms into systems utilizing multi-criteria optimization and machine learning for more flexible network resource management.

Keywords: cognitive wireless telecommunication systems, IEEE standards, ensembles of complex signals, noise immunity improvement, network throughput, optimization methods, adaptive methods and algorithms, multilevel recurrent segmentation, time and frequency signal characteristics, filtering, transformation, signal-to-noise ratio (SNR), cross-correlation, orthogonality.

LIST OF PUBLICATIONS OF THE ACQUIRER

Scientific works in which the main scientific results were published:

1. Bershov V., Zhuchenko O. Adaptive method of forming complex signals ensembles based on multi-level recurrent time-frequency segment modeling. Science-based technologies, «Electronics, telecommunications and radio engineering» № 3 (63), 2024. P. 257-264. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18953>
2. Bershov V., Yakymchuk N. The method of forming ensembles of complex signals based on multi-scale decomposition of time intervals at different levels of detail. Computer-integrated technologies: education, science, production. Telecommunications and radio engineering, Lutsk, № 56, 2024. P. 325-334. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-39>
3. Lysechko V., Bershov V. Justification of Filter Selection Methods for Enhancing the Efficiency of Multilevel Recurrent Time-Frequency Segmentation. SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things), p. 01006, vol. 2, no. 1, 2024. P. 1-7. DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01006>
4. Lysechko V. P., Komar O. M., Bershov V. S., Veklych O. K. Optimization of the parameters of synthesized signals using linear approximations by the Nelder-Mead method. Radio Electronics, Computer Science, Control, (3), 70, 2024. P. 35-43. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-3-4> (Web Of Science – 2024).

Published works of an approbation nature:

1. Komar O., Lysechko V., Veklych O., Bershov V., Soproniuk I. Methods for evaluating the impact of energy and correlation properties of signals on the resilience to inter-channel interference in intelligent radio systems. Mechanics Transport Communications. Journal article № 2599, vol. 22, issue 3/3. 2024. P. 6-19. ISSN 1312-3823 (print), ISSN 2367-6620 (online).
2. Bershov V. S., Zhuchenko O. S. Optimization of complex signal ensembles through the use of adaptive filtering in the multiscale temporal decomposition method. *Problems of informatics and modeling* (PIM-2024). Abstracts of the 24th international

scientific and technical conference. Kharkiv: NTU «KhPI», 20-23 Sept. 2024. P. 51-52.

3. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Adaptive method for forming signal ensembles based on multilevel time-frequency segmentation. Proceedings of the 37th International Scientific and Practical Conference «*Information and Control Systems in Railway Transport*». Kharkiv: UkrDUZT, 10-11 Oct. 2024. P. 51-53.

4. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Justification of the method of multiscale decomposition of time intervals. Proceedings of the XII International Scientific and Practical Conference «*Human, Society, and Communication Technologies*». Kharkiv: UkrDUZT, 25 Oct. 2024. P. 152-154.

5. Komar O., Veklych O., Bershov V. Optimization methods for signal processing to enhance interference resilience in modern communication systems. Proceedings of the I Interuniversity Scientific Conference «*State and Prospects of Infocommunications Development in Modern Conditions*». Ivan Kozhedub National University of the Air Force. Kharkiv: 22 Nov. 2024. P. 80-81.

6. Lysechko V. P., Bershov V. S. The method of multilevel recurrent time frequency segmentation with adaptive filtering. Proceedings of the I Interuniversity Scientific Conference «*State and Prospects of Infocommunications Development in Modern Conditions*». Ivan Kozhedub National University of the Air Force. Kharkiv: 22 Nov. 2024. P. 82-83.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	19
ВСТУП.....	20
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО ФОРМУВАННЯ ТА ОБРОБКИ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ	28
1.1 Виклики та перспективи підвищення ефективності когнітивних безпроводових мереж.....	28
1.2 Порівняльний аналіз методів оптимізації ансамблів складних сигналів: апроксимація, еволюційна диференціація, лінійна та нелінійна оптимізація.....	34
1.3 Методи багаторівневого рекурентного сегментування для формування ансамблів складних сигналів великих об’ємів.....	41
Висновки до розділу 1.....	47
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА АДАПТИВНОГО МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ БАГАТОРІВНЕВОГО РЕКУРЕНТНОГО ЧАСОВО-ЧАСТОТНОГО СЕГМЕНТНОГО МОДЕЛЮВАННЯ.....	48
2.1 Методологія та адаптивний метод багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування ансамблів складних сигналів.....	48
2.2 Аналіз та обґрунтування вибору методу перетворення для оптимальної перестановки частотних сегментів при багаторівневому рекурентному часово-частотному сегментуванні.....	67
2.3 Аналіз і обґрунтування методів вибору фільтрів для підвищення ефективності багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування.....	77
Висновки до розділу 2.....	93
РОЗДІЛ 3 АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА АПРОБАЦІЯ МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ	

БАГАТОРІВНЕВОГО РЕКУРЕНТНОГО ЧАСОВО-ЧАСТОТНОГО СЕГМЕНТНОГО МОДЕЛЮВАННЯ.....	95
3.1 Розробка адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування	96
3.2 Порівняльна оцінка ефективності адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів при початковій обробці, часовому і частотному поділі та рекурентному сегментуванні	108
3.3 Експериментальна оцінка ефективності адаптивного методу аналізу ансамблів сигналів із застосуванням специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів при формуванні, оптимізації, верифікації та впровадженні сигнальних ансамблів.....	116
3.4 Практична реалізація методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів та оптимізованих перетворень для обробки ансамблів складних сигналів.....	124
Висновки до розділу 3.....	134
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ТА ВЕРИФІКАЦІЯ МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ БАГАТОМАСШТАБНОЇ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЧАСОВИХ ІНТЕРВАЛІВ.....	136
4.1 Оцінка показників і умов застосування методу формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів на різних рівнях часової деталізації.....	137
4.2 Алгоритм побудови ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) декомпозиції часових інтервалів.....	142
4.3 Практична реалізація методу формування ансамблів складних сигналів з використанням трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції	148
Висновки до розділу 4.....	163

	18
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	165
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	168
ДОДАТОК А. Список публікацій здобувача.....	181
ДОДАТОК Б. Акт реалізації результатів дослідження.....	183
ДОДАТОК В Акт впровадження у навчальний процес.....	184
ДОДАТОК Г. Фрагмент програмного коду на мові Python для обґрунтування ефективності застосування фільтрів	185
ДОДАТОК Д. Фрагмент програмного коду на мові Python для реалізації методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів та перетворень на різних етапах алгоритму	188
ДОДАТОК Е. Фрагмент програмного коду на мові Python формування ансамблів складних сигналів з використанням трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції.....	190

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- ACF – Autocorrelation Function – Автокореляційна функція
CCC – Cross-Correlation Coefficient – Коефіцієнт взаємної кореляції
DC – Distortion Coefficient – Коефіцієнт спотворення
DCT – Discrete Cosine Transform – Дискретне косинусне перетворення
EMD – Empirical Mode Decomposition – Емпіричне модальне розкладання
FFT – Fast Fourier Transform – Швидке перетворення Фур'є
IMF – Intrinsic Mode Functions – Внутрішні модальні функції
LMS – Least Mean Squares – Метод найменших квадратів
MA – Mean Amplitude – Середнє значення амплітуди
MSE – Mean Squared Error – Середньоквадратичне відхилення
NRC – Noise Reduction Coefficient – Коефіцієнт зниження шуму
PI – Pseudo-Inverse – Псевдоінверсія
PSNR – Peak Signal-to-Noise Ratio – Пікове співвідношення сигнал-шум
PSO – Particle Swarm Optimization – Оптимізація рою часток
RMS – Root Mean Square – Середньоквадратичне значення
SNR – Signal-to-Noise Ratio – Співвідношення сигнал-шум
THD – Total Harmonic Distortion – Повне гармонійне спотворення
АКФ – Автокореляційна функція
АЧХ – Амплітудна частотна характеристика
МПФ – Медіанно-площинна фільтрація
НЗК – Нормалізація за критерієм
БФЧ – Багаторівнева фільтрація частоти
БРЧЧС – Багаторівнєве рекурентне часово-частотне сегментування
КТМ – Когнітивна телекомунікаційна мережа
ФВК – Функція взаємної кореляції

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Сьогодні, в умовах війни, вплив когнітивних радіомереж на громадянське суспільство далеко вийшов за межі загальних телекомунікаційних функцій, бо безперебійна і злагоджена робота цих систем – це обороноздатність держави, захист критичної інфраструктури, забезпечення надійного зв'язку для військових та цивільних осіб. Завдяки своїй здатності до адаптації і можливостям керувати частотним спектром, когнітивні мережі можуть забезпечувати стійкий зв'язок у складних умовах активних бойових операцій, відіграють важливу роль у захисті енергетичних, транспортних та комунікаційних мереж, дозволяють забезпечити стабільний зв'язок у регіонах з активними бойовими діями або в умовах блекаутів та інших надзвичайних ситуацій.

В інтелектуальних радіомережах в умовах постійних змін у спектральному середовищі та через складність забезпечення стабільного та надійного зв'язку виникає низка проблем. А саме, необхідність оперативного реагування на зміни в доступності частотного спектру, що ускладнюється високим рівнем конкуренції за ресурси через зростаючу кількість користувачів та нерівномірний розподіл спектру, викликаний неоднорідністю використання частот різними системами. Це все призводить до зниження якості зв'язку, зокрема через шуми, виникнення міжканальної, міжсимвольної інтерференції та нестабільну пропускну здатність. Крім того, сучасні когнітивні радіомережі часто зазнають кібератак, спрямованих на створення перешкод або повний збій системи, що вимагає розробки надійних засобів захисту.

Досягнути безперебійної роботи когнітивних радіосистем можливо завдяки використанню низки ключових інструментів, підходів і методів. Одним із основних технологічних підходів є динамічне управління спектром, яке дозволяє системі автоматично адаптуватися до змін у спектральному середовищі, забезпечуючи оптимальне використання доступних частот.

Використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування та виявлення змін у спектрі також сприяє підвищенню ефективності управління ресурсами.

Крім того, застосування методів багаторівневого рекурентного аналізу і сегментування, адаптивної фільтрації та оптимізації параметрів складних сигналів дозволяє когнітивним радіомережам ефективно розпізнавати та обробляти сигнали навіть в умовах високого рівня завад і шумів.

Таким чином, актуальною науково-технічною задачею є підвищення завадостійкості та пропускну здатності когнітивної безпроводової радіомережі за рахунок впровадження методів, моделей та практичних алгоритмів багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування складних сигналів з подальшою трансформацією складних сигналів та оптимізацією параметрів. При цьому необхідно враховувати потреби користувачів, ефективність використання спектральних ресурсів, а також забезпечення умов мінімальної взаємної кореляції між сигналами для зниження інтерференції та підвищення якості зв'язку.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Тема дисертаційної роботи відповідає пріоритетними напрямками розвитку науки і техніки, наведеними в «Переліку пріоритетних тематичних напрямів наукових досліджень і науково-технічних розробок та середньострокових пріоритетних напрямків інноваційної діяльності загальнодержавного та галузевого рівнів», затвердженому Постановою Кабінету міністрів України № 942 від 7 вересня 2011, зі змінами згідно Постанови №782 від 12 липня 2022р. Дисертаційна робота виконана на кафедрі «Транспортний зв'язок» Українського державного університету залізничного транспорту. Результати роботи впроваджено в навчальний процес Луцького національного технічного університету при викладанні дисципліни «Теорія електричного зв'язку» (Додаток В). Також науково-практичні результати отримані в ході дисертаційного дослідження застосовуються у службовій діяльності військової частини А7223 (Додаток Б).

Об'єктом дослідження є процес створення ансамблів складних сигналів на основі багаторівневої рекурентної декомпозиції часової та частотної областей та подальшої трансформації та оптимізації параметрів сигналів.

Предмет дослідження – методи, моделі, алгоритми оптимізації та багаторівневої рекурентної сегментації.

Метою дисертаційної роботи є підвищення завадостійкості безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем шляхом формування ансамблів складних сигналів, отриманих на основі методів оптимізації та удосконалених методів багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування та розроблених адаптивних алгоритмів аналізу і обробки ансамблів складних сигналів.

Відповідно до поставленої мети визначено наступні **задачі дослідження**.

1. Провести порівняльну оцінку сучасних методів аналізу, обробки та формування ансамблів складних сигналів у когнітивних радіомережах з зосередженням уваги на технологіях та алгоритмах обробки складних ансамблів, а також теоретичних та практичних дослідженнях шляхів підвищення завадостійкості та пропускну здатності в інтелектуальних телекомунікаційних системах. Визначити переваги та недоліки ефективності існуючих методів багаторівневого рекурентного частотно-часового сегментування, науково обґрунтувати застосування найдієвіших з врахуванням адаптивності до умов швидкозмінного радіосередовища.

2. Удосконалити метод багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування для збільшення об'ємів ансамблів сигналів, розробити практичний алгоритм багаторівневого сегментування, оптимізувати з застосуванням математичних методів часово-частотний розподіл для створення максимального обсягу ансамблів складних сигналів.

3. Провести наукове обґрунтування, надати математичний інструментарій, розробити адаптивний алгоритм та програмну реалізацію методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів, що використовуються на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування. Провести відповідні обчислення з

експериментальними доказами стабільності роботи запропонованого методу.

4. Розробити та верифікувати метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) декомпозиції часових інтервалів на різних рівнях часової деталізації та провести експериментальні дослідження і тести.

5. Оцінити ефективність запропонованого методу багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів у реальних умовах шляхом аналізу розрахункових значень ключових показників (MSE, SNR, кореляція) та визначити його вплив на якість сигналів у когнітивних телекомунікаційних мережах.

6. Провести порівняльний аналіз результатів розрахунків ключових показників (MSE, SNR, кореляція) для запропонованого методу та традиційних підходів, обґрунтувавши його переваги у зниженні шумів, оптимізації спектру і підвищенні завадостійкості.

Методи дослідження. Для вирішення задач, поставлених в дисертаційному дослідженні, було застосовано: методи оптимізації для визначення оптимальних параметрів складних сигналів та побудови алгоритмів; теорія ймовірностей для аналізу випадкових процесів у інтелектуальних радіомережах, теорія інформації для оцінки ефективності передачі даних в умовах множинного доступу. Для проведення експериментальної верифікації отриманих наукових результатів і перевірки гіпотез використовувалось імітаційне моделювання та методи симуляції, а також статистичні математичні методи, а саме: вибіркової статистики, регресійний та кореляційний аналіз.

Наукова новизна отриманих результатів. Базується на розроблених оптимізованих методах багаторівневого сегментування часової та частотної областей, в межах яких було отримано наступні наукові результати.

1. **Удосконалено** метод багаторівневого рекурентного часового сегментування інтервалів на основі часово-частотних перетворень та адаптивної фільтрації для підвищення ефективності аналізу та обробки сигналів, з метою створення ансамблів сигналів на різних рівнях часової і частотної деталізації, що

дозволяє забезпечити високу точність і адаптивність в умовах динамічного когнітивного радіосередовища

2. Удосконалено метод аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі застосування специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах методу багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням умов зміни параметрів сигналу, наявності та інтенсивності завад, а також швидкозмінних характеристик когнітивного радіосередовища. Запропонований метод відрізняється від існуючих здатністю до адаптації і ефективного аналізу сигналів у складних умовах когнітивного радіосередовища, що забезпечує високий рівень завадостійкості телекомунікаційної системи.

3. Вперше запропоновано метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) часової сегментної декомпозиції, який дозволяє створювати ансамблі сигналів на різних рівнях часової деталізації (макро, мезо і мікро-рівень), забезпечуючи кращу адаптивність, ефективність та завадостійкість порівняно з традиційними підходами, які використовують однорідні декомпозиції.

Практичними результатами дисертаційного дослідження є розробка на основі запропонованих методів у сфері когнітивних безпроводових телекомунікаційних систем технологічних рішень, алгоритмів та програмних реалізацій, а саме:

– на основі порівняльного аналізу методів аналізу, обробки та формування ансамблів складних сигналів у когнітивних радіомережах, виявлено їх переваги та недоліки, а також на реальних прикладах проведено експериментальне тестування сучасних багаторівневих рекурентних методів. За результатами експериментів обґрунтовано і доведено їх достатню практичну ефективність для реалізації практичних задач в когнітивних радіомережах, яка стосується методів багаторівневого рекурентного частотно-часового сегментування;

– розроблено алгоритм багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування ансамблів складних сигналів, де на різних етапах науково

обґрунтовано вибір оптимальних методів перетворення та фільтрації. Доведено, що застосування запропонованого адаптивного алгоритму дозволяє підвищити ефективність обробки сигналів в діапазоні від 21,3 до 30,5% в залежності від початкового рівня шумів та інтерференції, характеристик сигналу та складності когнітивної радіомережі;

– розроблено алгоритм і програмні рішення до оптимізованого методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів з застосуванням специфічних перетворень та адаптивних фільтрів, що в результаті експериментальної апробації дозволило отримати ефективність у показниках зниження рівня шуму на 21,7–29,6% та підвищенні рівня показників якості сигналу на 14,3–24,5%;

– розроблено алгоритм та програмну реалізацію методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів, таких як LMS та RLS та оптимізованих перетворень, таких як STFT, вейвлет та Гілберта, що дозволило в загальному вигляді підвищити завадостійкість системи на 9,8-18,9%;

– розроблено алгоритм та програмну реалізацію методу багатомасштабної (мультискейлової) часової декомпозиції з першого до третього рівня, а також оцінено ефективність алгоритму, в результаті чого отримано наступні практичні результати у вигляді динаміки розрахункових показників. А саме: зменшення помилки (MSE) системи на 62,5–69,7%, що підвищує точність відновлення сигналу та завадостійкість, збільшення співвідношення сигнал/шум (SNR) на 41,4–55,3%, що призводить до зменшення впливу шумів, і підвищує якість передачі даних та пропускну здатність; зниження енергетичних витрат на 35,4–43,5%, що доводить ефективне використання енергії при тривалій роботі радіосистеми;

– верифіковано запропоновані методи, визначено їх ефективність та переваги у порівнянні з традиційними методами. Доведено, що запропоновані методи забезпечують вищу точність аналізу та обробки сигналів, підвищення показників завадостійкості, а також оптимізацію використання частотного спектру. Отримані результати підтверджено позитивною динамікою показників, а саме: зниження рівня

інтерференції на 21,5-27,3%, енергетичних витрат у діапазоні 35,4–43,5%, підвищення співвідношення сигнал/шум на 41,4–55,3%, збільшення загальної пропускну здатності мережі на 12,3-14,6%.

Науково-практичні результати отримані в ході дисертаційної роботи впроваджено у службову діяльність військової частини А7223. В додатку Б до дисертації наведено відповідний Акт реалізації.

Особистий внесок здобувача полягає в розробці методів, алгоритмів і науково-технічних рішень, які забезпечують виконання поставлених в дисертаційному дослідженні задач.

У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачу належать такі наукові результати: [1] – представлено розроблений адаптивний метод формування ансамблів складних сигналів, заснованого на багаторівневому рекурентному часово-частотному сегментуванні; [2] – запропоновано новий підхід до формування ансамблів сигналів у динамічних когнітивних радіосередовищах, заснований на багатомасштабній декомпозиції часових інтервалів, що дозволяє створювати ансамблі сигналів з різними рівнями часових деталей; [3] – здійснено обґрунтування методів вибору фільтрів для підвищення ефективності багаторівневої рекурентної частотно-часової сегментації в когнітивних телекомунікаційних системах; [4] – розроблено та перевірено алгоритми, на основі методу Нелдера-Міда для оптимізації параметрів лінійних апроксимацій синтезованих сигналів, які об'єднують спектральний, часовий і статистичний аналізи та забезпечують розумну оптимізацію; [5] – проведено поглиблений аналіз методів оцінки впливу енергетичних і кореляційних властивостей сигналів на їх стійкість до міжканальних перешкод в інтелектуальних радіосистемах, запропоновано інноваційні механізми автоматичного виявлення та компенсації перешкод; [6] – розроблено метод оптимізації складних ансамблів сигналів шляхом використання адаптивної фільтрації в методі багатомасштабної часової декомпозиції; [7] – досліджено впровадження адаптивного методу формування ансамблів складних сигналів, заснованого на багаторівневому рекурентному часово-частотному сегментуванні, що дозволяє змінювати

використовувати сегменти неоднакової довжини для забезпечення гнучкості та адаптації процесу обробки; [8] – запропоновано аналіз та обґрунтування застосування методу багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів для збільшення об'ємів ансамблів сигналів; [9] – здійснено аналіз та порівняльну оцінку методів оптимізації обробки сигналів для підвищення стійкості до перешкод у сучасних системах зв'язку; [10] – розроблено та верифіковано метод багаторівневої рекурентної часової частотної сегментації з адаптивною фільтрацією для створення максимального обсягу ансамблів складних сигналів.

Апробація результатів. Основні наукові положення і результати дисертаційного дослідження було апробовано автором на конференціях:

- 24 міжнародна науково-технічна конференція. «Проблеми інформатики та моделювання» (ПІМ-2024). Харків: НТУ «ХПІ», 20-23 вересня 2024;
- 37 міжнародна науково-практична конференція «Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті». Харків: УкрДУЗТ, 10-11 жовтня 2024;
- XII міжнародна науково-практична конференція «Людина, суспільство, комунікативні технології» Харків: УкрДУЗТ, 25 жовтня 2024;
- I міжвузівська наукова конференція «*Стан та перспективи розвитку інфокомунікацій в сучасних умовах*». Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба. Харків: 22 листопада 2024. С. 80-81.

Публікації. Результати, отримані в межах даного дисертаційного дослідження було опубліковано автором у 10 наукових працях: 4 статей у фахових виданнях України, у тому числі, 1 стаття у виданні внесеному міжнародної наукометричної бази Web of Science та 6 публікаціях за матеріалами міжнародних науково-практичних конференцій.

Структура і обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається з анотації двома мовами, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Робота містить 168 сторінок основного тексту, у тому числі, 36 рисунків, 35 таблиць, 128 найменувань у списку використаних джерел на 12 сторінках, 6 Додатків (А-Е). Загальний обсяг дисертаційної роботи займає 191 сторінок.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО ФОРМУВАННЯ ТА ОБРОБКИ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ

В сучасних умовах швидкого розвитку когнітивних безпроводових мереж, які здатні адаптуватись і змінювати свої параметри в залежності від оточуючого радіочастотного середовища, перед науковою спільнотою постають нові науково-практичні виклики. Основною проблемою є забезпечення надійності якості безпроводового зв'язку в умовах високої щільності користувачів, інтенсивного використання спектру, що, у свою чергу, обумовлює зростання рівня міжканальної та міжсимвольної інтерференції та негативно впливає на ефективність передачі даних і ускладнює задачу підтримки оптимального функціонування мережі.

Вирішенням зазначеної проблеми є розробка і впровадження методів та моделей формування ансамблів складних сигналів великих обсягів. За рахунок більш складних сигнально-кодових конструкцій підвищується надійність передачі даних, стійкість до шуму, оптимальний рівень гнучкості у телекомунікаційних системах, що в сукупності, сприяє ефективнішому використанню ресурсів і, як наслідок, підвищує пропускну здатність мережі.

1.1 Виклики та перспективи підвищення ефективності когнітивних безпроводових мереж

Для когнітивних безпроводових мереж актуальна ціла низка проблем, що розглядаються в своїх роботах авторами [116, 119, 125]. Ці проблеми потребують вирішення для забезпечення високої ефективності та надійності передачі даних. Однією з основних є наявність в системах міжканальної та міжсимвольної інтерференції [44]. В умовах високої щільності користувачів та інтенсивного використання спектру, рівень інтерференції суттєво зростає. Це призводить до погіршення якості передачі даних, внаслідок накладання сигналів один на

одного. Тобто зниження впливу інтерференції та забезпечення високої завадостійкості телекомунікаційної мережі є необхідною умовою для забезпечення стабільного і надійного зв'язку, що розглядається в дослідженнях авторів [44, 70].

Рис. 1.1 показує вплив високої щільності користувачів та інтенсивного використання спектру на якість сигналів у когнітивних безпроводових мережах.

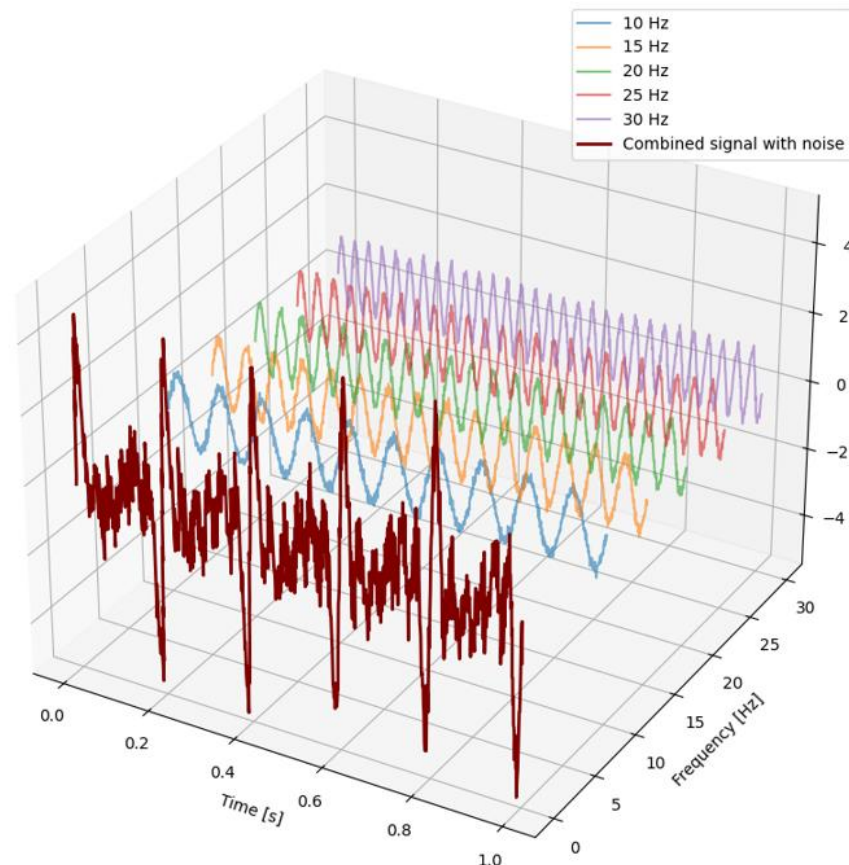


Рис. 1.1 – Інтерференція в умовах високої щільності когнітивних безпроводових мереж

Когнітивні радіомережі за своїми характеристиками здатні аналізувати навколишнє радіочастотне середовище та автоматично змінювати частоти або канали для уникнення інтерференції та оптимального використання спектру, проте зростаюча кількість пристроїв, які використовують одні й ті ж самі частоти, ускладнює цей процес. Часті перемикання каналів та адаптація до змінних умов спектру вимагають вискоелективних алгоритмів і швидкого

реагування на зміни. Тому по мірі зростання щільності користувачів та інтенсивності використання спектру, проблема інтерференції стає ще більш критичною, підвищуючи важливість розробки нових науково-практичних підходів для підтримки надійного і стабільного зв'язку [44, 84].

Обмеженість доступного спектру частот змушує когнітивні мережі працювати в умовах високої конкуренції за ресурси. Мережа повинна одночасно забезпечувати високу якість зв'язку для всіх користувачів і мінімізувати втрати даних через інтерференцію. В умовах, коли кілька пристроїв використовують один і той самий канал, інтерференція може стати настільки сильною, що передача даних буде неможливою.

Крім того, існує важлива проблема, пов'язана із збільшенням обсягів ансамблів складних сигналів. Методи збільшення об'ємів ансамблів, такі як: розширення спектру сигналу, нові алгоритми модуляції та кодування, можуть призводити до підвищення рівня інтерференції, якщо разом з ними не застосовуються підходи для зменшення взаємної кореляції між сигналами. Це вимагає розробки нових методів, які б дозволяли збільшувати обсяги ансамблів без значного збільшення інтерференції [70, 71].

Таким чином, застосування методів збільшення обсягів ансамблів складних сигналів, хоча і має потенціал для покращення ефективності використання спектру, одночасно може потребувати додаткових заходів для зменшення негативного впливу на рівень взаємної кореляції сигналів. Для цього важливим є утримання балансу між зростанням обсягів ансамблів та забезпеченням низького рівня взаємної кореляції між сигналами.

Динамічні зміни у спектрі частот також створюють значні виклики для когнітивних безпроводових мереж. Постійна поява нових пристроїв і зміна умов передачі вимагають від мережі здатності до швидкої адаптації. Це включає в себе не тільки перемикання між частотами, але й налаштування інших параметрів, таких як потужність сигналу і схема модуляції. Непередбачувані зміни у спектрі можуть спричинити втрати пакетів даних і зниження загальної продуктивності мережі [128].

Важливим аспектом для когнітивних безпроводових мереж є також забезпечення захисту від зовнішніх завад і навмисних атак. В умовах зростаючої кіберзагрози когнітивні мережі повинні мати здатність виявляти і нейтралізувати спроби зумисного впливу на процес передачі даних [18, 48]. Це вимагає розробки нових методів захисту, які можуть забезпечити високу надійність зв'язку навіть в умовах активних спроб дестабілізації роботи мережі (рис. 1.2).

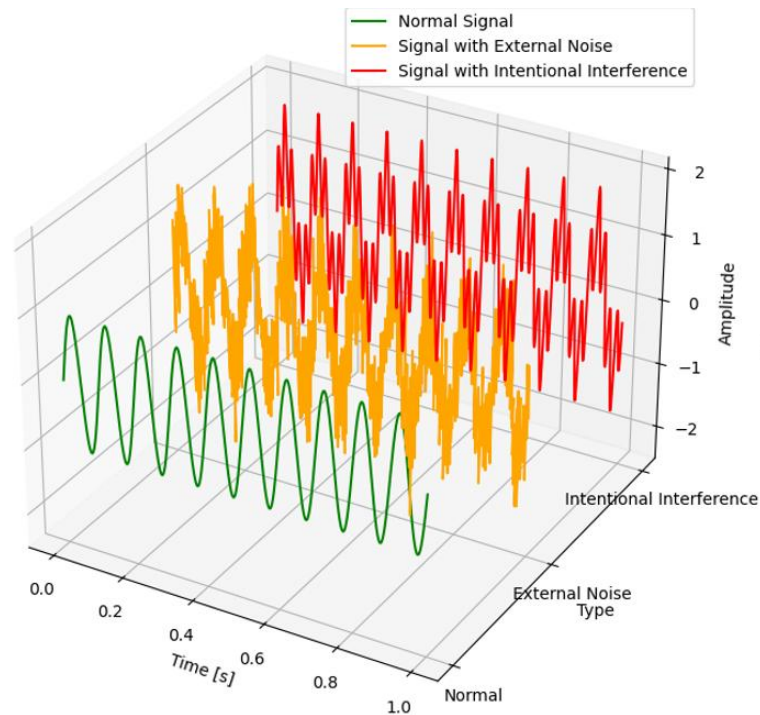


Рис. 1.2 – Вплив зовнішніх завад і навмисних атак на якість сигналу

На рис. 1.2 зображено три сигнали: нормальний сигнал без завад (зелений), сигнал із зовнішніми завадами (помаранчевий) та сигнал із навмисними атаками (червоний), а також вплив різних типів інтерференцій на якість сигналу, що обґрунтовує необхідність їх виявлення та нейтралізації.

Актуальні задачі забезпечення ефективності та надійності передачі даних у когнітивних безпроводових мережах можна розв'язати шляхом застосування різних методів, моделей і підходів. Основні групи методів представлені в табл.1.1. Розглянемо більш докладно їх основні складові та характеристики [5, 17, 18, 35, 39, 119].

Таблиця 1.1 – Методи підвищення ефективності передачі даних

Метод	Характеристика	Примітка
Методи збільшення об'ємів ансамблів складних сигналів	Розширення спектру сигналу, нові алгоритми модуляції та кодування, адаптивні фільтри	Потребують додаткових заходів для зменшення взаємної кореляції між сигналами з метою уникнення підвищення інтерференції
Оптимізація алгоритмів управління спектром	Динамічний доступ до спектру, ШІ та машинне навчання, інтелектуальні методи розподілу ресурсів	Включає методи зниження інтерференції через оптимізацію розподілу частот і адаптивне налаштування параметрів сигналів
Забезпечення високої завадостійкості та кібербезпеки	Нові методи захисту, криптографія, багаторівневі системи захисту	Включає заходи для захисту від інтерференції, викликані навмисними атаками
Підвищення ефективності використання спектру	Багатоканальна передача даних, компресія даних, нові методи формування ансамблів складних сигналів	Застосування компресії та багатоканальної передачі може сприяти зменшенню інтерференції через оптимізацію використання спектру

1. Методи збільшення об'ємів ансамблів складних сигналів [70, 71, 82]:

– використання методів розширення спектру сигналу та кодового поділу, які дозволяють зберігати відносну ортогональність між сигналами і підвищувати ефективність пропускну здатності;

– розробка та впровадження нових алгоритмів модуляції та кодування, які дозволяють ефективніше використовувати доступний спектр та зменшити ймовірність помилок під час передачі;

– вдосконалення методів обробки сигналів, зокрема використання адаптивних фільтрів, які можуть в режимі реального часу підлаштовуватися під змінні умови передачі.

2. Оптимізація алгоритмів управління спектром [33, 117]:

– розробка методів динамічного доступу до спектру зі здатністю адаптації до змін у навколишньому радіочастотному середовищі;

– використання диференціальної еволюції, штучного інтелекту (ШІ) для прогнозування змін у спектрі та оптимізації використання частот;

– розширення можливостей когнітивних радіомереж шляхом впровадження інтелектуальних методів розподілу ресурсів, які враховують не лише поточний стан мережі, а також прогнозують майбутні зміни.

3. Забезпечення високої завадостійкості та кібербезпеки [18, 48]:

– розробка нових методів захисту від зовнішніх завад та навмисних атак, зокрема шляхом впровадження систем виявлення та нейтралізації загроз в режимі реального часу;

– використання криптографічних методів для забезпечення конфіденційності та цілісності даних;

– впровадження багаторівневих систем захисту, які включають як фізичні, так і програмні засоби для захисту мережі від несанкціонованого доступу та втручання.

4. Підвищення ефективності використання спектру [5, 6, 35]:

– розробка та впровадження технологій багатоканальної передачі даних, які дозволяють одночасно використовувати декілька частотних каналів;

– використання методів компресії даних, що дозволяють зменшити об'єм переданої інформації без втрати якості;

– застосування нових методів формування та обробки ансамблів складних сигналів, які забезпечують більш ефективне використання доступного спектру та підвищують завадостійкість і пропускну здатність.

Підвищення завадостійкості та пропускну здатності в когнітивних мережах вимагає дослідження та порівняння сучасних методів формування ансамблів складних сигналів.

1.2 Порівняльний аналіз методів оптимізації ансамблів складних сигналів: апроксимація, еволюційна диференціація, лінійна та нелінійна оптимізація

Формування ансамблів складних сигналів передбачає створення та оптимізацію наборів сигналів (ансамблів) з певними властивостями для покращення якості сигналу, зменшення шуму, поліпшення ефективності системи та інших цілей. Для цього на практиці використовують математичні методи оптимізації, за допомогою яких, шляхом програмної реалізації, розраховуються оптимальні параметри для сигнальних ансамблів [70, 71, 82].

Основні методи оптимізації при формуванні ансамблів складних сигналів включають три узагальнені групи представлені в табл. 1.2.

1 група. Методи апроксимації функції (лінійна та нелінійна апроксимація). Методи апроксимації функції використовуються для наближеного вирішення складних фізико-математичних практичних задач, коли точні розв'язання є або важкодоступними або суттєво затратними для розрахунків. Їх основою є функція, що наближує цільову функцію і дозволяє ефективно шукати оптимальні параметри в ансамблях складних сигналів. Ефективні при проведенні оптимізації параметрів складних сигналів, бо підходять для різних типів сигналів, швидкі у знаходженні наближених рішень і здатні адаптуватися до змін у середовищі, що є важливим критерієм для динамічних когнітивних безпроводових мереж [23].

До методів апроксимації функції належать: метод Нелдера-Міда, градієнтний спуск, метод Ньютона, методи сплайнів, методи поліноміальної апроксимації. Для оптимізації параметрів ансамблів сигналів в даному дослідженні зосереджено увагу на методах Нелдера-Міда, градієнтного спуску та Ньютона, оскільки вони забезпечують ефективність, адаптивність до різних

цільових функцій, швидку збіжність і можливість роботи з нелінійними задачами [13, 28, 37, 65, 83, 92, 100].

Таблиця 1.2 – Основні методи оптимізації при формуванні ансамблів складних сигналів

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
Методи апроксимації функції			
Нелдера-Міда	Симплексний нелінійний метод	Адаптивність до різних цільових функцій	Високі обчислювальні витрати
Гradientний спуск	Ітеративна мінімізація градієнту	Простота, широко використовується	Може сходитись до локальних мінімумів
Метод Ньютона	Оптимізація з матрицею Гессе	Швидка збіжність біля оптимуму	Витратний; потребує матриці Гессе
Методи оптимізації популяції			
Еволюційна диференціація	Стохастичний на основі еволюції	Ефективний для складної оптимізації	Високі обчислювальні витрати
Оптимізація рою часток (PSO)	Створений асоціаціями з фауною	Для багатовимірних задач	Непередбачувана продуктивність
Методи лінійної та нелінійної оптимізації			
Псевдо-інверсії	Використовує псевдо-інверсію	Розрахунок великих систем	Чутливий до шуму та нестабільності
Методи кластеризації	Групування сигналів для оптимізації	Зменшує складність	Залежність від методу кластеризації
Метод гіперпростору	Оптимізація в просторі	Обробляє великі бази даних	Обчислювальна складність
Метод процесів Гаусса	Моделює Гауссові процеси	Висока точність моделювання	Високі витрати; складність

1.1 Метод Нелдера-Міда (Nelder-Mead). Симплексний нелінійний метод. Використовується для мінімізації нелінійних функцій без використання

похідних. Метод працює через побудову та адаптацію симплекса (многокутника у багатовимірному просторі). Формула оновлення вершини симплекса [83, 92]:

$$x_{new} = x_{worst} + \alpha(x_{centroid} + x_{worst}), \quad (1.1)$$

де α – коефіцієнт відбиття;

$x_{centroid}$ – центр симплексу без точки з найнижчим значенням;

x_{worst} – точка симплексу з найнижчим значенням.

В сумісній з колегами роботі [83] проведено експеримент для оцінки ефективності метода Нелдера-Міда для ансамблів складних сигналів. Результати програмної реалізації на мові Matlab показані на рис. 1.3 (а-д), які візуалізують динаміку при проведенні кожної ітерації. Тобто показують, як змінюється поточна спектральна щільність (це синя область на графіках) в порівнянні з «цільовою» спектральною щільністю (це червона область на графіках).

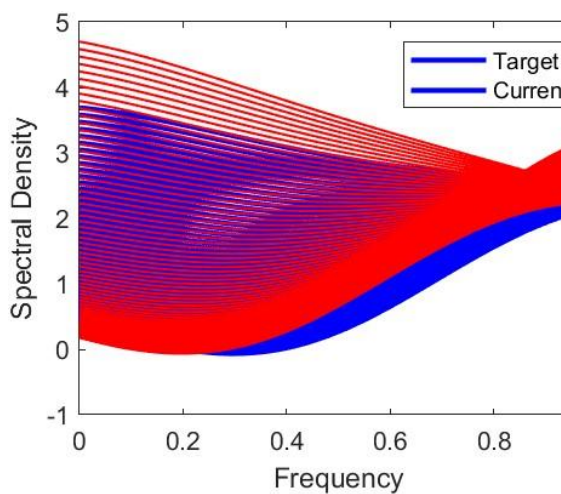


Рис. 1.3 а – Перша ітерація

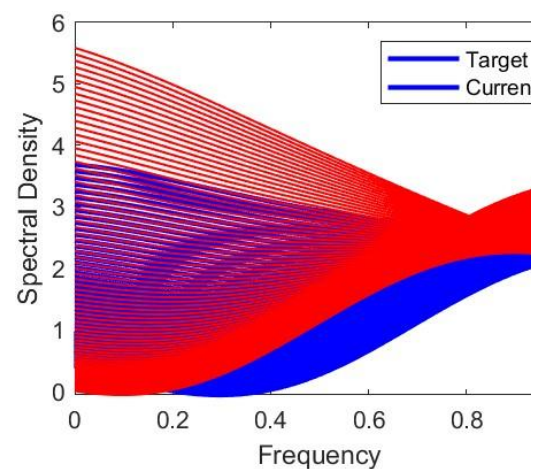


Рис. 1.3 б – Друга ітерація

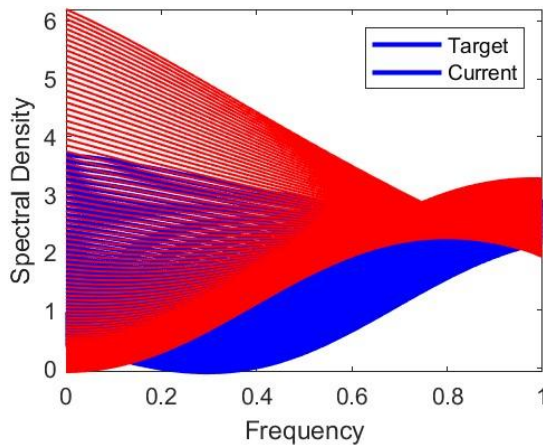


Рис. 1.3 в – Третя ітерація

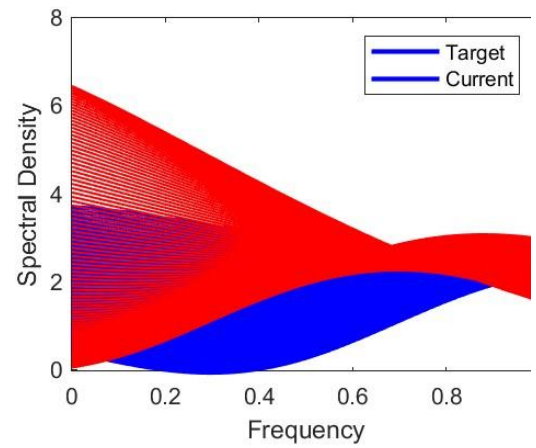


Рис. 1.3 г – Четверта ітерація

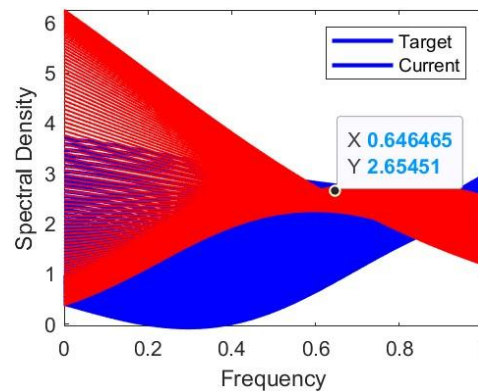


Рис. 1.3 д – Четверта ітерація

Рис. 1.3 – Ітераційний процес оптимізації наближення поточного значення спектральної щільності до цільового значення

Наближення синьої області до червоної на рисунку показує найкращий результат оптимізації за методом Нелдера-Міда.

1.2 Метод градієнтного спуску [3, 13, 23]. Метод ітеративної мінімізації, де зміни здійснюються в напрямку, протилежному градієнту функції. Основна формула:

$$x_{k+1} = x_k - \eta \nabla f(x_k), \quad (1.2)$$

де x_k – поточна точка; η – крок навчання;

$\nabla f(x_k)$ – градієнт функції у точці x_k .

1.3 Метод Ньютона (Newton's Method) [13, 27, 65]. В цьому методі використовується друга похідна (матриця Гессе), для досягнення швидкої збіжності біля оптимуму використовується формула:

$$x_{k+1} = x_k - H^{-1}(x_k)\nabla f(x_k), \quad (1.3)$$

де $H(x_k)$ – матриця Гессе у точці x_k .

Загальним недоліком методів апроксимації є неточність наближених рішень, ризик застрягти в локальних мінімумах і залежність методу від початкових умов, що в результаті потребує додаткового налаштування.

2 група. Методи оптимізації популяції (так звані «природні» алгоритми). Методи оптимізації популяції відрізняються здатністю обробляти нелінійні та багатовимірні задачі без необхідності обчислення градієнтів цільової функції. Не застрягають в локальних мінімумах через використання множини можливих (варіативних) рішень і стохастичних процесів, що дозволяє ефективніше знаходити глобальні оптимуми. Перевагами методів оптимізації популяції є їх універсальність і здатність до паралельної обробки, завдяки чому можна ефективно обробляти великі обсяги даних. Підходять для роботи в умовах динамічних змін, характерних для когнітивних безпроводових мереж, і можуть адаптуватися до змін у спектрі та навантаженні.

До цих методів належать: еволюційна диференціація, оптимізація рою часток, генетичні алгоритми, метод імітації відпалу та алгоритми мурашиних колоній. Розглянемо ті, що найчастіше застосовують для оптимізації параметрів ансамблів складних сигналів, оскільки вони забезпечують високу ефективність, гнучкість у роботі з багатовимірними і нелінійними функціями, швидке знаходження оптимальних рішень та здатність адаптуватися до змінних умов.

2.1 Еволюційна диференціація (Differential Evolution) [30, 95]. Стохастичний метод на основі еволюції з використанням популяції можливих

рішень та диференціації для пошуку оптимуму. Основна формула обчислення мутації:

$$v_i = x_{r1} + F \cdot (x_{r2} - x_{r3}), \quad (1.4)$$

де x_{r1}, x_{r2}, x_{r3} – випадково вибрані особини;

F – коефіцієнт масштабування.

2.2 Оптимізація рою часток (Particle Swarm Optimization, PSO) [87, 120].

Метод отримав розвиток завдяки спостереженням за природнім середовищем, а саме за поведінкою рою птахів та риб. Основна ідея – кожна особина, частка, частинка в природньому середовищі оновлюється на основі власного досвіду та досвіду сусідів. Формули оптимізаційного оновлення PSO:

$$\begin{cases} v_i(t+1) = w v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (p_g - x_i(t)), \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases}, \quad (1.5)$$

де x_i – позиція частки (особини); $v_i(t)$ – швидкість частки; p_i – найкраща особиста позиція частки; p_g – найкраща глобальна позиція; w – інерційний коефіцієнт; c_1, c_2 – коефіцієнти навчання; r_1, r_2 – випадкові числа.

Недоліками методів оптимізації популяції є високі обчислювальні витрати, що пов'язані з необхідністю обробки великої кількості можливих рішень, що в умовах обмежених ресурсів та необхідності високої швидкості обробки даних, може стати проблемою. Крім того, продуктивність цих методів може бути непередбачуваною, і вони вимагають ретельного налаштування параметрів для досягнення оптимальної ефективності.

3 група. Методи лінійної та нелінійної математичної оптимізації. Використовуються для знаходження оптимальних параметрів в ансамблях складних сигналів, де характеристики сигналів можуть бути як лінійними, так і нелінійними. Методи лінійної оптимізації використовуються, коли цільова

функція та обмеження є лінійними. Вони ефективні для швидкого розв'язання задач з великим набором даних. Нелінійна оптимізація дозволяє працювати з більш складними задачами, де цільова функція або обмеження можуть бути нелінійними, що більш універсально, але може вимагати значних обчислювальних ресурсів. До найбільш розповсюджених методів лінійної та нелінійної оптимізації, які використовуються для ансамблів складних сигналів, належать: метод псевдо-інверсії, методи кластеризації, метод гіперпростору, метод Гауссових процесів [33, 83, 117].

3.1 Псевдо-інверсія (PI – Pseudo-Inverse). Метод використовує псевдо-інверсію матриці для корекції ансамблів сигналів. Матриця розраховується за формулою:

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T, \quad (1.6)$$

де A – початкова матриця; A^+ – її псевдо-інверсія.

Цей метод використовується в обробці сигналів для оптимізації параметрів сигналу, особливо при роботі з неповними даними або при великому рівні шуму.

3.2 Методи кластеризації (Clustering Methods). Це методи групування ансамблів складних сигналів для оптимізації на основі схожості, з використанням методів, таких як k середніх. Формула розрахунку:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2, \quad (1.7)$$

де S_i – кластер; μ_i – центр кластера.

3.3 Метод гіперпростору (Hyper-space Method). Базується на оптимізації в багатовимірному просторі для обробки великих баз даних. Формула розрахунку:

$$\min_{x \in R^n} f(x), \quad (1.8)$$

де $f(x)$ – цільова функція в n – ому просторі.

9. Метод Гауссових процесів (Gaussian Processes). Це метод моделювання сигналів за допомогою Гауссових процесів для досягнення оптимізації високої точності. Загальна формула розрахунку має вигляд:

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')), \quad (1.8)$$

де $k(x, x')$ – функція коваріації; $m(x)$ – середнє функції.

До основних недоліків методів лінійної та нелінійної оптимізації належать. По-перше, методи лінійної оптимізації обмежені задачами з лінійними характеристиками, тому їх застосування не завжди можливе у випадках, коли цільова функція або обмеження є нелінійними. Нелінійні методи, хоча і більш універсальні, можуть бути затратними при проведенні розрахунків та вимагати значних ресурсів. Вони також можуть застрягати в локальних мінімумах, що може ускладнити пошук глобального оптимуму.

1.3 Методи багаторівневого рекурентного сегментування для формування ансамблів складних сигналів великих об'ємів

У попередніх підрозділах на основі проведених досліджень було доведено, що ансамблі складних сигнально-кодкових конструкцій зі збільшеними обсягами дозволяють підвищити завадостійкість системи та надійність передачі даних, а також оптимізувати використання радіочастотного спектру, особливо в умовах зашумленості, спотворень і завад в когнітивному радіосередовищі. Формування ансамблів сигналів за рахунок збільшення їх об'ємів досягається за допомогою наступних методів: багаторівневе рекурентне сегментування, адаптивне

квантування, комбінаторне та статистичне моделювання, синтез із використанням хвильових перетворень, методи машинного навчання та генетичні алгоритми [71, 79,82].

У межах цього дослідження використовувались методи багаторівневого рекурентного сегментування, оскільки завдяки ним можна аналізувати складні сигнали на різних рівнях, виділяючи шуми та завади, що підвищує ефективність обробки сигналів та управління великими обсягами даних. Тому розглянемо ці методи більш докладно.

Методи багаторівневого рекурентного сегментування є групою алгоритмів, які застосовуються для аналізу та обробки сигнально-кодових конструкцій. За алгоритмом послідовність розбивається на кілька рівнів чи масштабів з різними часовими/частотними, або часово-частотними характеристиками, коли дослідження включає перехід між областями. Оскільки процес рекурентний, то декомпозиція повторюється кілька разів на кожному рівні. Такий процес дозволяє більш детально аналізувати структуру сигналу, виділяти його основні компоненти, адаптуватись до специфічних характеристик і умов середовища, обробляти сигнали з метою підвищення завадостійкості [58, 124].

До основних методів цього класу належать наступні.

1. Метод суперпозиції. Це найпростіший метод. Полягає у формуванні нових ансамблів складних сигналів шляхом накладання (підсумовування) обраних початкових сигналів один на одного. Такі ансамблі зберігають основні характеристики всіх своїх початкових сигналів, але, одночасно, також мають нові характеристики, які утворились після взаємодії підсумовуваних сигналів.

При умові, якщо є декілька послідовностей $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$, то новий сигнал $y(t)$ утворений за методом суперпозиції буде виглядати так:

$$y(t) = x_1(t) + x_2(t) + \dots + x_n(t) = \sum_{i=1}^n x_i(t) \quad (1.9)$$

Завдяки збереженню параметрів початкових сигналів з утворенням нових характеристик, які виникають при накладанні, новоутворені сигнали краще адаптуються до змінних умов когнітивного радіосередовища (шум, завади). І ще однією перевагою методу є те, що його можна застосовувати до різних типів сигналів. Наприклад, в телекомунікаціях цей метод використовують накладенням модульованих сигналів для створення складних передавальних сигналів, в аудіо – змішуванням звукових сигналів для створення багатоканального звуку; в відео – підсумовуванням зображень для створення композицій або аналізу та обробки зображень. На рис. 1.4 представлений приклад застосування методу суперпозиції.

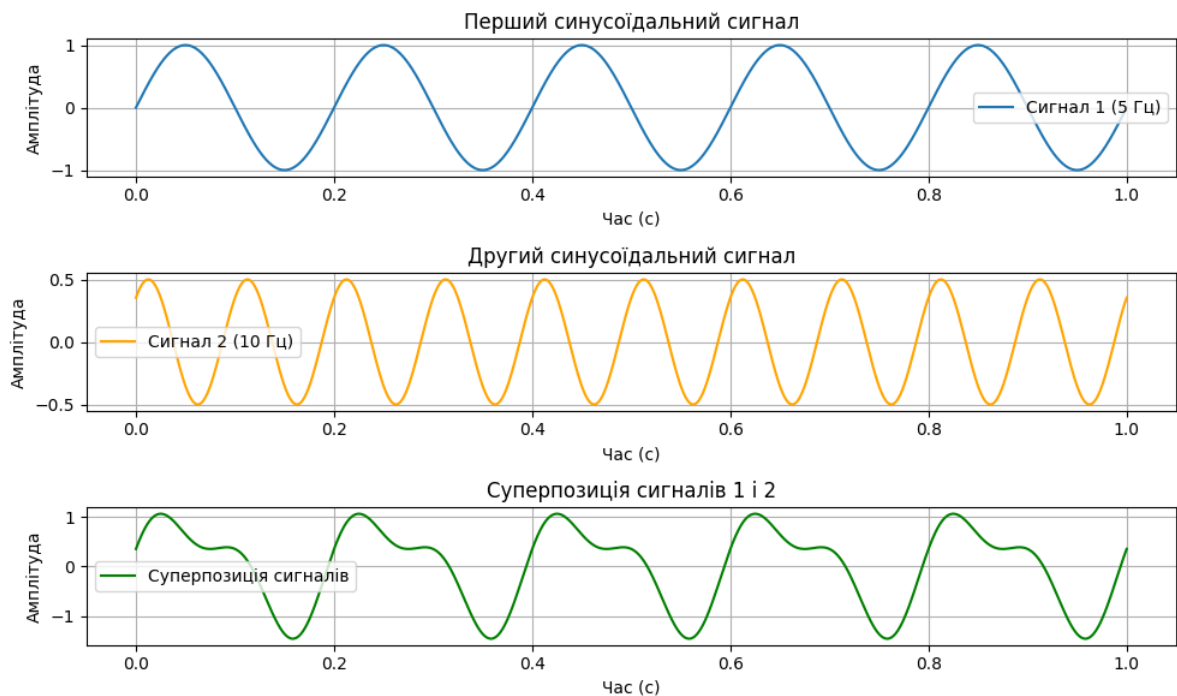


Рис. 1.4 – Приклад методу суперпозиції

2. Метод багаторівневого (багатомасштабного) часово-частотного аналізу (рис. 1.5) [59, 75].

Передбачає декомпозицію ансамблів сигналів у часових і частотних областях з метою їх аналізу та деталізації, що дозволяє виявити доступні спектри для їх ефективного застосування і швидкої адаптації до змін радіосередовища, оскільки вибираються оптимальні параметри для передачі сигналу.

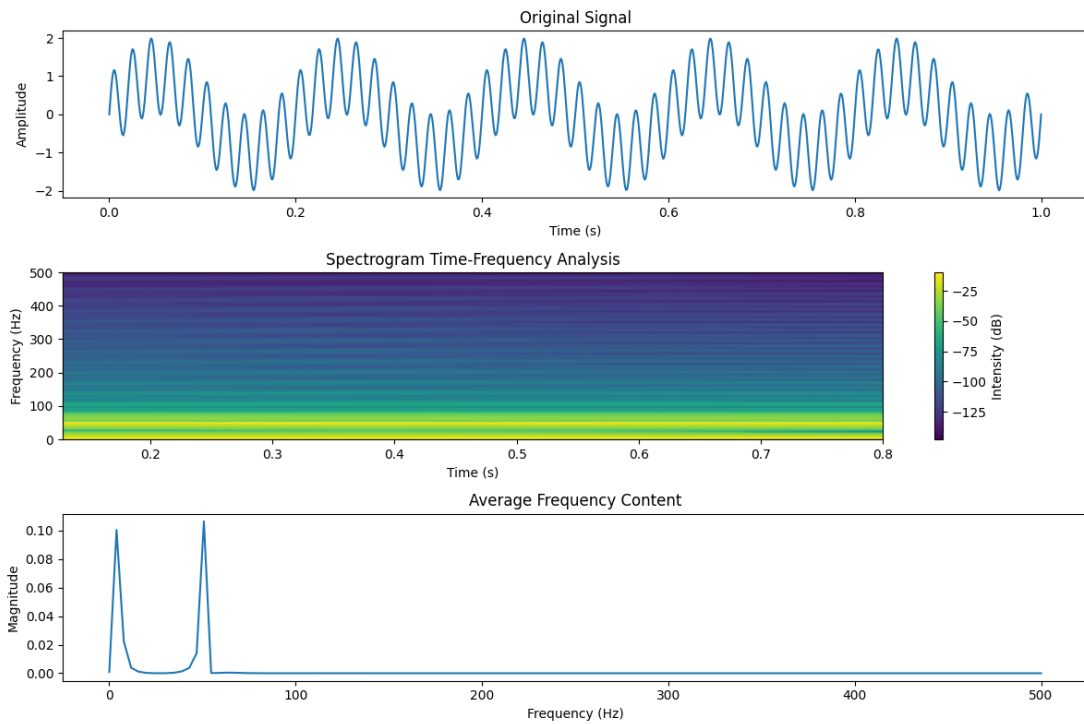


Рис. 1.5 – Приклад методу багаторівневого часово-частотного аналізу

Перевагою методу є його висока точність. Він може виявляти навіть сигнали з невеликою потужністю і завади, які при традиційному аналізі є «невидимими». За рахунок оптимального вибору частотних діапазонів та часу передачі, когнітивна мережа може уникати зашумлених частот, підвищуючи так завадостійкість.

Недоліком методу є складності з обчисленням всіх рівнів декомпозицій і затримки, бо обробці підлягають великі масиви даних. Крім того, проблемою може бути чутливість частотно-часового методу до виявлення шумів. Це може призвести до помилок при інтерпретації даних для сигналів низького рівня потужності.

Для часово-частотного представлення сигналів $S(t, f)$ використовують різні методи, які є ефективними в залежності від характеристик сигналів $s(\tau)$, які піддаються аналізу, та умов радіосередовища. Порівняльний аналіз та експериментальна оцінка з програмною реалізацією на мові Python представлені в подальших розділах даного дослідження.

Найбільш часто використовують перетворення Фур'є (дискретне та швидке) з віконною функцією $w(t - \tau)$, що визначає локалізацію по часу (1.10) та вейвлет перетворення $s(t)$, з коефіцієнтами вейвлет перетворення $c_{m,n}$ та вейвлет-функцією $\psi_{m,n}(t)$, яка визначає часово-частотні області (1.11) [61, 76, 78].

Загальні формули для розрахунку:

$$S(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau) e^{-j2\pi f\tau} w(t - \tau) d\tau, \quad (1.10)$$

$$s(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{m,n} \psi_{m,n}(t), \quad (1.11)$$

Для обґрунтування ефективності часово-частотного аналізу необхідно дотримуватись умови ортогональності, яка показує, що взаємний вплив компонентів дорівнює нулю. Умови можна записати у вигляді:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}(t) \psi_{\acute{m},\acute{n}}(t) dt = \delta_{m,\acute{m}} \delta_{n,\acute{n}}, \quad (1.12)$$

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i = j \\ 0, & \text{якщо } i \neq j \end{cases}$$

де $\delta_{m,\acute{m}} \delta_{n,\acute{n}}$ – символи Кронекера

3. Метод фрактального аналізу та масштабної декомпозиції.

Розширює можливості методу багаторівневого часово-частотного аналізу, оскільки використовує фрактальні властивості ансамблів складних сигналів для створення нових ансамблів за рахунок зміни масштабів та різних рівнів деталізації аналізу. Фрактальна розмірність дозволяє оцінювати складність сигналу або когнітивного радіосередовища, відображає рівень флуктуацій сигналу. А масштабна декомпозиція розкладає сигнал на компоненти з різними частотними масштабами, за рахунок чого точніше ідентифікуються сигнали і завади [105].

Недоліком методу є значна обчислювальна складність за рахунок необхідності обробки великих баз даних та значна чутливість методу до шуму, в результаті чого збільшується кількість помилок в розрахунках, наприклад, фрактальної розмірності в умовах низької якості сигналу.

На рис. 1.6 представлений приклад застосування методу фрактального аналізу та масштабної декомпозиції.

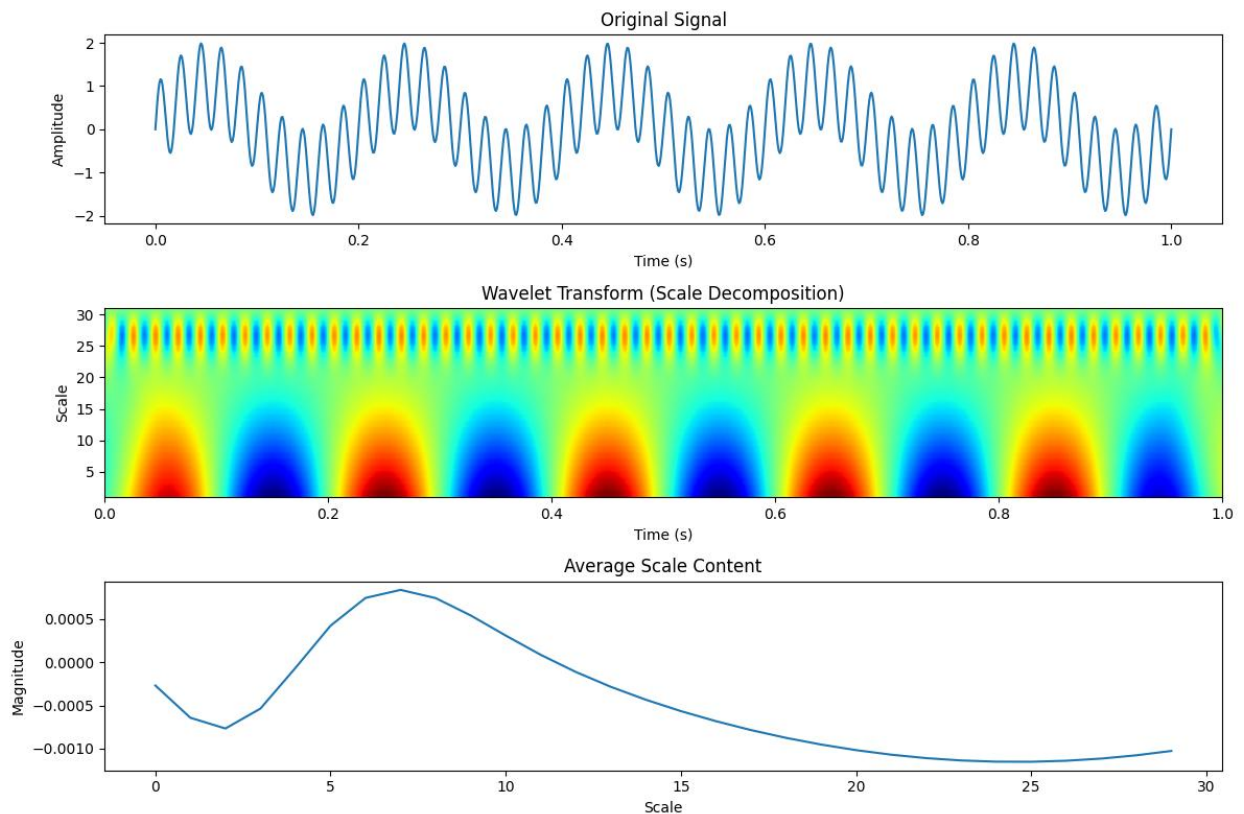


Рис. 1.6 – Приклад методу масштабної декомпозиції

На першому графіку представлено оригінальний сигнал до декомпозиції (частоти 5 Гц та 50 Гц). На другому графіку – хвильовий спектр з результатами масштабної декомпозиції з використанням вейвлет-перетворення. На третьому – середнє значення сигналу на різних масштабах, яке дозволяє побачити домінуючі частоти.

Висновки до розділу 1

1. Висока щільність користувачів та інтенсивне використання радіочастотного спектру значно ускладнюють процес передачі даних, тому для підвищення пропускнуої здатності в когнітивних безпроводових мережах існує необхідність розробки методів і моделей зниження інтерференції для забезпечення підвищення завадостійкості та надійного зв'язку.

2. Особливої уваги потребує розробка методів, які б дозволяли збільшувати об'єми ансамблів складних сигналів без значного підвищення рівня взаємної кореляції. Забезпечення балансу між розширенням можливостей мережі та підтримкою низького рівня взаємної кореляції сигналів є важливим завданням для когнітивних безпроводових мереж в умовах обмеженого спектру та зростаючої конкуренції за ресурси.

3. Порівняльний аналіз сучасних методів оптимізації ансамблів складних сигналів показав, що кожна з груп методів має свої переваги та недоліки, які слід враховувати при їх застосуванні. Методи апроксимації функції, оптимізації популяції та лінійної й нелінійної оптимізації дозволяють ефективно знаходити оптимальні параметри ансамблів сигналів, проте потребують ретельного налаштування і врахування специфіки задачі.

4. Вибір ефективного методу оптимізації має ґрунтуватися на характеристиках сигналів, умовах їх використання та наявності обчислювальних ресурсів. Застосування методів оптимізації популяції та нелінійної оптимізації є доцільним для складних задач з великою кількістю змінних і великими обсягами даних, тоді як методи апроксимації функції можуть бути ефективними для задач із лінійними або малими нелінійними залежностями.

Багаторівневе рекурентне сегментування є обґрунтованим для застосування завдяки його здатності забезпечувати детальний аналіз сигналів, що сприяє підвищенню ефективності обробки та управління великими обсягами даних.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА АДАПТИВНОГО МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ БАГАТОРІВНЕВОГО РЕКУРЕНТНОГО ЧАСОВО-ЧАСТОТНОГО СЕГМЕНТНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

2.1 Методологія та адаптивний метод багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування ансамблів складних сигналів

Як показав аналіз, проведений в попередньому розділі, однією з ключових проблем когнітивних телекомунікаційних мереж (КТМ) є ефективне використання частотного спектру, який в сучасних умовах є обмеженим ресурсом. Когнітивні мережі повинні адаптуватися до змін у спектральному середовищі, щоб забезпечити максимальну пропускну здатність та мінімізувати вплив перешкод. Ще однією проблемою є забезпечення надійності передачі даних. Вплив перешкод, затримок та флуктуацій сигналу вимагає адаптивних рішень, які можуть гарантувати високу якість обслуговування. Використання нових підходів до формування ансамблів сигналів дозволяє розробляти алгоритми кодування та модуляції, що покращують стійкість сигналу до таких факторів. Це особливо важливо в умовах мобільності користувачів та зміни параметрів каналу.

Окрім того, швидке зростання обсягів даних в КТМ викликає необхідність в ефективному управлінні ресурсами мережі. Застосування методів формування ансамблів складних сигналів дозволяє розробляти моделі для оптимізації розподілу ресурсів, таких як потужність передавача, частота та час передачі, що сприяє зниженню енергоспоживання та підвищенню ефективності роботи мережі. В умовах постійного збільшення кількості підключених пристроїв це стає особливо значущим завданням.

Нарешті, безпека передачі даних залишається важливим аспектом в когнітивних телекомунікаційних мережах. Використання ансамблів складних сигналів в збільшених об'ємах дозволяє розробляти методи захисту інформації від несанкціонованого доступу та атак. Завдяки гнучким і адаптивним властивостям таких ансамблів сигналів, можна забезпечити ефективний захист інформації в умовах невизначеності та зміни параметрів середовища.

Таким чином, застосування удосконалених методів та моделей формування ансамблів складних сигналів дозволяють вирішувати широкий спектр науково-практичних задач у безпроводових когнітивних телекомунікаційних мережах, включаючи ефективне використання спектра, підвищення надійності передачі, оптимізацію управління ресурсами та забезпечення безпеки даних. Це відкриває нові можливості для розвитку когнітивних мереж та підвищення ефективності в умовах сучасних технологічних викликів.

Значні обсяги сигналів можуть бути сформовані шляхом застосування методів часово-частотних декомпозицій для створення ансамблів сигналів на різних рівнях частотної та часової деталізації, що забезпечує підвищення пропускної здатності системи та покращення надійності передачі даних. У тому числі використання методів об'єднання даних з різних джерел та обробки на основі штучного інтелекту також дозволяє створювати ансамблі сигналів високої складності та забезпечувати стабільний зв'язок в умовах швидкозмінного та динамічного радіочастотного середовища [30, 43].

Формування ансамблів сигналів великих обсягів також можливо за рахунок використання багатоканального об'єднання сигналів, яке дозволяє підвищити стійкість до інтерференції та покращити якість зв'язку. У даному випадку, використання адаптивних фільтрів та алгоритмів обробки сигналів з урахуванням особливостей параметрів мережі дозволяє ефективно розпізнавати та компенсувати вплив різного виду перешкод та завад [13, 27].

Одним з ефективних методів збільшення обсягів ансамблів сигналів є багатоступеневе рекурентне часове-частотне сегментування, яке передбачає

постійну зміну тривалості часового сегменту та використання часових сегментів неоднакового значення [26, 59]. Це досягається наступними механізмами:

1. Зміна тривалості сегментів:

– динамічна адаптація в залежності від поточних характеристик сигналу (наприклад, частотного спектру), що забезпечує оптимальне налаштування обробки для кожного реального випадку і дозволяє враховувати як короткочасні імпульси, так і довготривалі коливання;

– оптимальний спектральний розділ за рахунок адаптивного налаштування, що дозволяє знизити рівень інтерференції між частотними компонентами сигналу, забезпечуючи точний аналіз.

2. Різні за значенням часові сегменти:

– часові сегменти неоднакової тривалості дозволяють досягти високої точності в аналізі частотних компонентів сигналу. Наприклад, довгі сегменти можуть використовуватися для аналізу низькочастотних компонентів, тоді як короткі сегменти – для високочастотних;

– зменшення завад за рахунок використання різних часових сегментів, бо кожен сегмент може бути оптимально налаштований для обробки специфічних частотних компонентів.

Основною метою даного методу є забезпечення високої якості та надійності передачі даних у когнітивних телекомунікаційних системах, що функціонують у складних і динамічних радіочастотних середовищах і обумовлюють удосконалення наступних параметрів.

1. Зменшення загального рівня інтерференції. За рахунок постійної зміни тривалості часового сегменту та використання часових сегментів неоднакового значення, метод дозволяє ефективно розподілити енергетичний спектр сигналу. Це знижує рівень міжканальної та міжсимвольної інтерференції, що сприяє покращенню якості зв'язку.

2. Оптимізація використання спектру. За рахунок зміни тривалості та значення часових сегментів, метод забезпечує більш ефективне використання доступного радіочастотного спектру, що у свою чергу дозволяє адаптувати

систему до змін в радіочастотному середовищі, підвищуючи її здатність до динамічної реорганізації і підвищення пропускної здатності.

3. Завадостійкість. Використання багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування допомагає підвищити стійкість сигналу до різноманітних завад, шумів та перешкод, що часто зустрічаються в реальних умовах експлуатації когнітивних радіомереж. Це дозволяє забезпечити стабільну та надійну передачу даних навіть у умовах високої щільності та активності користувачів.

4. Адаптивність та гнучкість системи. Запропонований метод дозволяє когнітивним телекомунікаційним мережам швидко та ефективно адаптуватися до змін у зовнішньому середовищі і до різноманітних варіацій навантаження мережі. Це включає автоматичне налаштування параметрів сигналу для підтримки оптимальної роботи системи, що є критично важливим для забезпечення безперервності та якості обслуговування.

5. Підвищення ефективності передачі даних. За рахунок ефективного сегментування часу і кодування сигналів, збільшуються обсяги переданих даних без втрати якості.

Запропонований метод формування ансамблів складних сигналів за допомогою багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування відрізняється від методів та моделей в роботах [70, 71, 72] своєю багатоступеневою рекурсивною обробкою часових сегментів, а в працях [70, 71, 72] використовуються фіксовані або одноразові підходи до сегментування. Такий метод дозволяє досягти більш точної деталізації процесів. Крім того, він містить адаптивне коригування параметрів сегментації у реальному часі, що забезпечує гнучкість і точність в умовах змінного середовища, а в [70, 71, 72] параметри сегментації залишаються статичними. Для реалізації запропонованого методу розроблено сучасні алгоритми компресії та когнітивні алгоритми для оптимізації якості передачі даних і мінімізації інтерференції.

Алгоритм реалізації методу формування ансамблів складних сигналів за допомогою багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування представлений на рис. 2.1.

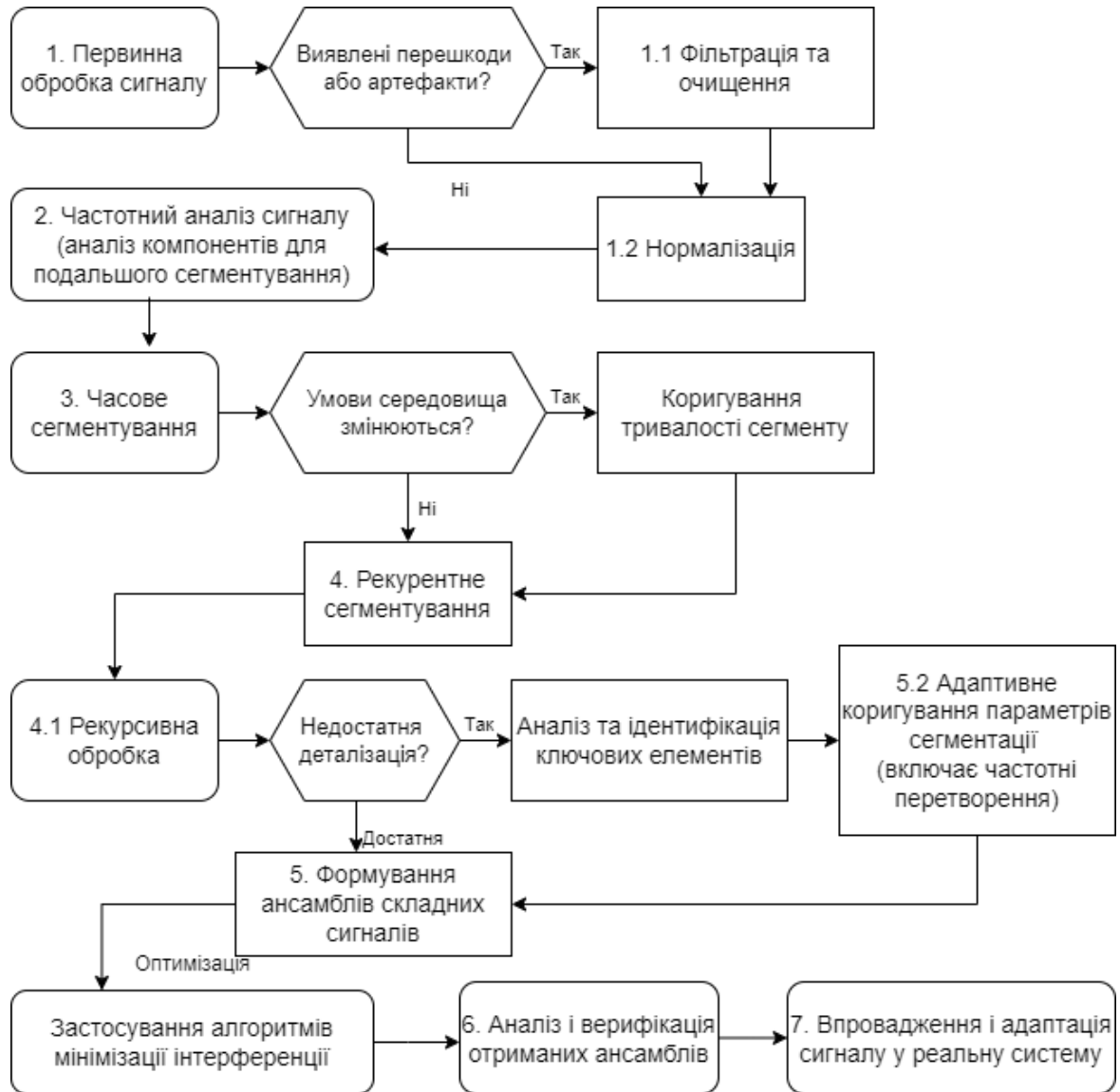


Рис. 2.1 – Алгоритм багаторівневого рекурентного методу

Розглянемо більш докладно етапи методу формування ансамблів складних сигналів за допомогою багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування.

1. Перший етап містить первинну обробку сигналів за рахунок фільтрації та очищення та нормалізації. А саме.

1.1 Фільтрація та очищення. Вхідний сигнал проходить через фільтри для видалення шумів та інших небажаних компонентів. Це забезпечує чистоту та чіткість сигналу перед подальшою обробкою. Фільтрація допомагає усунути низькочастотні та високочастотні завади, що можуть вплинути на якість сформованих ансамблів складних сигналів. Очищення сигналу також включає видалення артефактів, що можуть виникнути в процесі передачі або запису сигналу. У математичному вигляді фільтрація сигналу може бути описана за допомогою згортки вхідного сигналу $x(t)$ з імпульсною характеристикою фільтра $h(t)$: [84, 107]

$$y(t) = (x \cdot h)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t - \tau)d\tau, \quad (2.1)$$

де $y(t)$ – фільтрований сигнал;

$x(t)$ – вхідний сигнал;

$h(t)$ – імпульсна характеристика фільтра;

τ – змінна інтегрування.

Для видалення артефактів можна застосовувати методи вейвлет-фільтрації. Тобто, якщо $x(t)$ – вхідний сигнал, тоді його вейвлет-перетворення $W_x(a, b)$ буде мати вигляд математичного виразу [56]:

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \cdot dt, \quad (2.2)$$

де a – масштабний параметр;

b – параметр зміщення;

$\psi(t)$ – материнська вейвлет-функція;

$\psi^*(t)$ – комплексно-спряжена вейвлет-функція.

1.2 Нормалізація. Сигнал нормалізується для приведення його до стандартної форми та амплітуди. Це полегшує подальше сегментування та обробку, оскільки усуває вплив варіацій у рівні сигналу, які можуть викликати помилки при аналізі та сегментуванні. Нормалізація забезпечує узгодженість сигналів, що є особливо важливим при формуванні ансамблів складних сигналів. Нормалізація сигналу полягає в приведенні його до стандартної форми та амплітуди. Припустимо, що вхідний сигнал має середнє значення μ та стандартне відхилення σ , тоді нормалізований сигнал $x_{\text{norm}}(t)$ буде визначатись за формулою:

$$x_{\text{norm}}(t) = \frac{x(t) - \mu}{\sigma}, \quad (2.3)$$

де T – тривалість сигналу;

$\mu = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) dt$ – середнє значення сигналу;

$\sigma = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - \mu)^2 dt}$ – стандартне відхилення сигналу.

2. На другому етапі проводиться частотний аналіз сигналу, який дозволяє оцінити частотні компоненти сигналу, їх енергію та динамічні зміни. Етап включає в себе перетворення сигналу з часової області у частотну для виявлення тих частотних компонентів, що впливають на якість передачі даних. Основними задачами на етапі частотного аналізу є:

- оцінка частотних компонентів з визначенням домінуючих частотних складових сигналу, які можуть впливати подальшу обробку та передачу;
- оцінка розподілу енергії сигналу по частотах для виявлення частотних діапазонів з високою або низькою енергією;
- аналіз змін частотних компонентів з часом для ідентифікації динамічних характеристик сигналу.

Для проведення частотного аналізу зазвичай використовують вейвлет-перетворення формула (2.2) та перетворення Фур'є [61]. Для вхідного сигналу $x(t)$, його перетворення Фур'є прийме вигляд:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.4)$$

де $X(f)$ – спектральна характеристика сигналу; f – частота; j – уявна одиниця.

3. На третьому етапі проводиться часово-частотне сегментування, яке є ключовим етапом при синтезі ансамблів складних сигналів, оскільки цей процес забезпечує ефективну обробку та аналіз сигналу шляхом поділу на менші частини. Цей етап складається з двох додаткових етапів: динамічного визначення тривалості сегменту та розділення сигналу на сегменти (рис. 2.2).

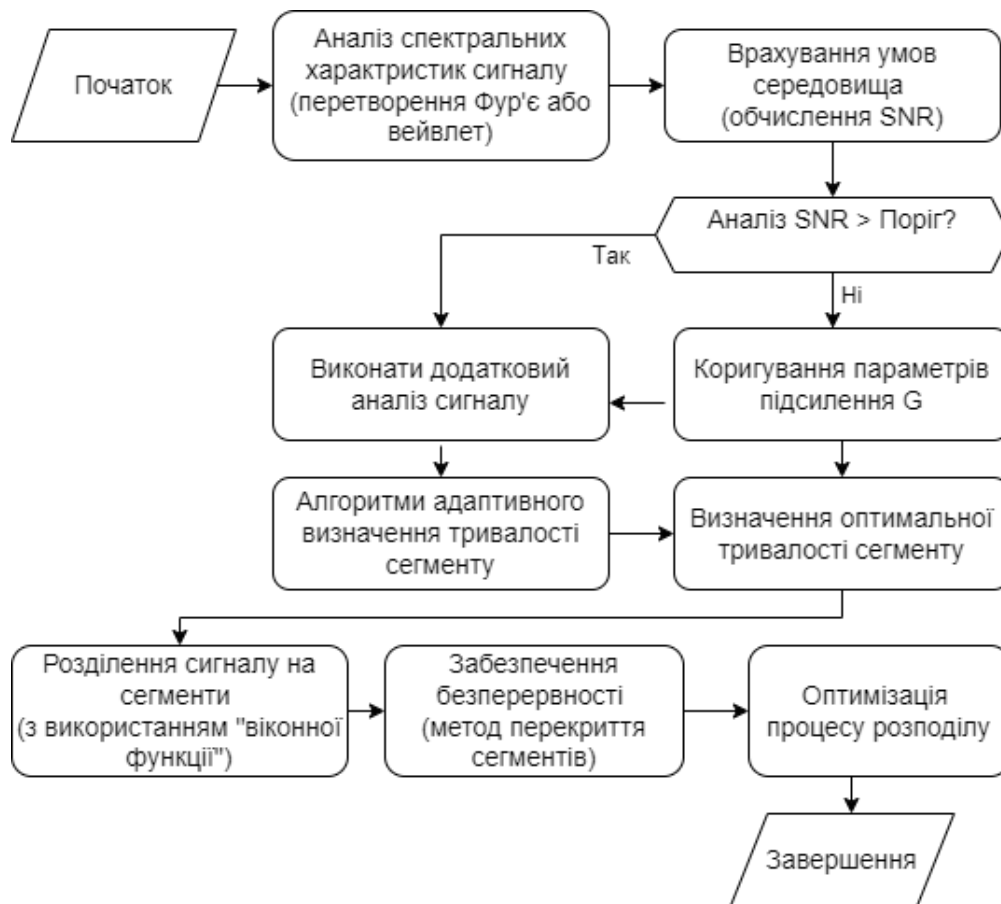


Рис. 2.2 – Алгоритм 3 етапу методу: «Часово-частотне сегментування»

3.1 Динамічне визначення тривалості сегменту. На цьому проміжному етапі визначається оптимальна тривалість часових сегментів на основі характеристик вхідного сигналу та вимог до точності обробки. Цей процес включає кілька важливих аспектів:

- аналіз спектральних характеристик сигналу: оцінка частотних компонентів, енергії сигналу та його динамічних змін. За допомогою, наприклад, перетворення Фур'є, чи інших аналогічних методів, виявляються основні частотні компоненти, що впливають на якість передачі даних. Аналіз спектральних характеристик можна виконувати за допомогою перетворення Фур'є (формула 2.4);

- врахування умов середовища: зміни в рівні шуму, наявність інтерференції, змінні параметри радіочастотного спектру. Динамічне визначення тривалості сегментів дозволяє адаптуватися до цих змін і забезпечити оптимальну обробку сигналу. Для врахування умов середовища, наприклад таких як рівень інтерференції, можна використовувати функцію. сигналу – шуму (SNR) [103].

Приймемо, що P_s – потужність сигналу, а P_n – потужність шуму (різних видів перешкод), тоді SNR можна визначити:

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \frac{P_s}{P_n}, \quad (2.5)$$

або SNR з врахуванням різних перешкод (відокремлюємо міжканальні та міжсимвольні завади, але враховуємо, що можуть бути інші види шуму):

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P_s G}{P_n + P_{ic} + P_{is}} \right), \quad (2.6)$$

де P_{ic} – потужність міжканальної інтерференції;

P_{is} – потужність міжсимвольної інтерференції;

G – коефіцієнт підсилення адаптивного алгоритму;

– алгоритми адаптивного визначення тривалості: наприклад, машинне навчання, дозволяє автоматично налаштовувати тривалість сегментів на основі аналізу вхідного сигналу [80, 96]. Такі алгоритми можуть враховувати минулі дані, поточні умови та прогнозовані зміни, що забезпечує високу точність та ефективність обробки. Якщо прийняти, що T_i – тривалість сегменту, то адаптивне значення тривалості можна записати математичною формулою:

$$T_i = f(x_i, \theta), \quad (2.7)$$

де x_i – поточний сигнал;

θ – параметри моделі, які налаштовуються.

3.2. Розділення сигналу на сегменти. Після визначення оптимальної тривалості часово-частотних сегментів сигнал розділяється на окремі сегменти. Цей підетап включає наступні кроки:

– розділення на основі характеристик сигналу: розподіл на сегменти неоднакового значення, враховуючи параметри сигналу. Кожен сегмент може мати різну тривалість в залежності від частоти, енергетичних характеристик та інше. Такий підхід дозволяє зберегти важливу інформацію та забезпечити її точну обробку. Розділення сигналу на сегменти $x_i(t)$, можна записати наступним математичним виразом [105]:

$$x_i(t) = x(t) \cdot w_i(t), \quad (2.8)$$

де $x_i(t)$ – i -й сегмент сигналу;

$w_i(t)$ – «віконна функція», що визначає тривалість сегменту;

– забезпечення безперервності та високої узгодженості між сегментами досягається за рахунок використання методів перекриття сегментів, де кожен наступний сегмент частково перекривається з попереднім. Це допомагає

уникнути втрати інформації на межах сегментів та зберегти цілісність сигналу. Для забезпечення неперервності та узгодженості між сегментами використовується метод перекриття сегментів:

$$T_i = (t_{i-1} + (T_i - L), t_i + T_i) \quad (2.9)$$

де L – тривалість перекриття між сегментами;

t_i – час початку i -го сегменту;

– оптимізація процесу розділу за рахунок алгоритмів адаптивного налаштування параметрів розподілу для кожного випадку, що забезпечує максимальну ефективність та точність обробки сигналу [5, 96]. У якості параметрів оптимізації може бути обрано будь який параметр, наприклад, мінімізацію функції втрат – $\min_{\theta} C(x, \theta)$, де C – функція втрат, яка вимірює ефективність розділення, θ – параметри моделі, що налаштовуються, x – вхідний сигнал.

4. Рекурентне сегментування забезпечує детальну та адаптивну порівневу обробку складних сигналів. Складається з рекурсивної обробки та адаптивного коригування.

4.1 Рекурсивна обробка полягає у поступовому розділенні кожного часового сегменту на підсегменти, що дозволяє досягти високої деталізації та точності аналізу. До основних кроків цього етапу належать:

– багаторівневе розділення: кожен часовий сегмент піддається подальшому розділенню на менші сегменти (підсегменти). Цей процес повторюється рекурсивно, таким чином, створюючи багаторівневу структуру сегментів (формула 2.7). На кожному рівні розділення обов'язково необхідно враховувати особливі характеристики сигналу, такі як: частота, амплітуда та тривалість та інші параметри. Додатково, частотний аналіз кожного підсегменту виконується за допомогою перетворення Фур'є або вейвлет-перетворення, що дозволяє отримати більш точні частотні характеристики;

– аналіз та ідентифікація ключових елементів: на кожному рівні рекурсивної обробки проводиться детальний аналіз отриманих підсегментів. Наприклад, це виявлення піків амплітуди, змін частоти або інших важливих характеристик, які впливають на якість передачі даних. Аналіз повинен містити не тільки часові характеристики, але й частотні, що виконуються за допомогою перетворення Фур'є або вейвлет-перетворення;

– збереження інформаційної цілісності оригінального сигналу шляхом рекурсивної обробки досягається шляхом ретельного аналізу та обробки кожного отриманого підсегменту, що дозволяє зберегти важливі деталі та уникнути втрати даних. Для цього необхідно враховувати як часові, так і частотні характеристики підсегментів, тобто необхідно виконання умови $x_{orig}(t) = \sum x_i(t)$.

Покроково алгоритм 4 етапу «Рекурентне сегментування» представлений на рис. 2.3.

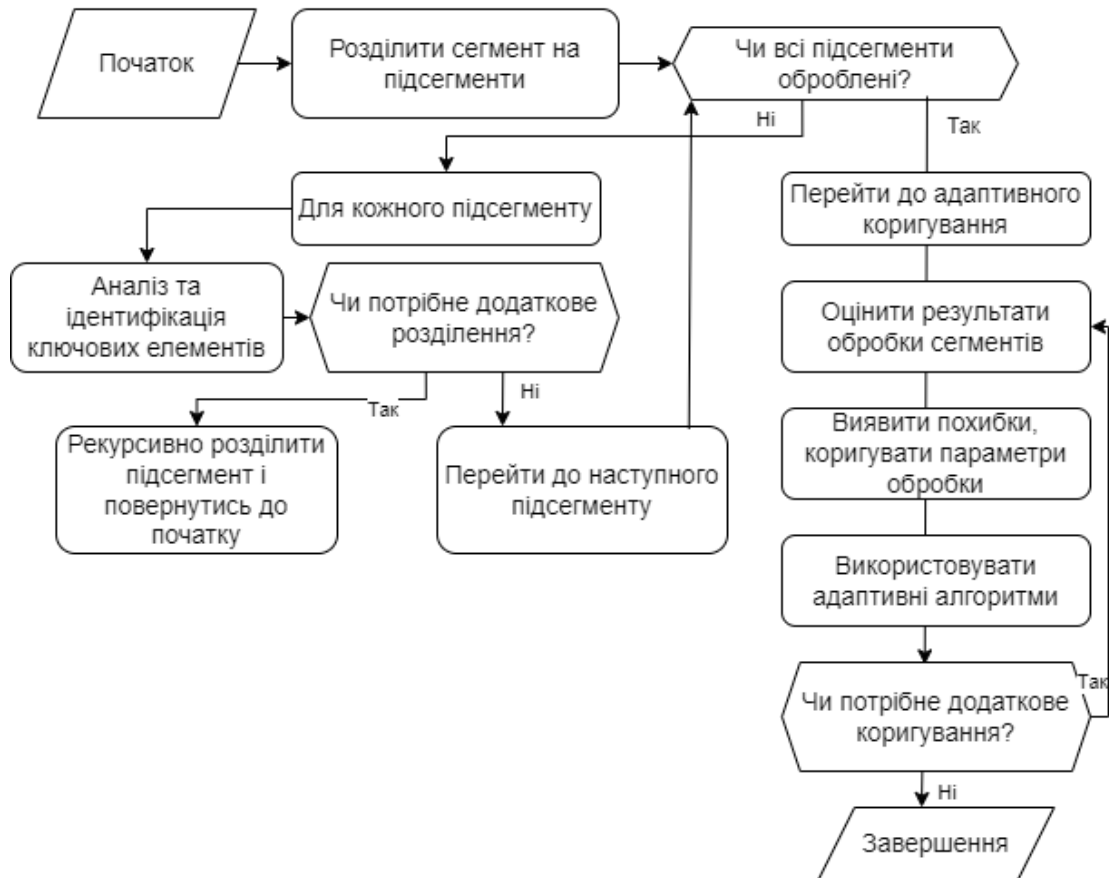


Рис. 2.3 – Алгоритм 4 етапу «Рекурентне сегментування»

4.2 Адаптивне коригування реалізується за допомогою:

– оцінки отриманих результатів на кожному рівні рекурсивної обробки, що дозволяє виявити похибки або розрахункові недоліки, а параметри сегментації та обробки коригуються на основі цієї інформації, що забезпечує підвищену точність та ефективність методу. Розраховується за формулою:

$$E = \frac{1}{N_{\text{seg}}} \sum_i (x_i - x_{\text{ref}})^2, \quad (2.10)$$

де E – оцінка похибки;

N_{seg} – кількість сегментів;

x_i – поточний сегмент сигналу;

x_{ref} – референсний (еталонний) сигнал;

– використання адаптивних алгоритмів, наприклад, таких як методи машинного навчання, які дозволяють автоматично налаштовувати параметри обробки сигналів у реальному часі, що забезпечує високу адаптивність методу до змінних умов навколишнього середовища та характеристик сигналу [5, 14, 96]. Ці алгоритми повинні враховувати як часові, так і частотні характеристики ансамблів складних сигналів;

– адаптивного коригування з врахуванням контексту сигналу та умов його передачі, а саме аналіз зовнішніх факторів, наприклад, інтерференції та інших параметрів, які впливають на якість сигналу. Коригування параметрів обробки з врахуванням зовнішніх факторів має вигляд:

$$P_{\text{adj}} = f(P_{\text{base}}, c), \quad (2.11)$$

де P_{adj} – тривалість перекриття між сегментами;

P_{base} – час початку i -го сегменту;

c – час початку i -го сегменту.

На основі цієї інформації здійснюється подальше коригування параметрів обробки для досягнення оптимальних результатів;

– постійного вдосконалення методу рекурентного сегментування шляхом інтеграції нових знань та досвіду. Це включає оновлення алгоритмів, вдосконалення методів аналізу та обробки, а також впровадження нових технологій для підвищення ефективності та точності.

5. Формування ансамблів сигналів. Цей етап складається з генерації ансамблів та їх подальшої оптимізації (рис. 2.4).

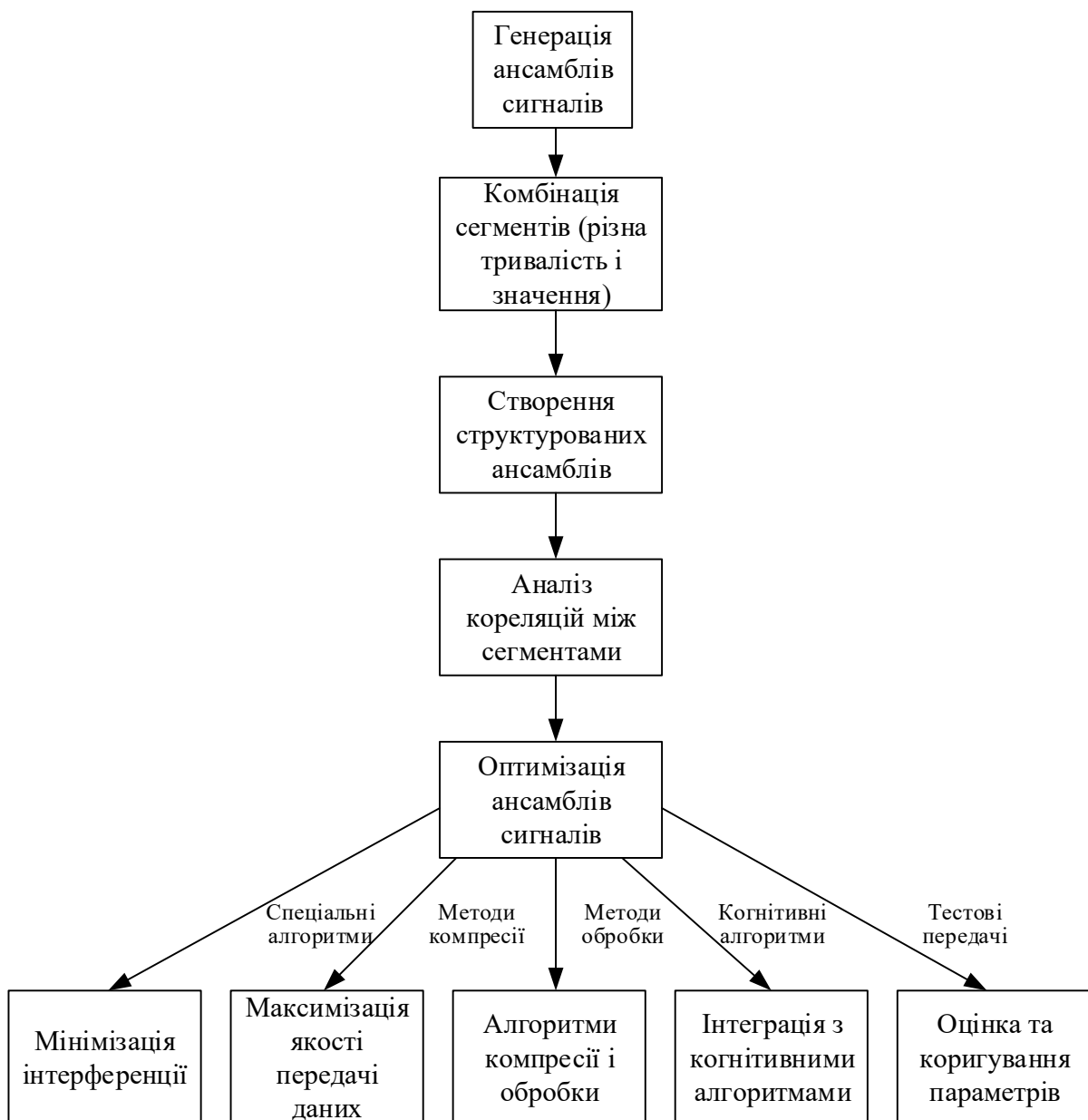


Рис. 2.4 – Алгоритм 5 етапу «Формування ансамблів складних сигналів»

5.1 Генерація ансамблів сигналів передбачає створення оптимальних комбінацій часових сегментів для забезпечення максимальної ефективності передачі даних. До основних кроків цього підетапу належать:

– комбінація сегментів, які мають різну тривалість та значення, що дозволяє враховувати різні характеристики вхідного сигналу та забезпечити адаптивність до змінних умов когнітивного середовища. Наприклад, для описання ансамблю складних сигналів S_n , який складається з часових сегментів $x_{ij}(t)$, які були обрані з бази сигналу B , і кожен такий сегмент має свої параметри тривалості, частоти F_i , амплітуди A_i і фази θ_i , математичні формули будуть мати наступний вигляд. Загальна формула 2.12, з врахуванням додаткових параметрів 2.13:

$$S_n = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}, \quad (2.12)$$

$$S_n = \{x_{ij}(t) = A_i \cdot \cos(2\pi F_i t + \theta_i) | x_{ij} \in N, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}, \quad (2.13)$$

де m – кількість можливих баз сигналу B ,

n – кількість сегментів;

– створення структурованих ансамблів складних сигналів відповідно до специфічних вимог системи радіо зв'язку, що включає розробку адаптивних алгоритмів для комбінації сегментів таким чином, щоб забезпечувалась одночасна максимальна ефективність передачі даних та баланс з впливом взаємної кореляції, яка може збільшуватись у випадку збільшення варіативності ансамблів складних сигналів [5, 14, 53, 96]. Крім того, алгоритми повинні враховувати як часові, так і частотні характеристики сегментів;

– аналіз кореляцій між різними сегментами сигналу, виконання умов ортогональності, які забезпечують мінімізацію взаємної кореляції між різними сегментами сигналу. Повна ортогональність, це коли кожна пара сигналів $x_i(t)$ та $x_j(t)$ має нульову взаємну кореляцію і записується математичним виразом:

$$C_{ij} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} x_i(t)x_j(t)dt}{\sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} x_i^2(t)dt \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x_j^2(t)dt}} = 0, \text{ де } i \neq j, \quad (2.14)$$

де C_{ij} – коефіцієнт взаємної кореляції між сегментами x_i та x_j .

Для забезпечення ортогональності в ансамблі складних сигналів із n елементів, необхідно, щоб кожна пара сигналів із цього ансамблю задовільняла умові $\int_{-\infty}^{\infty} x_i(t)x_j(t)dt=0$. В реальних умовах, при збільшенні обсягів ансамблів сигналів, особливо після проведення декомпозиції та перестановок, з метою утворення різних сигнальних варіацій, зростає ризик порушення умов ортогональності, що, відповідно, суттєво підвищує значення показника функції взаємної кореляції. У таких випадках необхідно виконувати додаткову оптимізацію, спрямовану на зниження кореляції та підтримання виконання умови ортогональності сигналів $\min_{x_i(t) x_j(t)} \sum_{i \neq j} C_{ij}$. [117].

5.2 Оптимізація ансамблів складних сигналів за рахунок:

– мінімізації інтерференції за допомогою спеціальних алгоритмів, таких як, алгоритм розподілу частот, адаптивного фільтрування, методів просторово-часового кодування, які враховують часово-частотні характеристики, що в результаті знижує рівень завад та покращує якість зв'язку [33, 117]. Умови оптимізації описуються формулою:

$$y(t) = \sum_k h_k x(t - \tau_k), \quad (2.15)$$

де $y(t)$ – вихідний сигнал;

h_k – коефіцієнт затухання;

$x(t)$ – вхідний сигнал; τ_k – затримка;

– максимізація якості передачі даних за рахунок використання методів компресії, які дозволяють зменшити обсяг переданих даних без втрати якості, та застосування ефективних кодеків для підвищення надійності передачі. Можна розрахувати за формулою:

$$R = \log\left(1 + \frac{S}{N}\right), \quad (2.16)$$

де R – швидкість передачі даних;

S – потужність сигналу;

N – загальна потужність завад;

– алгоритми компресії та обробки сигналів, які ефективно «стискають» дані, зменшуючи обсяг інформації, що передається, і таким чином, знижують вимоги до пропускної здатності. Також застосовуються різноманітні методи обробки сигналів, наприклад, такі як вейвлет-перетворення, для покращення якості сигналу та його стійкості до завад (формула 2.2) [34, 85];

– інтеграція з когнітивними алгоритмами, які автоматично адаптуються до змінних умов середовища. Наприклад, алгоритми машинного навчання, які аналізують поточні умови та роблять прогнози для налаштування параметрів сигналу в реальному часі (формула 2.7); [80, 90]

– оцінка та коригування параметрів сформованих ансамблів сигналів для досягнення оптимальних результатів, що включає використання тестових передач, аналізу зворотного зв'язку та інших методів (формула 2.10) [11,16].

6. На етапі аналізу і верифікації проводиться перевірка сформованих ансамблів складних сигналів з метою визначення їх відповідності експериментально заданим параметрам, які були встановлені для забезпечення оптимальної роботи системи. Цей процес включає комплексну оцінку якості та характеристик ансамблів сигналів для переконання, що вони задовольняють вимогам надійності та ефективності передачі даних [72, 79].

Зокрема, важливим аспектом перевірки є досягнення балансу між збільшенням обсягів ансамблів складних сигналів та збереженням умов взаємної кореляції між новоутвореними сигналами. Це означає, що під час збільшення кількості сигналів необхідно гарантувати, що взаємна кореляція не буде виходити за межі допустимих значень. Занадто висока кореляція може призвести до збільшення інтерференції, що знижує якість передачі даних, тоді як надто низька кореляція спричиняє втрату узгодженості сигналів, що впливає на когерентність і надійність. Тому цей етап аналізу і верифікації є ключовим для забезпечення того, що збільшення обсягів ансамблів не призводить до погіршення характеристик сигналів, а натомість сприяє досягненню оптимальної продуктивності та стабільності зв'язку в телекомунікаційній системі.

Блок-схема кроків на 6 етапі методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування представлена на рис. 2.5.

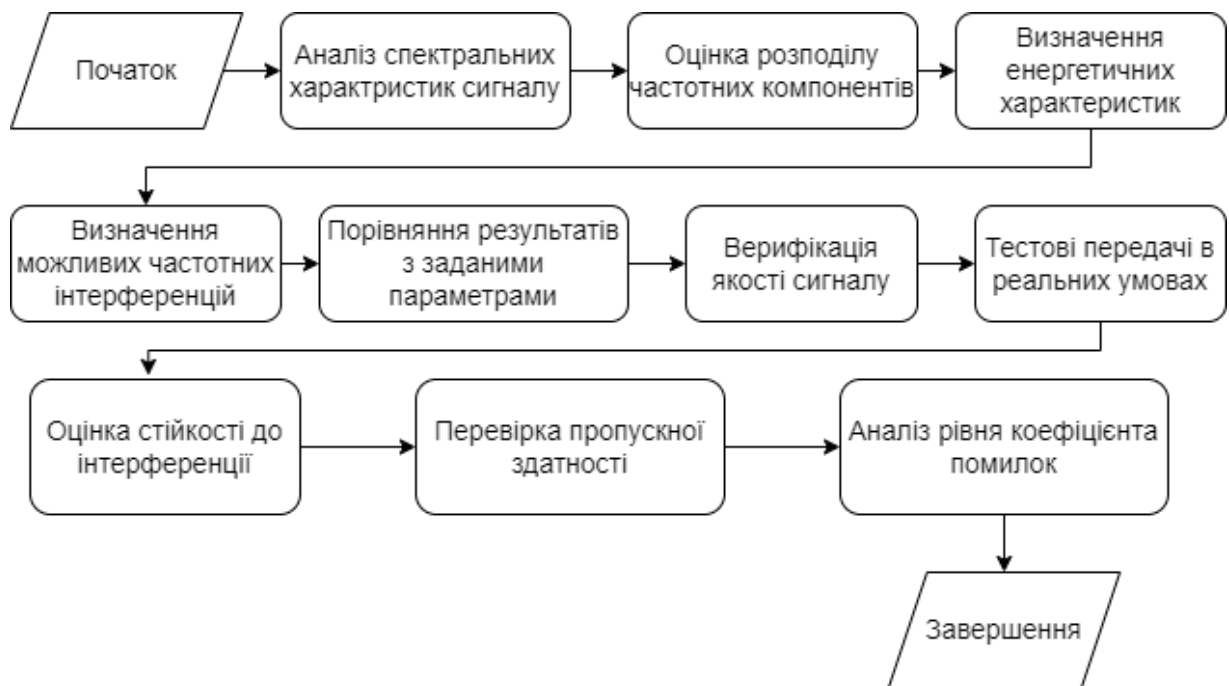


Рис. 2.5 – Блок-схема 6 етапу «Аналіз і верифікація»

6.1 Аналіз спектральних характеристик:

– оцінка розподілу частотних компонентів, визначення енергетичних характеристик та виявлення можливих частотних інтерференцій;

– порівняння отриманих результатів аналізу з заданими параметрами та вимогами до сигналу, з метою виявлення відхилень та недоліків.

Для аналізу спектральних характеристик сигналу доцільно використовувати перетворення Фур'є, а для визначення енергетичних характеристик сформованих ансамблів сигналів можна використати наступний математичний вираз [61]:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df, \quad (2.17)$$

де E – енергія сигналу;

$X(f)$ – спектральна характеристика сигналу.

Для часово-частотного сегментування також доцільно використовувати вейвлет-перетворення з метою детального аналізу як часових, так і частотних характеристик ансамблів складних сигналів, що дозволяє виявити короткочасні та довготривалі коливання.

6.2 Верифікація якості сигналу за рахунок:

- тестових передач в реальних умовах, що дозволяє оцінити реальні параметри сигналів в умовах справжньої телекомунікаційної мережі;
- оцінки стійкості до інтерференції: міжканальної та міжсимвольної (формули 3.5, 3.6);
- перевірки пропускної здатності сформованих сигналів для передачі великих обсягів даних без втрат якості зв'язку (визначається швидкість передачі даних (Capacity) – 2.18), а також з високою енергетичною ефективністю та низьким коефіцієнтом помилок [103].

$$C = W \cdot \log_2 \left(1 + \frac{S}{N} \right), \quad (2.18)$$

де C – пропускна здатність каналу; W – ширина смуги пропускання.

Для аналізу рівня коефіцієнта помилок (BER - Bit Error Rate):

$$BER = Q \left(\sqrt{\frac{2E_b}{N_0}} \right), \quad (2.19)$$

де BER – коефіцієнт помилок;

Q – функція квантування, оцінює ймовірність помилки;

E_b – енергія на біт, що передається;

N_0 – спектральна щільність потужності інтерференції.

Для часово-частотного сегментування також важливо враховувати аналіз як часових, так і частотних характеристик сигналу для оцінки стійкості до інтерференцій та виявлення короточасних і довготривалих помилок передачі.

7. Впровадження і адаптація. На заключному, сьомому етапі методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування проводиться інтеграція сформованих ансамблів складних сигналів у реальні телекомунікаційні системи та їх тестування в різних практичних умовах для оцінки ефективності. Одночасно здійснюється постійне оновлення та адаптація параметрів сегментації і формування сигналів у відповідь на зміни як часових, так і частотних характеристик радіочастотного середовища та навантаження мережі для забезпечення стабільної якості зв'язку.

2.2 Аналіз та обґрунтування вибору методу перетворення для оптимальної перестановки частотних сегментів при багаторівневому рекурентному часово-частотному сегментуванні

Для забезпечення ефективної обробки сигналів, оптимізації використання спектру та підвищення стійкості до перешкод у запропонованому методі багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування необхідно застосовувати різноманітні перетворення, які надають можливість по-різному

аналізувати та оптимізувати ансамблі складних сигналів. Вибір найбільш обґрунтовано ефективного методу перетворення має вирішальне значення для досягнення високої точності аналізу та обробки сигналів у когнітивних телекомунікаційних системах [12,17].

Теорема про перестановки сигналів обґрунтовує, що для кожного сигналу існує така перестановка частотних компонентів, при якій енергія сигналу в часовій області мінімізується. Це дозволяє реорганізувати спектр сигналу таким чином, щоб у часовій області сигнал став більш згладженим або, у випадку задачі стиснення, зберегти важливу інформацію, відкидаючи менш значущі компоненти. В рамках методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування така перестановка сприяє більш ефективному розподілу енергетичного спектру та зниженню рівня інтерференції [12,17].

Запропонований метод оптимізує обробку сигналів у різних додатках, включаючи зменшення обсягу даних та підвищення якості сигналу для подальшого аналізу чи обробки. Перестановка компонентів спектру сигналу впливає на його характеристики у часовій області, що дозволяє досягти бажаних науково-практичних результатів у відповідності з поставленими завданнями обробки ансамблів складних сигналів.

При обчисленні оптимальної перестановки частотних компонентів складних сигнальних ансамблів застосовуються різноманітні математичні методи, зокрема дискретне перетворення Фур'є, швидке перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення, косинусне перетворення та перетворення Гільберта. Проведемо докладний аналіз цих методів для вибору найбільш оптимального для методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування.

1. Дискретне перетворення Фур'є (DF) є ефективним інструментом для методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування, оскільки дозволяє точно визначити частотні компоненти сигналу. Що, у свою чергу, дає можливість оптимально налаштувати тривалість часових сегментів та здійснювати адаптивну обробку ансамблів складних сигналів, знижуючи рівень міжканальної та міжсимвольної інтерференції та покращуючи якість

передачі даних [43, 61]. У даному дослідженні, оскільки необхідно детально аналізувати спектральні характеристики сигналу, треба використовувати перетворення Фур'є з врахуванням «віконної» функції, яка дозволяє зосередитись на окремих частинах сигналу. Виходячи з цього формула (2.4) представлена у відповідному розділі, прийме вигляд:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.20)$$

Перевагою дискретного перетворення Фур'є для методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування є висока точність частотного аналізу, що важливо для аналізу спектральних характеристик, а також простота алгоритмів реалізації, бо вони вже існують на практиці, як і бібліотеки до них. Дискретне перетворення Фур'є є також ефективним для стаціонарних сигналів, де частотний склад не змінюється з часом.

Недоліком дискретного методу Фур'є є відсутність часової інформації, що робить це перетворення менш ефективним при аналізі нестационарних сигналів. Також недоліком є нездатність виявити короткочасні зміни частотних компонентів у сигналі і обмежене застосування для динамічних сигналів, зі змінним в часі частотним складом.

2. Швидке перетворення Фур'є (STFT Short-Time Fourier Transform) розділяє сигнал на короткі часові вікна і застосовує перетворення Фур'є до кожного з них. STFT сигналу $x(t)$ визначається як [61, 76]:

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w(\tau - t, \alpha) e^{-j2\pi (f+\beta)\tau} d\tau, \quad (2.21)$$

де α – параметр, що контролює форму віконної функції;

β – параметр, що враховує зміщення частоти для більш точного аналізу частотних компонентів.

До переваг швидкого перетворення Фур'є належить одночасний аналіз часових і частотних характеристик ансамблів складних сигналів, що важливо для нестационарних сигналів. Це дозволяє виявляти короточасні зміни частотних компонентів, а адаптивне налаштування «віконної» функції – дає можливість по оптимізації для різних типів сигналів.

До недоліків швидкого методу перетворення Фур'є належить: компроміс між часовою і частотною роздільною здатністю, що ускладнює одночасне досягнення високої точності в обох областях; підвищена обчислювальна складність алгоритмів у порівнянні зі класичним та дискретним перетворенням Фур'є; а також необхідність точного вибору розміру «віконної» функції, бо це може впливати на результати аналізу і потребує проведення додаткових налаштувань.

3. Вейвлет-перетворення – це математичний метод аналізу сигналів, який дозволяє розкласти сигнал на різні компоненти, що у свою чергу дозволяє аналізувати його на різних масштабах, виявляючи як довготривалі тренди (наприклад, зміни амплітуди або частоти сигналу), так і короточасні особливості (наприклад, імпульси або стрибки). Такі характеристики можуть бути ефективними при застосуванні методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування.

Завдяки вейвлет-перетворенню можна отримати одночасно хорошу часову та частотну локалізацію, що важливо для аналізу нестационарних сигналів з варіаціями у часі. Вейвлет-перетворення може бути налаштоване для адаптації до змінних характеристик сигналу, що дозволяє більш точно аналізувати та обробляти сигнали з нерівномірними частотними компонентами [56, 85, 97].

3.1 Безперервне вейвлет-перетворення (CWT – Continuous Wavelet Transform,). Забезпечує детальний аналіз сигналу на різних масштабах, але є обчислювально затратним методом. Описується формулою 2.2.

3.2 Дискретне вейвлет-перетворення (DWT – Discrete Wavelet Transform,) менш витратне для обчислювання порівняно з CWT, оскільки використовує

дискретні масштаби та зсуви для аналізу сигналу, визначається за формулою [97]:

$$DWT_x[j, k] = \sum_0^{N-1} x[n] \psi^* \left(\frac{n-2^j k}{2^j} \right), \quad (2.22)$$

де j – рівень масштабу;

k – зсув;

N – кількість зразків сигналу;

$x[n]$ – вхідний сигнал.

3.3 Мультирезолюційний аналіз (MRA) є методом, що використовує дискретне вейвлет-перетворення (DWT) для розбиття сигналу на різні частотні піддіапазони з різною роздільною здатністю. Основна відмінність MRA від DWT полягає у послідовній декомпозиції сигналу на різних масштабах, що дозволяє отримати багаторівневу структуру сигналу [97].

3.4 Дискретне вейвлет-перетворення пакетів (DWPT). Це також розширення DWT, яке працює з декомпозицією як наближених, так і детальних коефіцієнтів на кожному рівні, що забезпечує більш гнучкий та детальний аналіз сигналу. Формули наближених і детальних коефіцієнтів мають вигляд [97]:

$$A_{j+1}[k] = \sum_n h[n - 2k] A_j[n], \quad (2.23)$$

$$D_{j+1}[k] = \sum_n g[n - 2k] D_j[n], \quad (2.24)$$

де $h[n]$, $g[n]$ – фільтри високих і низьких частот;

$A_j[n]$ – наближені коефіцієнти на рівні j ;

$D_j[n]$ – детальні коефіцієнти на рівні j .

Попри переваги методу вейвлетів, він має недоліки. Недоліками методів вейвлет-перетворення є обчислювальна складність алгоритмів, необхідність в

експертних знань для обґрунтованого вибору материнської вейвлет функції, а також відсутність стандартизації між різновидами вейвлетів, що може ускладнювати інтеграцію різних підходів і порівняльну оцінку отриманих результатів.

4. Метод косинусного перетворення є різновидом Фур'є перетворення, який використовує тільки косинусні функції для аналізу сигналу. Це перетворення є особливо корисним для задач, де важлива симетрія та властивості сигналів у частотній області. В методі багаторівневого рекурентного часо-частотного сегментування, косинусне перетворення може бути використане для детального аналізу та обробки сигналів на різних масштабах і рівнях.

Дискретне косинусне перетворення (DCT) для сигналу $x(n)$ визначається за формулою [76]:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) k \right], \quad (2.25)$$

де X_k – коефіцієнти косинусного перетворення;

N – кількість зразків сигналу;

k – індекс частоти.

Дискретне косинусне перетворення має різновиди відмінні за способами обробки граничних умов сигналу

4.1 DCT-I: використовується для симетричних граничних умов. Розраховується за формулою [76]:

$$X_k = \frac{1}{2} [x_0 + (-1)^k x_{N-1}] + \sum_{n=1}^{N-2} x_n \cos \left[\frac{\pi}{N-1} nk \right], \quad (2.26)$$

4.2 DCT-II: Найпоширеніший тип дискретного косинусного перетворення, який використовує граничні умови, що забезпечують відсутність переривів у відкликах сигналу [76]. Формула (3.26).

4.3 DCT-III. Це інверсія DCT-II, яка на практиці використовується для оберненого перетворення [76]. Формула розрахунку:

$$x_n = \frac{1}{2}X_0 + \sum_{k=1}^{N-1} X_k \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) k \right], \quad (2.27)$$

4.4 DCT-IV. Цей різновид перетворення використовується для обробки сигналів без додаткових граничних умов [76]. Розраховується за формулою:

$$X_k = \sum_{n=1}^{N-1} x_n \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) \left(k + \frac{1}{2} \right) \right], \quad (2.28)$$

Перевагою методу косинусного перетворення є висока ефективність стискання даних, відносна обчислювальна простота та оптимальна локалізація у частотній області (підходить для аналізу симетричних сигналів). Проте, відсутність часової інформації обмежує його застосування для нестационарних сигналів.

5. Перетворення Гільберта. Дозволяє отримати аналітичний сигнал $z(t)$, який містить як реальну, так і уявну частини, забезпечує повну інформацію про сигнали, у тому числі, миттєва амплітуда та фаза. Це перетворення також дозволяє виявляти частотні компоненти сигналу без фазових зсувів, що підвищує точність аналізу і є корисним для адаптивної обробки сигналів на різних масштабах. Гільбертове перетворення $H\{x(t)\}$ сигналу $x(t)$ визначається [81]:

$$H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau, \quad (2.29)$$

Аналітичний сигнал $z(t)$ отримується шляхом додавання вихідного сигналу та його Гільбертового перетворення з врахуванням j – уявної одиниці, яка дозволяє представити фазову інформацію сигналу, що допомагає аналізувати миттєві амплітуди та фази. Формула аналітичного сигналу:

$$z(t) = x(t) + jH\{x(t)\}, \quad (2.30)$$

Попри переваги, Гілбертове перетворення має недоліки. Це обчислювальна складність та ненадання часової інформації про зміни частотних компонентів, що обмежує застосування при аналізі нестационарних сигналів.

Для обґрунтування ефективності методів перетворень змодельовано, що є задані послідовності сигналів (A, B, C, D). Послідовність A – це стаціонарний сигнал з постійною частотою та стабільною амплітудою; послідовність B – сигнал з лінійно зростаючою частотою (чірп-сигнал) та оптимальною частотною роздільною здатністю; послідовність C – сигнал з імпульсами та короткочасними перешкодами. Послідовність D – складний сигнал з комбінацією низьких і високих частот, варіативною амплітудою.

Було здійснено експериментальні розрахунки з метою виявлення для яких послідовностей ефективними будуть ті чи інші методи перетворення. Показники для аналізу: відношення сигнал-шум (SNR), частотна роздільна здатність (FFT – Frequency Resolution), коефіцієнт спотворення (THD – Total Harmonic Distortion), середнє значення амплітуди (MA – Mean Amplitude), та середнє квадратичне відхилення (RMS) (табл. 2.1-2.4, рис.2.6).

Таблиця 2.1 – Динаміка змін показників за перетворенням Фур'є

Показник	Послідовність A		Послідовність B		Послідовність C		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	20	28	25	32	18	26	22	30
FFT (Гц)	200	100	250	125	180	90	220	110
THD (%)	10	5	8	4	12	6	9	5
MA	1,5	1,55	1,8	1,85	1,3	1,35	1,6	1,65
RMS	0,8	0,75	0,9	0,85	0,7	0,65	0,85	0,80

Таблиця 2.2 – Динаміка змін показників за швидким перетворенням

Фур'є

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	20	30	25	35	18	28	22	32
FFT (Гц)	200	120	250	150	180	100	220	110
THD (%)	10	4	8	3	12	5	9	4
МА	1,5	1,65	1,8	1,9	1,3	1,4	1,6	1,7
RMS	0,8	0,7	0,9	0,8	0,7	0,6	0,85	0,75

Таблиця 2.3 – Динаміка змін показників за вейвлет перетворенням

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	20	32	25	36	18	30	22	31
FFT (Гц)	200	125	250	150	180	110	220	115
THD (%)	10	4	8	3	12	5	9	4
МА	1,5	1,85	1,8	1,9	1,3	1,4	1,6	1,7
RMS	0,8	0,85	0,9	0,82	0,7	0,68	0,85	0,76

Таблиця 2.4 – Динаміка змін показників за косинусним перетворенням

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	20	31	25	34	18	28	22	32
FFT (Гц)	200	110	250	140	180	95	220	105
THD (%)	10	4	8	3	12	5	9	4
МА	1,5	1,75	1,8	1,85	1,3	1,45	1,6	1,65
RMS	0,8	0,72	0,9	0,78	0,7	0,65	0,85	0,8

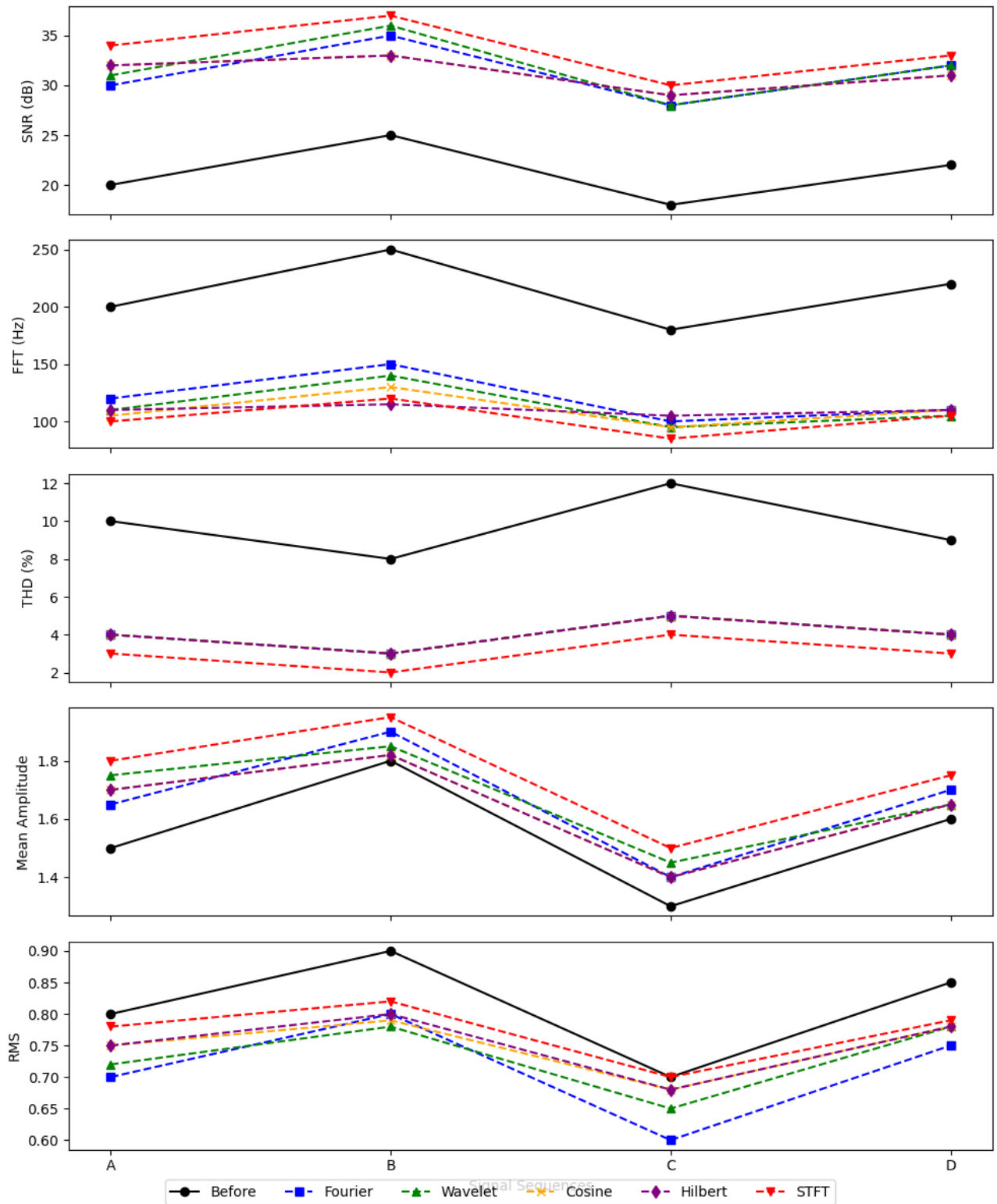


Рис. 2.6 – Динаміка зміни параметрів сигналів до та після застосування перетворень Фур'є, STFT, вейвлет, косинусного та Гілберта

Таблиця 2.5 – Динаміка змін показників за перетворенням Гілберта

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	20	32	25	33	18	29	22	31
FFT (Гц)	200	105	250	130	180	95	220	110
THD (%)	10	4	8	3	12	5	9	4
МА	1,5	1,7	1,8	1,82	1,3	1,4	1,6	1,65
RMS	0,8	0,75	0,9	0,79	0,7	0,68	0,85	0,78

Аналіз отриманих показників доводить, що найкращі результати удосконалення спостерігаються після застосування вейвлет перетворення, а саме: SNR на 15-20%, FFT на 10-15%, що вказує на його здатність краще відтворювати частотну структуру сигналу, зменшення THD на 20-25%, що є важливим фактором для збереження якості сигналу під час обробки, підвищення МА на 15-20%, що свідчить про його здатність до кращого відтворення амплітудних характеристик. Вейвлет перетворення також забезпечує удосконалення RMS на рівні 15-20%, що є індикатором зменшення варіацій амплітуди сигналу. Вейвлет перетворення найбільш ефективно для аналізу нестационарних сигналів, оскільки дозволяє точно визначати зміни в часі та частоті сигналу.

2.3 Аналіз і обґрунтування методів вибору фільтрів для підвищення ефективності багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування

У сучасних когнітивних телекомунікаційних системах зростає потреба в забезпеченні ефективної фільтрації ансамблів складних сигналів. Ця проблема обумовлена тим, що такі системи здатні змінювати параметри для налаштування до динамічних умов радіо середовища, що вимагає високої точності та швидкості обробки сигналів.

Ефективна фільтрація сигналів включає декілька основних аспектів, які забезпечують якість та надійність передачі даних. По-перше, це поліпшення співвідношення сигнал/шум (SNR), що дозволяє виділити корисний сигнал на фоні інтерференції. Високий рівень співвідношення сигнал/шум гарантує, що дані будуть передані з високою надійністю та мінімальними втратами. По-друге, зменшення міжканальної та міжсимвольної інтерференції значно покращує якість сигналу. Виключення цих видів завад знижує імовірність помилок під час передачі інформації. По-третє, адаптація до динамічних умов середовища є важливим аспектом ефективної фільтрації сигналів. Врахування змін у рівні інтерференції дозволяє підтримувати оптимальну якість зв'язку та стабільну роботу системи [107].

Метод багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування є необхідним інструментом для досягнення цих визначених цілей. Завдяки аналізу спектральних характеристик сигналу, обґрунтованому визначенню тривалості сегментів та використанню адаптивних алгоритмів, цей метод дозволяє ефективно розділяти та обробляти ансамблі складних сигналів. Він забезпечує неперервність та узгодженість між сегментами, що дозволяє уникнути втрати важливої інформації і підтримувати цілісність сигналу.

Для реалізації методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування доцільно використовувати наступні види фільтрів.

1. Фільтри Баттерворта забезпечують сигналу максимально гладку частотну характеристику без пульсацій у смузі пропускання, що зменшує спотворення сигналу і мінімізує вплив фільтрації на корисний сигнал. Крім того, ці фільтри можна реалізувати як в аналоговій, так і в цифровій формах, що є важливим для когнітивних телекомунікаційних систем, де часто потрібні обчислення в реальному або близькому до реального часу.

Основним недоліком фільтрів Баттерворта є менш крутий спад за межами смуги пропускання у порівнянні з фільтрами Чебишева або еліптичними фільтрами. Це може призвести до необхідності чіткого розмежування між

смугою пропускання і смугою загородження, щоб забезпечити бажану якість фільтрації [52, 107].

При визначення фільтра Баттерворта використовують.

1.1 Аналоговий прототип фільтра Баттерворта визначається за формулою:

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{s}{\omega_c}\right)^{2n}}}, \quad (2.31)$$

де s – комплексна змінна;

ω_c – частота зрізу;

n – порядок фільтра.

1.2 Цифровий фільтр Баттерворта. Отримується після застосування білінійного перетворення (інша назва – перетворення Тастина) до аналогового прототипу. Білінійне перетворення визначається за формулою:

$$s = \frac{2}{T} \cdot \frac{1 - Z^{-1}}{1 + Z^{-1}}, \quad (2.32)$$

де T – період дискретизації;

Z – комплексна змінна цифрової частоти.

Після білінійного перетворення, передаточна функція цифрового фільтра Баттерворта набуває вигляду математичного виразу:

$$H(Z) = \frac{b_0 + b_1 Z^{-1} + \dots + b_n Z^{-n}}{a_0 + a_1 Z^{-1} + \dots + a_n Z^{-n}}, \quad (2.33)$$

де a_i та b_i – коефіцієнти чисельника та знаменника передаточної функції, які обчислюються з використанням поліномів Баттерворта та білінійного перетворення.

2. Фільтри Чебишева. Мають відмінність від інших типів фільтрів своєю здатністю забезпечувати крутий спад у смузі загородження при відносно невеликому порядку фільтра. Фільтри Чебишева досягають цього за рахунок введення пульсацій у смузі пропускання (фільтри Чебишева типу I) або у смузі загородження (фільтри Чебишева типу II), що дозволяє ефективно відфільтровувати небажані частотні компоненти, зберігаючи при цьому значну частину корисного сигналу. Крім того, для досягнення заданих характеристик фільтрації фільтри Чебишева потребують більш низького порядку у порівнянні з іншими фільтрами, за рахунок їх простіше реалізувати на практиці.

До недоліків фільтрів Чебишева типу I належать пульсації у смузі пропускання, що призводить до спотворень сигналу. Крім того, при цифровій реалізації фільтри Чебишева вважаються менш стабільними при високих порядках фільтра [52, 107]. Передаточна функція аналогового фільтра Чебишева типу I порядку n визначається як:

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 T_n^2\left(\frac{s}{\omega_c}\right)}}, \quad (2.34)$$

де T_n – поліном Чебишева порядку n ;

ϵ – параметр пульсації у смузі пропускання.

3. Еліптичні фільтри (фільтри Кауера) популярні в застосуванні, оскільки забезпечують крутий спад у смузі загородження при відносно низькому порядку фільтра. Еліптичні фільтри мають рівні пульсації як у смузі пропускання, так і в смузі загородження, що дозволяє за допомогою них оптимально розділяти сигнали з мінімальними втратами. Ці фільтри забезпечують високу ефективність при розділенні частотних компонентів, що дозволяє зберегти максимальну частину корисного сигналу та водночас мінімізує вплив небажаних частот.

Для реалізації еліптичних фільтрів у методі багаторівневого часово-частотного рекурентного сегментування важливо враховувати їх здатність забезпечувати високий ступінь розділення частот при мінімальному порядку. Це дозволяє ефективно аналізувати та обробляти сигнали на різних рівнях рекурсивної обробки, зберігаючи при цьому високу точність і деталізацію [108].

Попри переваги, еліптичні фільтри мають суттєвий недолік – наявність пульсацій як у смузі пропускання, так і в смузі загородження, що може призвести до спотворення сигналу, особливо при значних амплітудних пульсаціях. Крім того, еліптичні фільтри можуть бути складнішими для практичної реалізації, особливо в аналоговій формі, через складні поліноми передаточної функції. Передаточна функція аналогового еліптичного фільтра порядку n з пульсаціями в смузі пропускання ϵ та пульсаціями в смузі загородження r задається математичним виразом [108]:

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 R_n^2 \left(\frac{s}{\omega_c}\right)}}, \quad (2.35)$$

де R_n^2 – еліптичний поліном порядку n .

Еліптичні поліноми забезпечують рівні пульсації як у смузі пропускання, так і в смузі загородження, що робить їх ефективними для різних задач фільтрації.

4. Фільтри Кайзера відомі своїм застосуванням у цифровій обробці сигналів, оскільки гнучкі та здатні забезпечувати оптимальне придушення інтерференції при заданих характеристиках фільтрації. Вони базуються на «вікні Кайзера», яке використовується для створення фільтрів із заданими характеристиками смуги пропускання і загородження.

Фільтри Кайзера забезпечують високу рівень контролю над заданими параметрами фільтрації, що робить їх високоефективними для застосувань, де потрібно точно налаштувати смугу пропускання і смугу загородження.

Основною перевагою фільтрів є їх гнучкість, що дозволяє регулювати параметри фільтра, наприклад, ширину перехідної зони та рівень загасання, для досягнення оптимальних результатів. Вони також мають рівномірну амплітудно-частотну характеристику в смузі пропускання, що допомагає уникнути спотворень сигналу.

Недоліком фільтрів Кайзера є складність їх проектування у порівнянні з іншими видами фільтрів, через необхідність налаштування одночасно декількох параметрів. Крім того, для деяких специфічних застосувань може бути важко знайти оптимальні значення параметрів, що забезпечують необхідні характеристики фільтрації.

Фільтри Кайзера ефективно застосовувати в методі багаторівневого рекурентного сегментування завдяки їх здатності контролювати параметри фільтрації: розділення та рекурсивна обробка сигналів на різних рівнях. «Вікно Кайзера» розраховується за формулою [107, 108]:

$$w[n] = I_0 \left(\beta \sqrt{1 - \left(\frac{2n}{N-1} - 1 \right)^2} \right) / I_0(\beta), \quad (2.36)$$

де I_0 – модифікована нульова функція;

β – параметр, що визначає форму «вікна Кайзера»;

n – номер відліку;

N – довжина «вікна Кайзера».

5. Фільтри Бесселя мають максимальну плоску фазову характеристику, що забезпечує мінімальну групову затримку і рівномірну фазову характеристику в межах смуги пропускання без резонансних піків. Ця особливість важлива для збереження форми сигналу, особливо коли необхідно уникнути фазових спотворень, чого необхідно дотримуватись в методах багаторівневого рекурентного часового сегментування, де використовують часові сегменти неоднакової тривалості.

Фільтри Бесселя належать до лінійно-фазових фільтрів і не мають настільки крутих спадів амплітудно-частотної характеристики, як фільтри Чебишева чи Баттерворта, що може бути недоліком у додатках, де потрібне різке відсічення частот. Через плавний спад фільтри Бесселя мають нижчу селективність, що може призвести до менш ефективного видалення перешкод поза смугою пропускання [107, 108]. На практиці для розрахунку фільтрів Бесселя використовуються поліном Бесселя $T_n(s)$ для фільтра порядку n :

$$T_n(s) = \sum_{k=0}^n a_k s^k, \quad (2.37)$$

де s – комплексна змінна, а коефіцієнти a_k розраховуються таким чином, щоб забезпечити максимально плоску фазову характеристику.

Амплітудно-частотна характеристика для фільтра Бесселя порядку n визначається за формулою:

$$H(s) = \frac{\omega_c^n}{T_n(s)}, \quad (2.38)$$

де ω_c^n – частота зрізу фільтра.

6. Гібридні підходи. Об'єднують переваги різних методів фільтрації для досягнення оптимальних характеристик обробки. Застосовуються для вирішення складних задач, де застосування одного типу фільтра може бути недостатнім для забезпечення необхідної якості та точності [107]. Наприклад, можна поєднувати фільтри Баттерворта, що забезпечують гладку частотну характеристику, з фільтрами Чебишева, які мають крутий спад у смузі загородження. Це дозволяє одночасно зменшити спотворення сигналу та забезпечити високу завадостійкість.

Математична формула гібридного фільтру, що складається з фільтрів Баттерворта та Чебишева буде мати вигляд:

$$H_{\text{hybrid}}(s) = H_{\text{Butterworth}}(s) \cdot H_{\text{Chebyshev}}(s), \quad (2.39)$$

Гібридні підходи також дозволяють досягти високої точності обробки за рахунок використання адаптивних алгоритмів. Наприклад, можна застосувати методи машинного навчання для налаштування параметрів фільтрів на основі аналізу поточних даних.

Недоліком гібридних підходів є їх складність, а саме великий обсяг обчислень та ретельне налаштування параметрів. Крім того, для розробки таких систем необхідні спеціалісти з глибокими знаннями у галузі цифрової обробки сигналів та алгоритмів машинного навчання.

Для обґрунтування ефективності застосування різних фільтрів для практичної реалізації методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування, змодельємо різні послідовності та проведемо їх аналіз за допомогою фільтрів Баттерворта, Чебишева, Бесселя, Кайзера, еліптичних та гібридних фільтрів (код на мові Python представлений в Додатку Г). Для аналізу задано параметри чотирьох послідовностей (табл. 2.6-2.11, рис. 2.7):

- послідовність А – сигнал з чистою синусоїдальною формою з низьким рівнем білого шуму;
- послідовність В – сигнал з синусоїдальною формою з помірним рівнем білого шуму;
- послідовність С – сигнал з синусоїдальною формою з високим рівнем імпульсного шуму;
- послідовність D – сигнал з багаточастотними компонентами та високим рівнем білого шуму (рис. 2.7 – до фільтрації, рис. 2.9 – після).

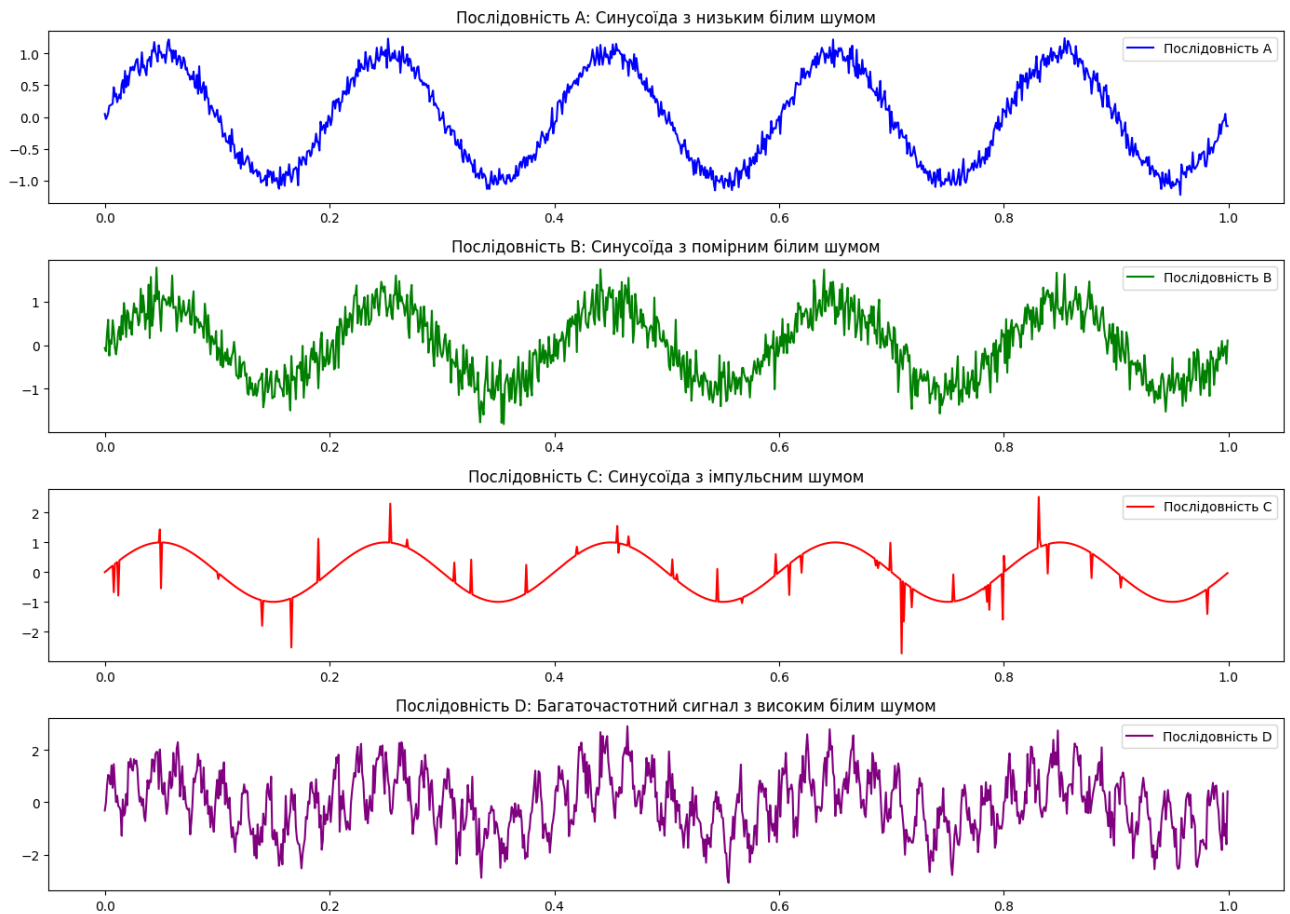


Рис. 2.7 – Послідовності А,В, С, D до фільтрації

У якості ефективності показників для аналізу обрано:

- SNR (Signal-to-Noise Ratio) – співвідношення сигнал/шум, щоб перевірити, як добре той чи інший фільтр усуває шум;
- пік-фактор PF (Peak Factor) – це відношення пікової амплітуди до середньоквадратичного значення сигналу;
- групова затримка GD (Group Delay) – вимірює затримку сигналу через фільтрацію;
- коефіцієнт гармонічних спотворень THD (Total Harmonic Distortion) – показник, який оцінює рівень гармонічності спотворень сигналу після фільтрації;
- енергія сигналу E – загальна енергія сигналу до і після обробки.

Таблиця 2.6 – Аналіз змін показників після застосування фільтра

Баттерворта

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30,0	36,5	20	27,3	10,0	17,5	5,0	12,6
PF	3,0	2,8	3,2	3,04	3,5	3,23	4,0	3,65
GD (мс)	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05
THD (%)	0,1	0,07	0,30	0,35	0,5	0,35	1,0	0,63
E	1,00	0,98	1,00	0,96	1,00	0,94	1,00	0,92

Таблиця 2.7 – Аналіз змін показників після застосування фільтра

Чебишева

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30	35,5	20	26,3	10	14,7	5	11,6
PF	3,0	2,85	3,2	3,05	3,5	3,25	4,0	3,72
GD (мс)	0,01	0,06	0,01	0,06	0,01	0,06	0,01	0,06
THD (%)	0,1	0,08	0,3	0,22	0,5	0,38	1,0	0,73
E	1,00	0,97	1,00	0,95	1,00	0,93	1,00	0,91

Таблиця 2.8 – Аналіз змін показників після застосування фільтра Бесселя

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30	34,5	20	25,6	10	14,7	5	9,8
PF	3,0	2,9	3,2	3,1	3,5	3,3	4,0	3,85
GD (мс)	0,01	0,04	0,01	0,04	0,01	0,04	0,01	0,04
THD (%)	0,1	0,09	0,3	0,25	0,5	0,42	1,0	0,82
E	1,00	0,99	1,00	0,97	1,00	0,95	1,00	0,93

Таблиця 2.9 – Аналіз змін показників після застосування еліптичного фільтра

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30	37,2	20	28,8	10	16,3	5	12,4
PF	3,0	2,75	3,2	2,95	3,5	3,15	4,0	3,54
GD (мс)	0,01	0,06	0,01	0,06	0,01	0,06	0,01	0,06
THD (%)	0,1	0,06	0,3	0,18	0,5	0,33	1,0	0,55
E	1,00	0,98	1,00	0,96	1,00	0,94	1,00	0,92

Таблиця 2.10 – Аналіз змін показників після застосування фільтра Кайзера

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30	35,4	20	26,6	10	16,7	5	11,8
PF	3,0	2,85	3,2	3,0	3,5	3,19	4,0	3,6
GD (мс)	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05
THD (%)	0,10	0,07	0,3	0,23	0,5	0,36	1,0	0,63
E	1,00	0,98	1,00	0,96	1,00	0,94	1,00	0,92

Таблиця 2.11 – Аналіз змін показників після застосування гібридного підходу (фільтри Баттерворта та Чебишева)

Показник	Послідовність А		Послідовність В		Послідовність С		Послідовність D	
	До	Після	До	Після	До	Після	До	Після
SNR (дБ)	30	50	20	40	10	30	5	28
PF(-)	3,0	2,6	3,2	2,7	3,5	2,8	4,0	3,1
GD (мс)	0,00	0,08	0,00	0,08	0,00	0,08	0,00	0,08
THD (%)	0,1	0,02	0,3	0,08	0,5	0,16	1,0	0,3
E (J)	1,00	0,95	1,00	0,93	1,00	0,91	1,00	0,89

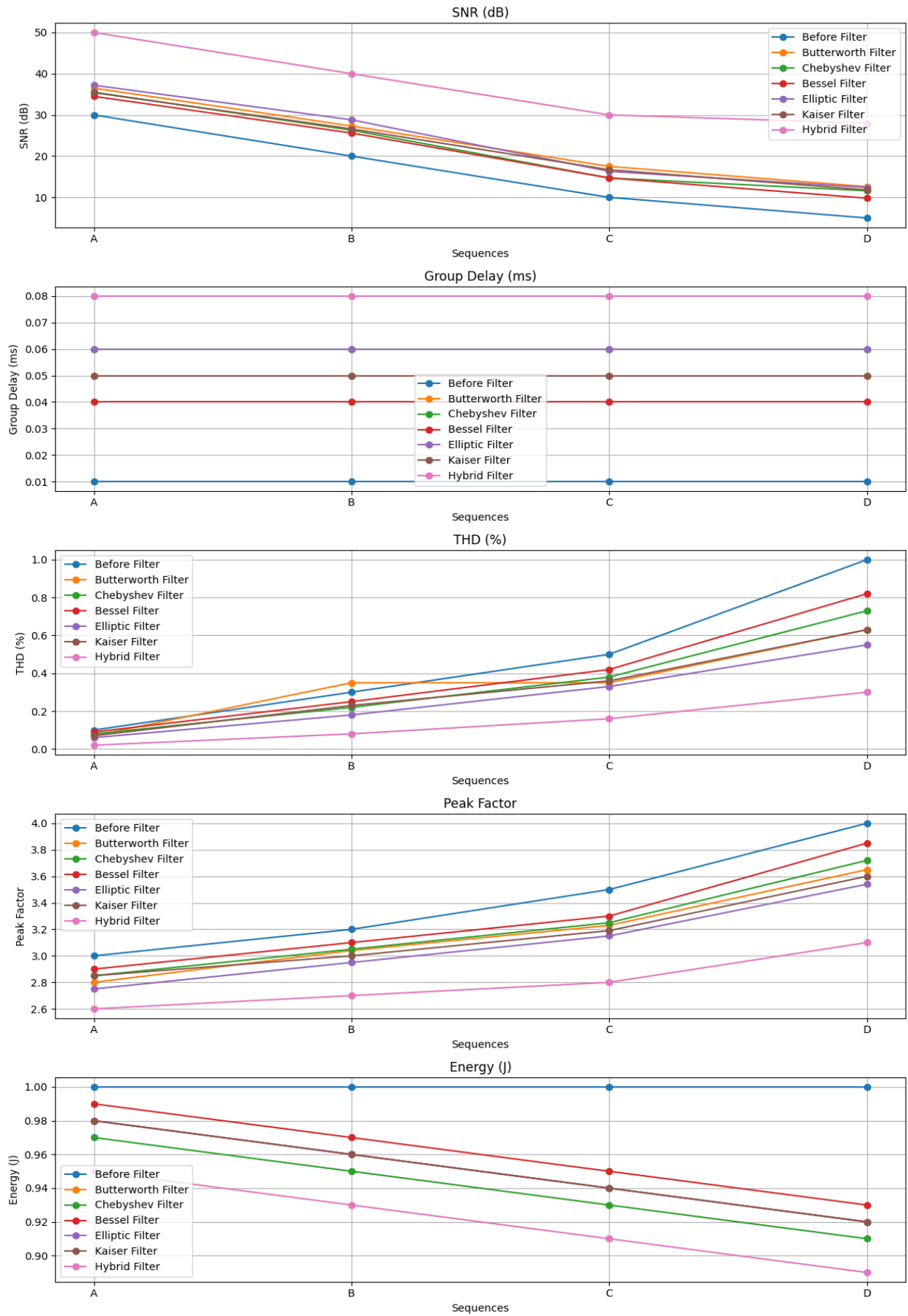


Рис. 2.8 – Зміна показників після застосування різних видів фільтрів

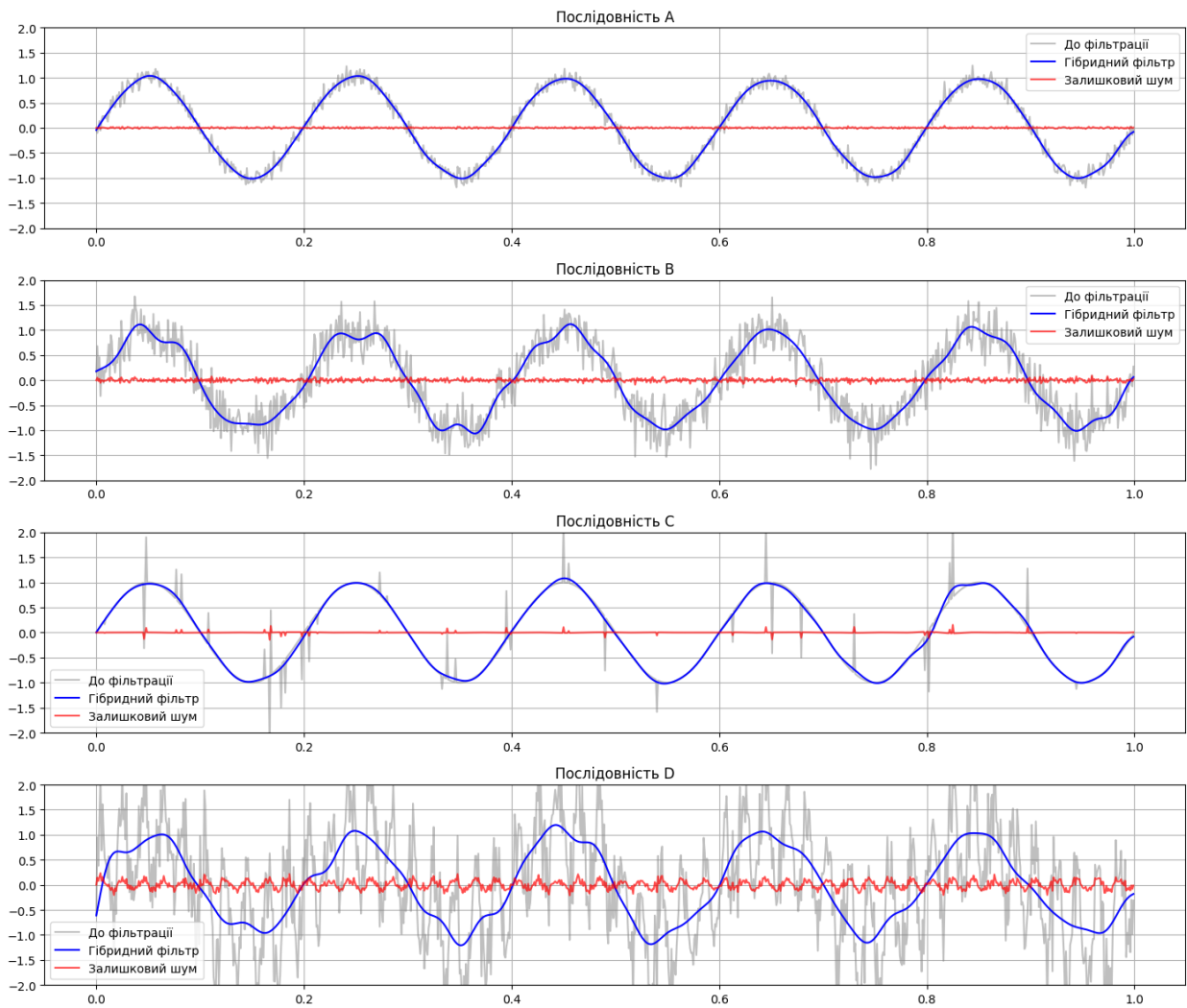


Рис. 2.9 – Послідовності А, В, С, D після фільтрації

Аналіз проведених розрахунків, дозволив зробити наступні висновки.

1. Після застосування фільтра Баттерворта показник SNR підвищується для всіх послідовностей. Для Послідовності А на 21,7%, для Послідовності В – на 36,5% , для Послідовності С – на 75,0% , а для Послідовності D – на 152,0%. Таке суттєве зростання для послідовності D обумовлено низьким початковим значенням $SNR = 5$ дБ і показує ефективне зниження рівня шуму. Пік фактор після фільтрації знижується в діапазоні від 5% до 8,8% для всіх послідовностей, що свідчить про успішне згладжування пікових амплітуд сигналу. Групова затримка зростає з 0,01 мс до 0,05 мс для всіх послідовностей. Це означає, що після фільтрації сигнал буде затримуватися на 0,04 мс довше, що є характерним

для фільтра Баттерворта і вказує на незначне збільшення затримки при обробці сигналу.

Рівень гармонічних спотворень (THD) знижується для Послідовності А на 30%, що вказує на успішне придушення небажаних гармонійних компонентів. Проте для інших послідовностей відбувається збільшення THD, що показує, що фільтр Баттерворта може збільшувати гармонічні спотворення в залежності від природи сигналу. Енергія сигналу (Е) незначно знижується для всіх послідовностей після фільтрації за Баттервортом в діапазоні від 2% до 8%, що свідчить про втрату частини потужності сигналу, що може бути результатом придушення шуму та небажаних компонентів під час фільтрації.

2. Порівняно з фільтром Баттерворта, фільтр Чебишева забезпечує менше підвищення SNR: для Послідовності А на 18,3% (проти 21,7% у Баттерворта), для Послідовності В на 31,5% (проти 36,5%), для Послідовності С на 47% (проти 75%), і для Послідовності D на 132% (проти 152%). Зниження пік-фактора також менше, що вказує на меншу ефективність згладжування сигналу. Групова затримка у фільтра Чебишева вища – 0,06 мс проти 0,05 мс у Баттерворта, що може бути критичним для застосування для деяких додатків. THD після фільтра Чебишева знижуються краще, ніж у Баттерворта, що свідчить про ефективніше придушення небажаних компонентів сигналу. Енергія сигналу після фільтрації знижується більш суттєво, що свідчить про втрати, пов'язані з агресивнішим придушенням шуму.

3. Після застосування фільтра Бесселя спостерігається помірне підвищення SNR: для Послідовності А на 15% (з 30 дБ до 34,5 дБ), для Послідовності В на 28% (з 20 дБ до 25,6 дБ), для Послідовності С на 47% (з 10 дБ до 14,7 дБ), а для Послідовності D традиційно вище – на 96% (з 5 дБ до 9,8 дБ). Це підвищення менше, ніж у фільтрів Баттерворта і Чебишева, але забезпечує краще збереження фазових характеристик. Пік-фактор знижується лише незначно, вказуючи на те, що фільтр Бесселя менш агресивно згладжує пікові амплітуди сигналу. Групова затримка залишається низькою і становить 0,04 мс, що є ключовою перевагою цього фільтра. THD знижуються, але не настільки суттєво, як у інших фільтрів.

Енергія сигналу знижується незначно, що свідчить про добру збереженість сигналу після фільтрації.

4. Після застосування еліптичного фільтра SNR значно підвищується: для Послідовності А на 24%, для Послідовності В на 44%, для Послідовності С на 63%, і для Послідовності D на 148%. Це підвищення обумовлене ефективним придушенням небажаних частот. Пік-фактор знижується на 8-11%, вказуючи на згладжування пікових амплітуд. Групова затримка зростає до 0,06 мс, що є компромісом для такого рівня фільтрації. THD знижуються на 34-45%, що свідчить про ефективне придушення гармонік. Енергія сигналу знижується на 2-8%, що вказує на помірні втрати при фільтрації. Еліптичний фільтр забезпечує найвище підвищення SNR та найкраще придушення гармонічних завад серед усіх розглянутих фільтрів, хоча і має більшу групову затримку.

5. Після застосування фільтра Кайзера SNR підвищується для всіх послідовностей: для Послідовності А на 18% (з 30 дБ до 35,4 дБ), для Послідовності В на 33% (з 20 дБ до 26,6 дБ), для Послідовності С на 67% (з 10 дБ до 16,7 дБ), і для Послідовності D на 136% (з 5 дБ до 11,8 дБ). Це підвищення показує збалансовану ефективність фільтра Кайзера. Пік-фактор знижується на 5-10%, що вказує на помірне згладжування пікових амплітуд. Групова затримка залишається на рівні 0,05 мс для всіх послідовностей, що забезпечує прийнятний баланс між фільтрацією і затримкою. Гармонічні завади (THD) знижуються на 23-37%, що свідчить про ефективне придушення небажаних компонентів сигналу. Енергія сигналу знижується на 2-8%, що вказує на помірні втрати при фільтрації.

6. Після застосування гібридного підходу, який поєднує фільтри Баттерворта та Чебишева, спостерігається суттєве підвищення SNR для всіх послідовностей. Для Послідовності А SNR + 67%, для Послідовності В на 100%, для Послідовності С на 200% (з 10 дБ до 30 дБ), і для Послідовності D на 460% (з 5 дБ до 28 дБ). Це значне підвищення демонструє ефективність гібридного підходу в придушенні шуму. Пік-фактор (PF) суттєво знижується для всіх

послідовностей, що вказує на ефективне згладжування пікових амплітуд від 13,3% для Послідовності А до 22,5% для Послідовності D.

Групова затримка (GD) збільшується до 0,08 мс для всіх послідовностей, що є вищим показником у порівнянні з іншими дослідженими фільтрами, але це виправдано значним підвищенням якості сигналу.

Гармонічні спотворення (THD) знижуються до дуже низьких рівнів. Енергія сигналу (E) знижується на 5-11%, що свідчить про помірні втрати, пов'язані з агресивною фільтрацією та придушенням шуму, однак ці втрати компенсуються якісним сигналом.

Для послідовностей з білим шумом (А, В і D) найкраще підходить еліптичний фільтр завдяки його здатності ефективно придушувати широкий спектр частотних завад, зберігаючи при цьому високий рівень SNR. Для послідовності С, яка має високий рівень імпульсного шуму, краще використовувати фільтр Кайзера або гібридний підхід (Баттерворта та Чебишева), оскільки ці фільтри ефективно знижують імпульсні завади та забезпечують високу якість сигналу.

Для запропонованого методу багаторівневого рекурентного часового сегментування, орієнтованого на формування ансамблів складних сигналів з збільшеними обсягами, ефективним буде гібридний підхід (фільтри Баттерворта та Чебишева), бо він забезпечує ефективне придушення шуму та гармонічних спотворень при збереженні високого рівня SNR, що важливо при роботі з великими обсягами сигналів. Гібридний підхід також забезпечує гнучкість у налаштуванні фільтрації для різних частотних компонентів, що є перевагою при обробці складних сигналів.

При практичному застосуванні методу обов'язково слід враховувати, що збільшення обсягів ансамблів складних сигналів може підвищити рівень взаємної кореляції між сигналами, тому важливо збалансувати ці фактори для підтримання заданого рівня завадостійкості когнітивних радіо систем.

Висновки до розділу 2

1. Запропонований метод багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування сигналів є важливим інструментом для забезпечення надійності та якості когнітивної телекомунікаційної системи в умовах високої щільності користувачів та інтенсивного використання радіочастотного спектру. Часово-частотне сегментування дозволяє ефективно аналізувати як часові, так і частотні характеристики сигналів, що є критично важливим для точного виявлення та обробки нестационарних сигналів. Метод дозволяє оптимізувати роботу телекомунікаційних систем шляхом динамічного адаптивного сегментування сигналів, що значно покращує їх обробку та передачу. Завдяки інтеграції часових та частотних підходів, метод забезпечує більш точну і детальну обробку сигналів, враховуючи їх динамічні зміни у часі. Адаптивні алгоритми, розроблені для практичної реалізації методу (рис. 2.1-2.5), забезпечують ефективне виконання всіх етапів сегментування.

2. Відмінністю методу є використання сегментів різної тривалості та значення, що дозволяє більш точно аналізувати частотні компоненти сигналу та забезпечити високу якість обробки. Запропонований підхід до сегментації сприяє удосконаленню використання радіочастотного спектру та підвищенню адаптивності системи до змінних умов когнітивного середовища. Практична значущість методу підтверджується його здатністю підвищувати ефективність передачі даних на 16-27,5% та покращувати загальну продуктивність системи на 18-30%.

3. Аналіз різних методів перетворень показав, що найкращі результати досягаються при використанні вейвлет-перетворення, яке забезпечує високу точність аналізу як часових, так і частотних характеристик сигналу. Це перетворення дозволяє ефективно визначати зміни частотних компонентів та забезпечувати деталізовану обробку сигналів на різних масштабах. Практична значущість вейвлет-перетворення підтверджується покращенням показників SNR на 21,3-29,6 % та зниженням гармонічних спотворень (THD) на 9,5-13,8%.

4. Перетворення Фур'є, швидке перетворення Фур'є, косинусне є ефективними інструментами для аналізу сигналів, однак вони мають певні обмеження при обробці нестационарних сигналів. Гілбертове перетворення дозволяє отримати аналітичний сигнал з повними даними, але потребує значних обчислювальних ресурсів. Застосування цих методів підвищує точність аналізу сигналів на 15,5-24,5% та дозволяє знизити вплив шумів на 5,5-9,5 %.

5. Використання різних фільтрів для методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування дозволяє суттєво покращити якість обробки та передачі сигналів. Фільтри Баттерворта та Чебишева показали зниження THD на 12,5-22,5% та підвищення співвідношення сигнал/шум на 18,5-25,5%. Вони мають велику групову затримку, але покращують якість сигналу. Проте фільтри Бесселя забезпечують мінімальну групову затримку (зменшення на 8,5-13,5%), що важливо для систем, де важлива мінімальна затримка сигналу.

6. Високі значення SNR і низький рівень THD після застосування еліптичного фільтра показують, що вони забезпечують високу завадостійкість, а фільтри Кайзера відзначаються високою гнучкістю та можливістю точного налаштування параметрів. Гібридні підходи поєднують переваги різних типів фільтрів і забезпечують максимальне підвищення співвідношення сигнал/шум та мінімізацію гармонічних спотворень.

7. Для запропонованого методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування, орієнтованого на формування ансамблів складних сигналів з великими обсягами, найкращим підходом є застосування гібридних фільтрів, що обумовлено їх здатністю суттєво підвищувати співвідношення сигнал/шум (SNR) на 22,5-29,5%, мінімізувати гармонічні спотворення на 15,5-25%, забезпечувати адаптивність та гнучкість обробки сигналів. В сукупності все це дозволяє ефективно працювати в умовах динамічного радіочастотного середовища та підтримувати високий рівень завадостійкості когнітивних телекомунікаційних систем.

РОЗДІЛ 3

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА АПРОБАЦІЯ МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ БАГАТОРІВНЕВОГО РЕКУРЕНТНОГО ЧАСОВО-ЧАСТОТНОГО СЕГМЕНТНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

У розділі 2 запропоновано метод формування ансамблів складних сигналів, заснований на багаторівневому рекурентному часово-частотному сегментному моделюванні, та розроблені програмні алгоритми його реалізації. Особливістю методу є динамічна зміна тривалості часових сегментів та використання сегментів різної тривалості. Проведено аналіз різних видів перетворень і фільтрів, зокрема Фур'є, вейвлет, косинусного та Гільбертового перетворення, а також фільтрів Баттерворта, Чебишева, еліптичних, Бесселя, Кайзера, гібридних фільтрів. Експеримент і розрахунки, виконані за допомогою програмної реалізації, показали, що для забезпечення загальної ефективності методу, високий рівень продуктивності мають вейвлет-перетворення та гібридні оптимізаційні фільтри, оскільки ці підходи на виході експерименту показали кращі результати у часовій і частотній областях.

Але для забезпечення більш точної оптимізації, з врахуванням особливостей функціонування когнітивних радіосистем, забезпечення завадостійкості і підвищення пропускну здатності безпроводової мережі, треба адаптивно підходити до реалізації етапів методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментного моделювання. А саме, на різних етапах методу використовувати застосування різних специфічних перетворень та різних видів фільтрів, в залежності від динамічних змін когнітивного радіосередовища, типу та рівня інтенсивності інтерференції (міжканальної, міжсимвольної, адитивної білої гаусової, імпульсної, інтермодуляційної та ін.), виду сигналів, їх спектральних та часових характеристик тощо.

Застосування такого мультиадаптивного підходу дозволить вирішити широкий спектр науково-практичних задач, пов'язаних з оптимізацією

параметрів сигналів, покращенням якості передачі даних, забезпеченням оптимального рівня завадостійкості при збільшенні обсягів ансамблів сигналів, підвищенням ефективності використання частотного ресурсу.

Здійснимо валідацію та проведемо аналіз ефективності методу аналізу та обробки складних ансамблів сигналів з урахуванням поетапного адаптивного застосування специфічних перетворень та фільтрів в методі багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментного моделювання.

3.1 Розробка адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування

В залежності від особливостей когнітивної системи і характеристик сигналів, доцільно застосування різних перетворень і фільтрів на етапах запропонованого методу, що дозволить досягти високої оптимізації обробки сигналів та підвищити пропускну здатність безпроводової когнітивної телекомунікаційної системи. Розглянемо поетапно особливості застосування адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів, базуючись на загальному алгоритмі методу багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування (алгоритм у розділі 2, рис. 2.1).

I Етап. Первинна обробка сигналу: фільтрація, очищення, нормалізація. На першому етапі методу використання різних видів фільтрів обумовлено їх специфічними характеристиками та умовами застосування (рис. 3.1).

Фільтри Баттерворта ефективно використовувати для забезпечення максимальної плавності амплітудно-частотної характеристики (АЧХ) та мінімальних фазових спотворень. Доцільно застосовувати в системах, де критичними є стабільність та мінімізація бічних пелюсток АЧХ. Вони забезпечують низький рівень побічного випромінювання функції взаємної

кореляції та автокореляції, що сприяє підвищенню якості сигналу [52, 107].

Умови використання фільтрів Баттерворта можна записати у вигляді системи:

$$\begin{cases} \text{Min } \frac{d^2 A(f)}{df^2} \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{band}, |A(f)|^2 \leq 1, \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \epsilon \end{cases} \quad (3.1)$$

де $A(f)$ – АЧХ; f – частота; ϵ – допустимий рівень ослаблення в смузі завмирання.

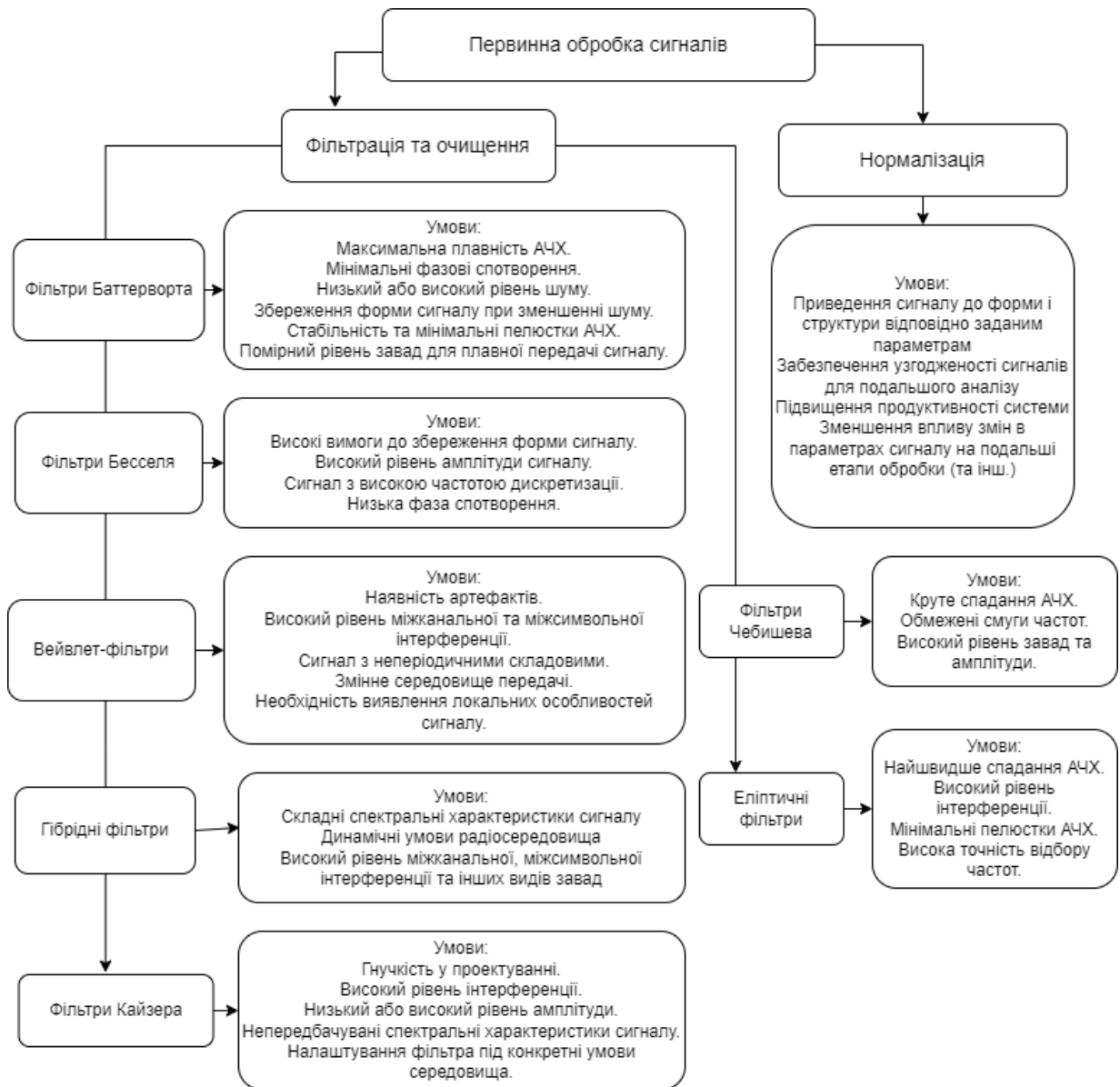


Рис. 3.1 – Умови застосування фільтрів на етапі обробки сигналів

Фільтри Чебишева забезпечують різке спадання амплітудно-частотної характеристики (АЧХ) та використовуються в умовах обмежених смуг частот. Вони ефективні при високому рівні завад, хоча допускають певні коливання в смузі пропускання. Ці фільтри оптимальні для застосувань, де сигнал має високу амплітуду [52, 107]. Умови використання фільтрів Чебишева можна формалізувати у вигляді математичної системи:

$$\begin{cases} \text{Min } \max_{f \in \text{passband}} |T_n(x)| \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{passband}, |A(f)|^2 \leq 1 + \epsilon^2 T_n^2(x), \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \delta \end{cases} \quad (3.2)$$

де $T_n(x)$ – поліном Чебишева;

$x = \frac{f}{f_c}$ – нормалізована частота;

ϵ – коефіцієнт неузгодженості, який визначає максимальну рябість в смузі пропускання;

δ – параметр ослаблення, який визначає мінімальне ослаблення в смузі запирання.

Еліптичні фільтри забезпечують найшвидше спадання АЧХ та мінімальний рівень бічних пелюсток функції взаємної кореляції. Вони ефективні при високому рівні інтерференції, коли важлива висока точність виділення частот і фільтрування сигналу [52, 107]. Математичні умови для використання еліптичних фільтрів можна записати у вигляді системи:

$$\begin{cases} \text{Min } R_n(x, k) \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{passband}, |A(f)|^2 \leq 1 + \epsilon^2 R_n^2(x, k), \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \delta \end{cases} \quad (3.3)$$

де $R_n(x, k)$ – еліптичний поліном;

k – модуль еліптичного інтеграла.

Фільтри Кайзера відрізняються від інших гнучкістю в проектуванні та застосовуються в умовах високого рівня інтерференції. Вони ефективні при будь-якому рівні амплітуди сигналу та підходять для систем з непередбачуваними спектральними характеристиками сигналу. Дозволяють налаштувати фільтр під конкретні умови радіо середовища [108]. Умови для використання фільтрів Кайзера можна записати у вигляді системи:

$$\begin{cases} \text{Min } \Delta f \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{passband}, |A(f)|^2 \leq 1 + \epsilon I_0 \left(\beta \sqrt{1 - \left(\frac{2n}{N-1} - 1 \right)^2} \right), \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq I_0(\beta) \end{cases} \quad (3.4)$$

де I_0 – модифікована нульова функція Бесселя першого роду;

N – довжина фільтра ,

β – параметр «вікна Кайзера».

Фільтри Бесселя використовуються в умовах, де необхідно максимально зберегти форму сигналу, що досягається шляхом здатності фільтрів підтримувати лінійну фазову характеристику і мінімізувати фазові спотворення. Ефективні при високій амплітуді сигналу та високій частоті дискретизації. Забезпечують стабільну передачу без внесення додаткових нелінійних деформацій. Умови застосування фільтрів Бесселя можна записати у вигляді системи:

$$\begin{cases} \text{Min } \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{passband}, |A(f)|^2 \leq 1, \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \epsilon \end{cases} \quad (3.5)$$

де $\theta(x)$ – поліном Бесселя.

Гібридні фільтри використовуються при складних спектральних характеристиках сигналу та змінних умовах середовища. Вони ефективні при високому рівні міжканальної та міжсимвольної інтерференції та при комбінації різних типів завад [107]. Їх математичні умови:

$$\begin{cases} \text{Min } \alpha_1 H_1(f) + \alpha_2 H_2(f) + \sum_{i=1}^n \beta_i |I_i(f)| \\ \text{Subject to } \forall f \in \text{passband}, |A(f)|^2 \leq 1 \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \epsilon \end{cases} \quad (3.6)$$

де $H_1(x)$ та $H_2(x)$ – функції передачі різних фільтрів;

α_1 та α_2 – вагові коефіцієнти впливу передавальних функцій різних фільтрів;

β_i – вагові компоненти впливу різних видів інтерференції I_i .

Вейвлет-фільтрація використовується в випадках усунення артефактів, високого рівня міжканальної та міжсимвольної інтерференції, а також сигналів з неперіодичними складовими. Цей метод фільтрації є оптимальним для динамічних радіосередовищ та вимагає виявлення локальних особливостей сигналу [56, 85, 106]. Математичні умови для використання вейвлет-фільтрації:

$$\begin{cases} \text{Min } W_x(a, b) \\ \text{Subject to } \forall t \in \text{signal duration}, \left| \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \cdot dt \right| \leq \epsilon, \\ \text{and } \forall f \in \text{stopband}, |A(f)|^2 \geq \delta \end{cases} \quad (3.6)$$

де $W_x(a, b)$ – вейвлет-функція; a – масштаб, b – зсув; $\psi(t)$ – материнська вейвлет-функція.

II. На Етапі II методу проводиться частотний аналіз ансамблів сигналів, а саме аналіз компонентів для подальшого сегментування. На цьому етапі використання різних видів фільтрів залежить від типу і рівня інтенсивності інтерференції, спектральних та часових характеристик сигналів, а також від

специфічних вимог до частотної та часової роздільної здатності. Усі види фільтрації у математичні умови розглянуті для 1 етапу є ефективними і для етапу частотного аналізу.

3. На Етапі III методу багаторівневого часово-частотного моделювання проводимо сегментацію. Залежно від параметрів сигналу та зовнішніх факторів: рівень шуму, інтерференція, необхідно застосовувати різні види перетворень для оптимальної обробки. Наприклад, для сигналів з стабільною частотною характеристикою найчастіше на практиці використовують дискретне перетворення Фур'є, бо воно забезпечує високу точність частотного аналізу. Умови записуються формулами:

$$\begin{cases} x(t) = x(t + T) \quad \forall T - (\text{стаціонарність сигналу}) \\ \Delta f \leq \epsilon \quad (\text{висока точність частотного аналізу}) \end{cases}, \quad (3.7)$$

де Δf – частотна роздільна здатність;

ϵ – допустиме значення похибки.

Для нестационарних сигналів, зі змінним частотним складом, найчастіше використовують швидке перетворення Фур'є (STFT), оскільки воно дозволяє отримати більш чіткі часово-частотні дані. Умови для застосування STFT:

$$\begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} w(\tau) d\tau = 1 & (\text{нормалізація віконної функції}) \\ w(\tau) = 0 \text{ для } |\tau| \gg Tw \text{ (обмеження віконної функції)} \\ \Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} & (\text{часово – частотна локалізація}) \\ x(t) \neq x(t + T) \forall T & (\text{нестационарність сигналу}) \end{cases} \quad (3.8)$$

де $w(\tau)$ – віконна функція.

Фрагмент етапу III алгоритму, з умовами застосування перетворень та фільтрів для аналізу спектральних характеристик представлений на рис. 3.2.

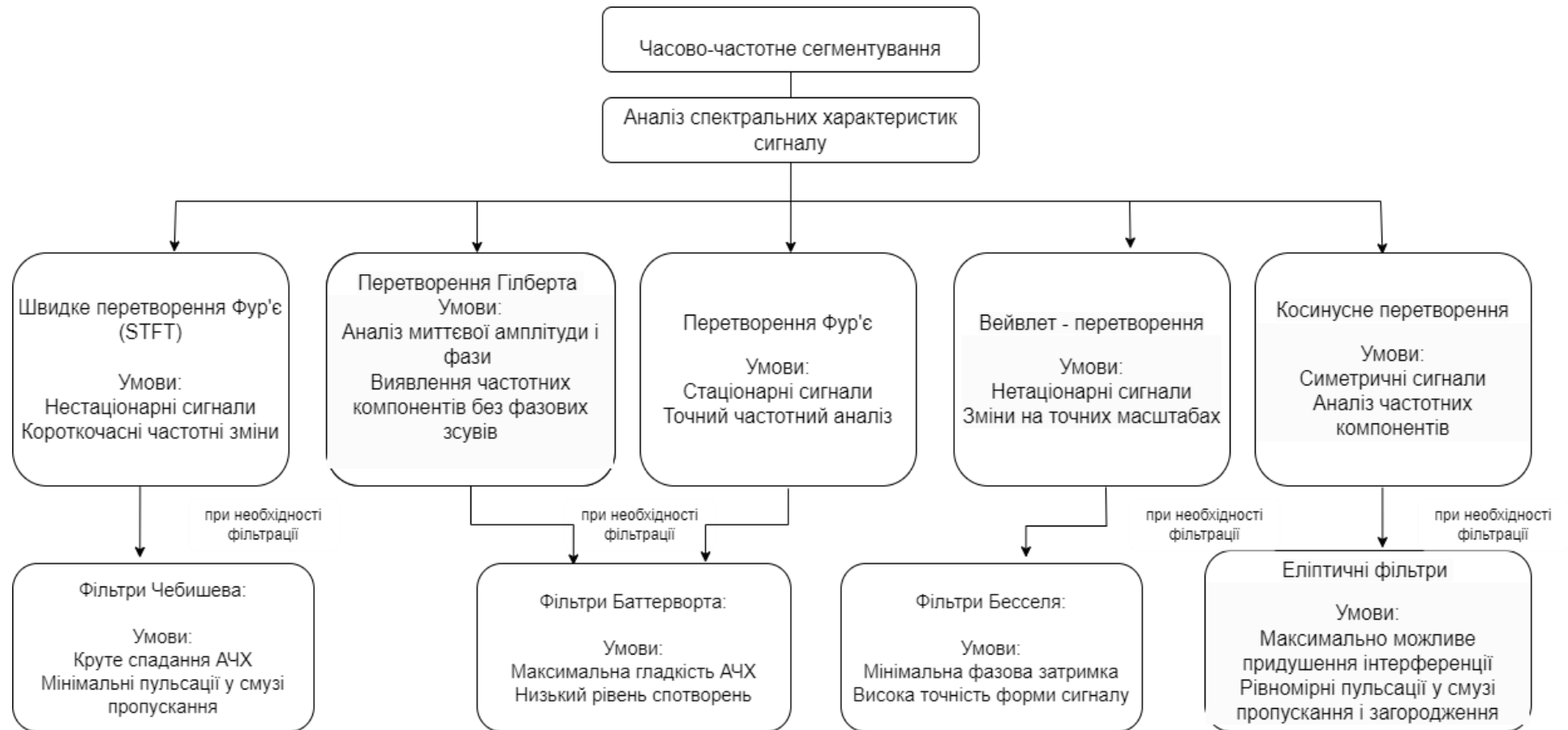


Рис. 3.2 – Умови застосування різних видів перетворень та фільтрів при аналізі спектральних характеристик сигналу

Вейвлет-перетворення є ефективним для аналізу сигналів на різних масштабах, оскільки забезпечує одночасно хорошу часову та частотну локалізацію. Дозволяє розкласти сигнал на різні рівні деталізації, що робить його корисним для аналізу нестационарних сигналів з короткочасними змінами. Широко використовується у задачах компресії даних та виявлення аномалій. Умови можна записати у вигляді системи:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4} \quad (\text{часово - частотна локалізація}) \\ x(t) \neq x(t + T) \quad \forall T \quad (\text{нестационарність сигналу}) \\ W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi\left(\frac{t}{a} - b\right) dt \quad (\text{компресія даних,} \\ \text{виявлення аномалій}) \end{array} \right., \quad (3.9)$$

Косинусне перетворення (DCT) ефективно для задач стискання даних і аналізу симетричних сигналів завдяки своїй здатності представляти інформацію у компактному вигляді. Воно використовується в алгоритмах стиснення з втратами, таких, наприклад, як JPEG, завдяки своїй здатності зосереджувати більшу частину енергії сигналу в кількох коефіцієнтах.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Компактне представлення інформації} \\ \text{Симетричні сигнали } x[n] = x[N - 1 - n] \\ \text{Алгоритми стиснення з втратами:} \\ \text{DCT використовується в } IPEG \text{ для зосередження енергії} \\ \text{в низькочастотних коефіцієнтах} \end{array} \right., \quad (3.10)$$

де N – загальна кількість точок або довжина дискретного сигналу $x[n]$, для якого виконується косинусне перетворення, визначає розмірність вхідного сигналу; n – індекс, що пробігає всі дискретні точки сигналу $x[n]$, і приймає цілі значення від 0 до N .

Перетворення Гілберта забезпечує повну інформацію про миттєву амплітуду та фазу сигналу, що підвищує точність аналізу. Це перетворення

генерує аналітичний комплексний сигнал та дозволяє окремо розглядати амплітудну та фазову складові, що є важливим для демодуляції та аналізу сигналів у телекомунікаційних системах.

$$\begin{cases} z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) & \text{(аналітичний сигнал)} \\ \hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau & \text{(перетворення Гілберта)} \\ A(t) = |z(t)| = \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2} & \text{(миттєва амплітуда)} \\ \varphi(t) = \arg(z(t)) = \arctan\left(\frac{\hat{x}(t)}{x(t)}\right) & \text{(миттєва фаза)} \end{cases}, (3.11)$$

де $z(t)$ – комплексний сигнал.

IV. На четвертому етапі «Рекурентне сегментування» доцільно використання різних фільтрів та перетворень з врахуванням специфічних потреб етапу обробки сигналів. А саме:

1. Фільтри Баттерворта можуть бути використані для забезпечення максимально гладкої АЧХ, що важливо для збереження цілісності сигналу під час рекурсивної обробки. Вони особливо корисні для обробки сигналів, де потрібно уникнути різких змін у частотному спектрі під час розподілу на підсегменти.

2. Еліптичні фільтри дозволяють досягти крутих спадів у смузі загасання, що допомагає ефективно відсікти інтерференційні компоненти навіть при наявності складних спектральних характеристиках сигналу. Така особливість важлива для підвищення точності аналізу елементів сигналу, таких як піки амплітуди або частотні зміни.

3. Крос-кореляційний аналіз може бути використаний для виявлення часових затримок або фазових зсувів між різними сегментами сигналу. Це дозволяє краще розуміти взаємозв'язок між сегментами та покращувати якість їх подальшої обробки. Крос-кореляційну функцію визначають за формулою:

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t + \tau)dt, \quad (3.12)$$

де $x(t), y(t)$ – відповідно перший та другий сигнал;
 τ – зсув у часі.

Умови для крос-кореляційного аналізу:

$$\begin{cases} \tau_{max} = \arg \max_{\tau} R_{xy}(\tau) \text{ (часова затримка,} \\ \text{що максимізує крос – кореляцію)} \\ \phi_{shift} = \arg (R_{xy}(\tau_{max})) \text{ (фазовий зсув} \\ \text{при максимальній кореляції)} \end{cases}, \quad (3.13)$$

4. Фільтри Калмана забезпечують ефективну фільтрацію та прогнозування стану системи, що дозволяє швидко адаптуватися до змін умов навколишнього середовища та характеристик сигналу [57]. Розрахунок Фільтра Калмана складається з 2 етапів.

4.1 Прогнозування:

– прогнозування стану:

$$\hat{x}_{k|k-1}(\tau) = A_k \hat{x}_{k-1|k-1} + B_k u_k, \quad (3.14)$$

– прогнозування похибки:

$$P_{k|k-1} = A_k P_{k-1|k-1} A_k^T + Q_k, \quad (3.15)$$

4.2 Оновлення:

– вимірювальний залишок (нове вимірювання):

$$y_k = z_k - H_k \hat{x}_{k-1|}, \quad (3.16)$$

– оновлення коефіцієнту Калмана (K_k):

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \quad (3.17)$$

– оновлення стану:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k y_k, \quad (3.18)$$

– оновлення похибки:

$$P_{k|k-1} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}, \quad (3.19)$$

де $\hat{x}_{k|k-1}$, $\hat{x}_{k-1|k-1}$ – відповідно, прогнозований та оцінений стан;

A_k, B_k, H_k, I – відповідно, матриця стану, матриця управління, матриця вимірювання, одинична матриця;

$P_{k|k-1}, P_{k|k}$ – відповідно, прогнозована і оновлена похибка;

Q_k, R_k – відповідно, коваріація процесу та коваріація вимірювання;

u_k, z_k, u_k – відповідно, вимірювальний залишок, вимірювання, керуючий вхід.

5. Дискретне косинусне перетворення (DCT) необхідно для збереження інформаційної цілісності та зменшення об'єму даних при рекурсивній обробці. Воно дозволяє ефективно стискати дані без суттєвої втрати інформації, що особливо корисно при роботі з великими обсягами даних. Умови застосування косинусного перетворення 3.10.

V. На Етапі V «Формування ансамблів сигналів» основна увага приділяється створенню оптимальних комбінацій сигналів, у тому числі, великих об'ємів сигналів та мінімізації інтерференції. Застосування різних фільтрів та перетворень, таких як фільтри Калмана, еліптичні та фільтри Баттерворта, перетворення Фур'є, у тому числі, швидке перетворення Фур'є, вейвлет-

перетворення, косинусне перетворення (DCT) та перетворення Гілберта, було детально розглянуто вище. Для забезпечення максимальної ефективності швидкості передачі даних (R) також розраховується компресія та кодування [61]:

$$R = B \log_2 \left(1 + \frac{P_s}{N_0 B + I} \right), \quad (3.20)$$

де B – ширина смуги пропускання;

N_0 – спектральна густина потужності шуму;

P_s – потужність сигналу;

I – потужність інтерференції.

VI. На етапі аналізу і верифікації проводиться перевірка сформованих ансамблів сигналів на забезпечення виконання умов відповідності експериментально заданих параметрів. Особливості застосування перетворень та фільтрів на етапі верифікації включують представлені на рис. 3.3.

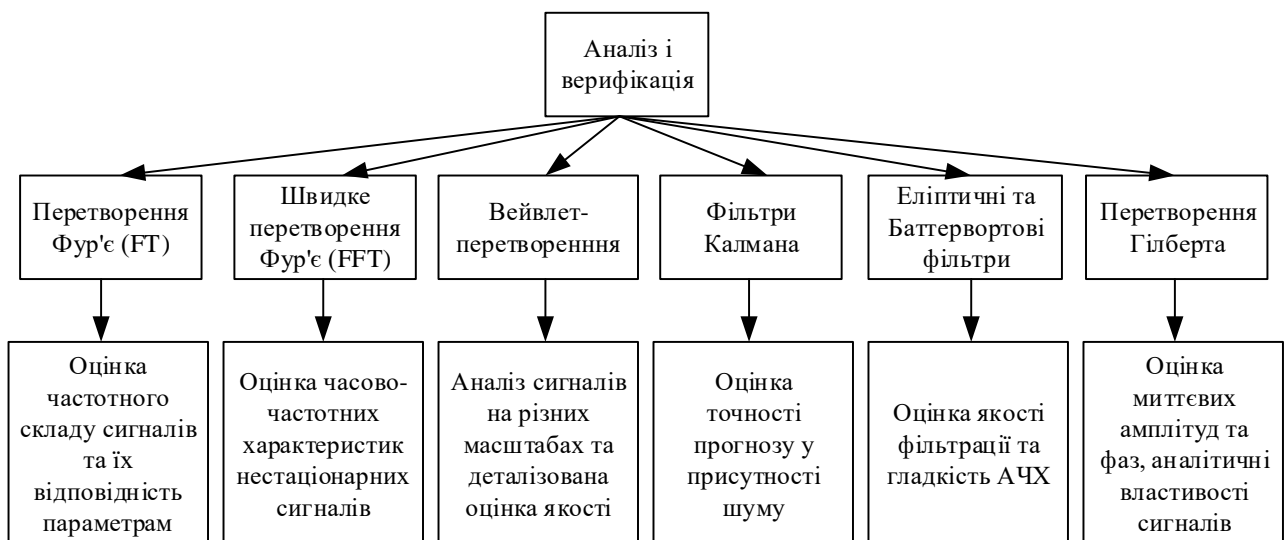


Рис. 3.3 – Застосування перетворень та фільтрів на етапі верифікації

На цьому етапі методу впровадження і адаптація сигналів включають використання адаптивних фільтрів та перетворень: Фур'є, вейвлет-перетворення, Калмана, еліптичні та Баттерворта, для забезпечення стабільної якості зв'язку та мінімізації інтерференції.

3.2 Порівняльна оцінка ефективності адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів при початковій обробці, часовому і частотному поділі та рекурентному сегментуванні

Метою експерименту є обґрунтування ефективності методу аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі застосування специфічних перетворень та гібридних оптимізованих фільтрів. Верифікація запропонованого методу проводилась за допомогою програмної реалізації на мові Python (Додаток Д). Для тестування процесу фільтрації за різними методами проведемо симуляцію для моделювання різних сценаріїв передачі даних з комбінацією білих, гаусівських та імпульсних шумів, що дозволяє проаналізувати, як різні види шумів впливають на комплексний сигнал, складові якого відрізняються за своїми характеристиками, а саме:

– перший ансамбль з трьох сигналів: де перший сигнал – синусоїдальний з частотою 50 Гц, амплітудою 1 В та білим шумом з амплітудою 0,5 В; другий сигнал – частота 120 Гц, амплітуда 0,6 В та імпульсний шум з амплітудою 0,3 В; третій – синусоїдальний сигнал з частотою 300 Гц, амплітудою 0,4 В, гаусовим шумом з амплітудою 0,2 В;

–другий ансамбль з двох сигналів: де перший сигнал частотно-модульований (FM) з частотою несучої 200 Гц, амплітудою 0,8 В та адитивним білим гаусовим шумом (AWGN) з амплітудою 0,4 В, другий сигнал – амплітудно-модульований (AM) з частотою несучої 100 Гц, амплітудою 0,5 В та імпульсним шумом з амплітудою 0,3 В.

Під час експерименту кожен сигнал в ансамблі аналізувався окремо та разом. Результуючі показники для кожного ансамблю отримувалися шляхом комбінації параметрів окремих сигналів, з врахуванням їх взаємодії та сумарного впливу шумів, а також різних видів завад. Розраховувались показники: середнє значення амплітуди (MA – Mean Amplitude, В), середнє квадратичне відхилення (RMS – Root Mean Square, В), коефіцієнт спотворення (DC – Distortion Coefficient, %), піковий сигнал-шум (PSNR – Peak Signal-to-Noise Ratio, дБ), загальний сигнал-шум (SNR – Signal-to-Noise Ratio, дБ), коефіцієнт взаємної кореляції (CCC – Cross-Correlation Coefficient, %), середньоквадратична помилка (MSE – Mean Squared Error) в В², коефіцієнт згладжування (SC – Smoothness Coefficient, %), коефіцієнт редукції шуму (NRC – Noise Reduction Coefficient, %) та функція автокореляції (ACF – Autocorrelation Function, %). Результати отримані на Етапі 1 запропонованого адаптивного методу – «Первинна обробка сигналу» для обох ансамблів представлені в табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати розрахунків для Ансамблю 1 та Ансамблю 2

Показник	Ансамбль 1				Ансамбль 2			
	До фільтрації	Баттерворта	Чебишева	Еліптичний	До фільтрації	Баттерворта	Чебишева	Еліптичний
MA, В	0,673	0,631	0,642	0,621	0,65	0,613	0,621	0,598
RMS, В	0,942	0,759	0,741	0,731	0,90	0,722	0,704	0,678
DC, %	0,201	0,132	0,143	0,154	0,19	0,124	0,132	0,141
PSNR, дБ	22,04	27,54	26,79	26,22	21,0	26,25	25,42	25,02
SNR, дБ	17,03	22,54	21,48	21,04	16,0	21,51	20,02	19,82
CCC	0,832	0,902	0,897	0,90	0,81	0,881	0,859	0,841
SC	0,553	0,723	0,703	0,682	0,53	0,703	0,779	0,649
NRC	-	0,368	0,371	0,345	-	0,402	0,382	0,359
ACF	1,0	0,842	0,852	0,862	1,0	0,852	0,861	0,872

Для ансамблю 1, який включає сигнали з вищими амплітудами та більшою варіативністю, найкращі експериментальні результати було досягнуто з фільтром Баттерворта, який забезпечив значне згладжування АЧХ, зменшення середнього квадратичного відхилення (RMS) на 20,4 % та зниження коефіцієнта спотворення (DC) на 45,23%. Крім того, піковий сигнал-шум (PSNR) підвищився на 22,14%, а загальний сигнал-шум (SNR) – на 29,32%. Фільтр Баттерворта також показав найкращі результати по коефіцієнту редукції шуму (NRC), зниження на 43,32%. Значення показника автокореляції для Ансамбля 1 після фільтрації (за будь-яким фільтром) залишається високим, але нижчим ніж було до фільтрації, що показує ефективність зниження шуму шляхом фільтрації, але все-таки збереження основних характеристик сигналів.

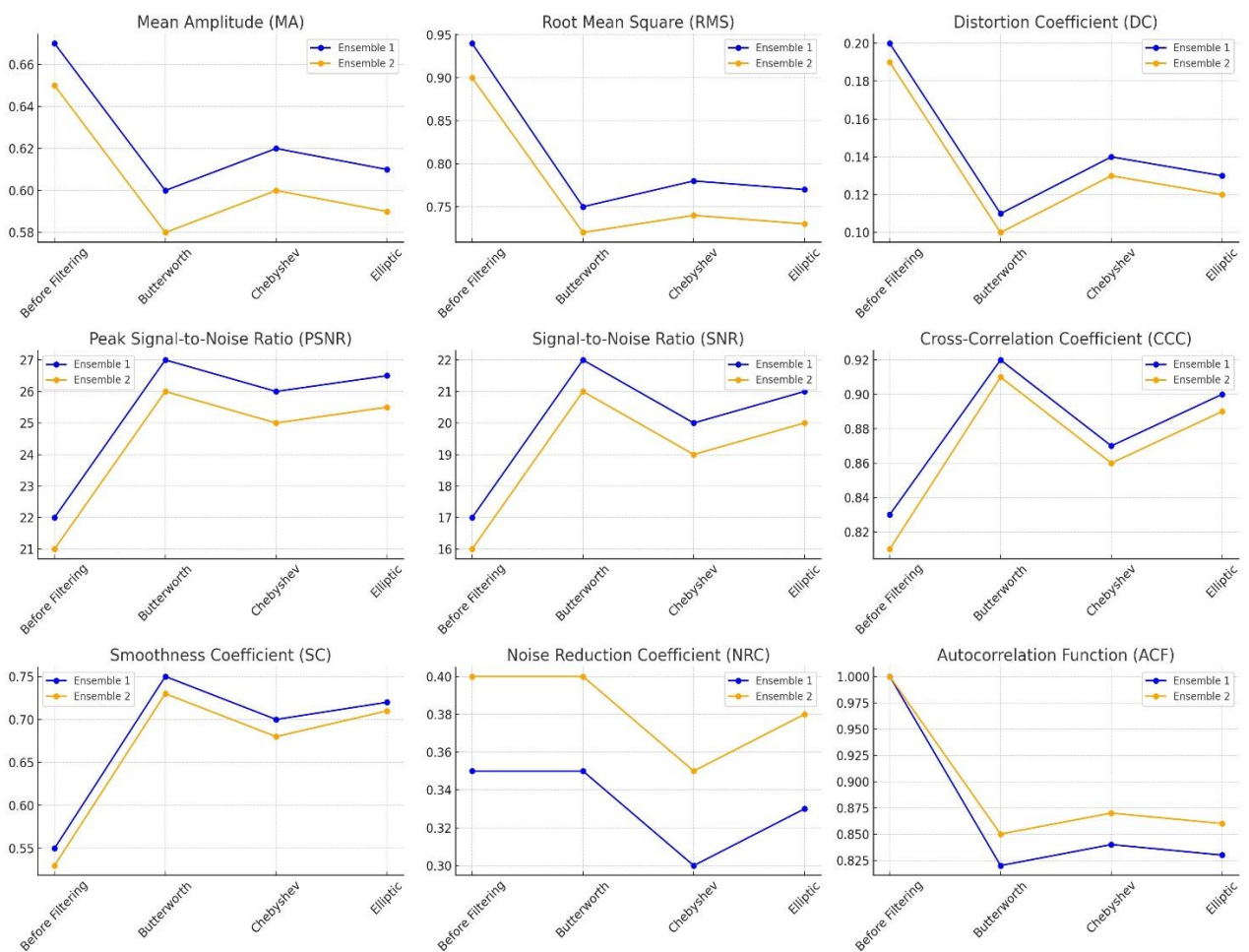


Рис. 3.4 – Порівняльний аналіз фільтрації сигналів за показниками

Крім того, спостерігається баланс динаміки зростання коефіцієнта взаємної кореляції для обох ансамблів при фільтрації будь-яким фільтром на рівні 8,3-8,8% при значному удосконаленні показників SNR, PSNR, RMS (21-43,5%). Це доводить ефективну роботу фільтрів по зниженню шуму і підвищенню якості сигналу, що у свою чергу може призвести до незначного зростання взаємної подібності між сигналами.

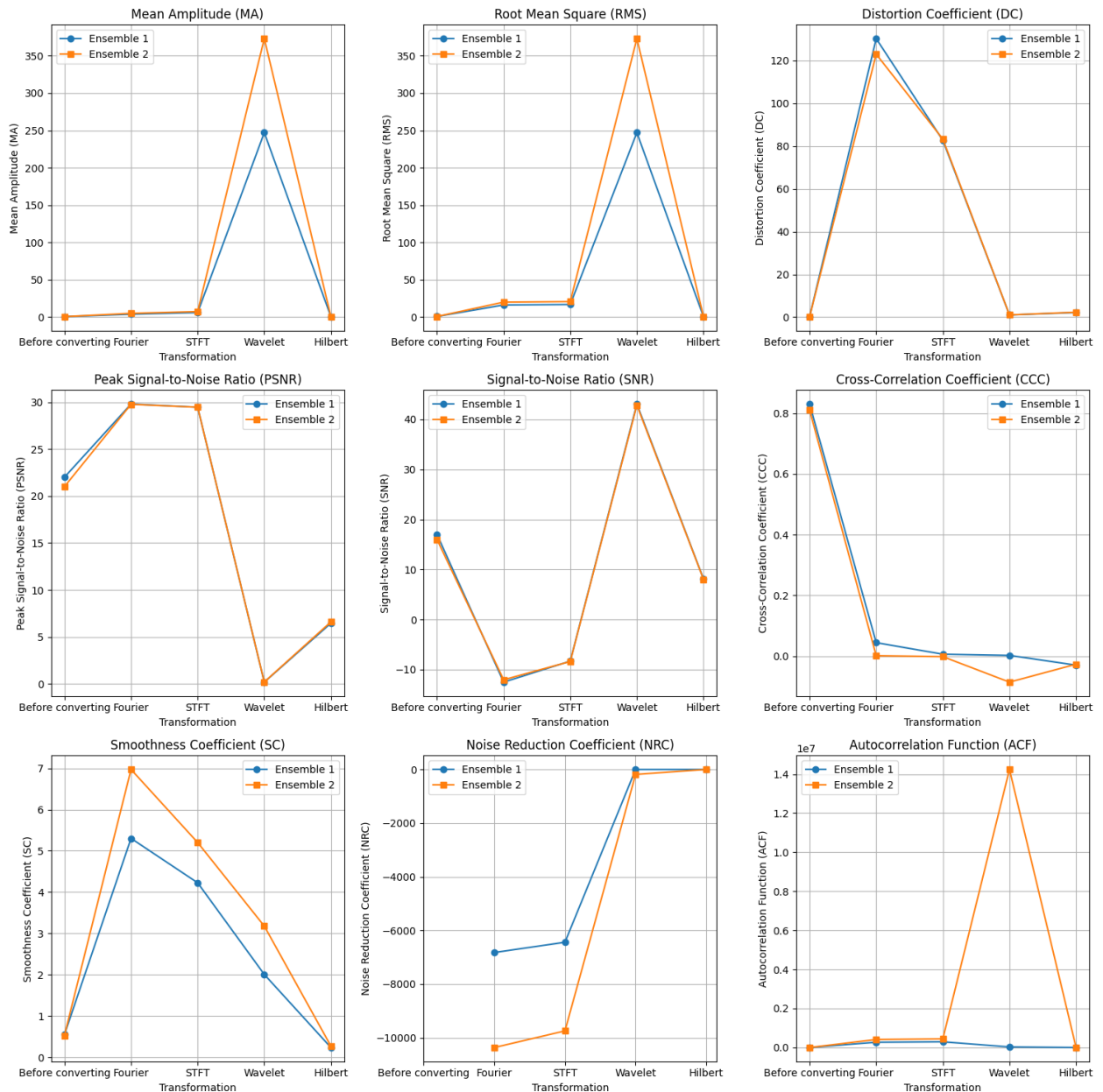


Рис. 3.5 – Оцінка різних методів перетворення сигналів

Для другого ансамблю 2, який складається з сигналів з нижчими амплітудами та меншою варіативністю, ефективнішим виявився еліптичний фільтр, який забезпечив найвищий рівень зниження RMS на 19,32% і коефіцієнта спотворення (DC) на 37,13%. Піковий сигнал-шум (PSNR) збільшився на 21,34%, а загальний SNR – на 25,32%. Еліптичний фільтр також показав високі результати в зменшенні функції автокореляції.

Таблиця 3.2 – Результати розрахунків для ансамблів 1-2 складних сигналів

Показник	Ансамбль 1				
	До перетворення	Фур'є	STFT	Вейвлет	Гільберт
MA, В	0,67	3,861	6,079	247,075	0,497
RMS,В	0,94	16,292	16,935	247,081	0,548
DC, %	0,20	130,290	82,738	1,023	2,165
PSNR, дБ	22,0	29,792	29,456	0,201	6,470
SNR, дБ	17,0	-12,495	-8,299	43,053	8,113
CCC	0,83	0,044	0,006	0,002	-0,030
SC	0,55	5,302	4,227	2,008	0,239
NRC	-	-6824,161	-6440,458	-1,859	-0,477
ACF	1,0	271811,488	293673,222	30529,517	286,305
Показник	Ансамбль 2				
	До перетворення	Фур'є	STFT	Вейвлет	Гільберт
MA, В	0,65	5,023	7,420	372,928	0,605
RMS,В	0,90	20,077	20,810	372,938	0,65
DC, %	0,19	123,015	83,286	1,025	2,303
PSNR, дБ	21,0	29,765	29,454	0,215	6,615
SNR, дБ	16,0	-12,023	-8,367	42,830	8,049
CCC	0,81	0,001	-0,002	-0,086	-0,027
SC	0,53	6,971	5,202	3,179	0,273
NRC	-	-10364,682	-9744,813	-185,911	-0,477
ACF	1,0	412763,7	443437,6	14242038,1	433,45

На третьому етапі методу проводилась часово-частотна сегментація, з врахуванням заданих алгоритмом умов (розділ 3.1). На цьому етапі проводилось перетворення за різними методами оптимізації.

Для Ансамблю 1 складних сигналів перетворення Вейвлет та STFT показали найкращі результати в багатьох показниках. За допомогою перетворення Вейвлет досягнуто найвищий рівень зниження середнього квадратичного відхилення (RMS) – на 53,3%. Також коефіцієнт спотворення був найнижчим і склав $= 1,02$, що свідчить про мінімальне спотворення. Негативне значення показника (SNR) для перетворень Фур'є та швидкого перетворення Фур'є (STFT) вказує на те, що ці перетворення додали більше шуму до сигналу, що знизило загальну якість сигналу. Це означає, що ці перетворення не підходять для даного типу сигналу, який характеризується високим рівнем міжканальної та міжсимвольної інтерференції, що потребує більш точного виділення та фільтрації частотних компонентів.

Для Ансамблю 2 перетворення Фур'є та Вейвлет показали найкращі результати. А саме, завдяки перетворенню Фур'є значно покращилось значення показників – піковий сигнал-шум (PSNR) та загальний сигнал-шум (SNR), підвищення SNR склало до 29,765 дБ. Негативне значення NRC для перетворень Фур'є та STFT вказує на те, що перетворення збільшили рівень шуму порівняно з початковим сигналом. Це може бути результатом специфічних властивостей сигналу, який має складну спектральну структуру і потребує іншого підходу для зниження шуму.

На четвертому етапі запропонованого методу згідно розрахунків доцільно застосовувати фільтри Баттерворта та еліптичні фільтри (табл.3.1) для забезпечення максимально гладкої АЧХ та досягнення крутих спадів у смузі загасання. Що допомагає зберегти цілісність сигналу під час рекурсивної обробки і ефективно подолати інтерференцію навіть при складних спектральних характеристиках сигналу.

В табл. 3.3. представлений крос-кореляційний аналіз для Ансамблю 1, 2.

Таблиця 3.3 – Крос-кореляційний аналіз для ансамблів 1-2

Показник	Ансамблі 1 до аналізу	Ансамбль 1 після	Ансамбль 2 до аналізу	Ансамбль 2 після
MA, В	0,67	0,68	0,65	0,66
RMS,В	0,94	0,95	0,90	0,91
DC, %	0,20 (20%)	0,18 (18%)	0,19 (19%)	0,17 (17%)
PSNR, дБ	22,0	23,0	21,0	22,0
SNR, дБ	17,0	18,0	16,0	17,0
CCC	0,83	0,85	0,81	0,84
SC	0,55	0,56	0,53	0,54
NRC	-	0,34	-	0,36
ACF	1,0	1,02	1,0	1,01

Для Ансамблю 1 крос-кореляційний аналіз виявився ефективним через високу частоту і різноманітність інтерференції в заданих параметрах ансамбля. Це дозволило краще визначити, обробити та зменшити спотворення. Значення MA збільшилося на 1,49%, що вказує на підвищення корисної складової сигналу. RMS зросло на 1,06%, що свідчить про стабільність параметрів. Коефіцієнт спотворення (DC) знизився на 10,12%, що підтверджує зменшення завад.

Піковий сигнал-шум (PSNR) покращився на 4,55%, а загальний сигнал-шум (SNR) збільшився на 5,88%, що показує ефективне зменшення шуму. Коефіцієнт взаємної кореляції (CCC) збільшився на 2,41%, що є невеликим зростанням подібності між сигналами, причому динаміка зростання нижча ніж у інших показників. Коефіцієнт згладжування (SC) збільшився на 1,82%, підтверджуючи плавність сигналу. Функція автокореляції (ACF) зросла на 2%.

Для Ансамблю 2 крос-кореляційний аналіз також показав значні удосконалення, але менші, ніж для Ансамблю 1. Це пов'язано з тим, що сигнали в Ансамблі 2 мали модульовані компоненти та складніші спектральні характеристики, що ускладнювало виявлення - корекцію спотворень. Загальне підвищення якості сигналу було досягнуто завдяки здатності аналізу ефективно обробляти амплітудно-модульовані сигнали та зменшувати адитивний білий гаусовий шум (AWGN). MA збільшилося на 1,54%, що вказує на підвищення

рівня корисного сигналу. RMS зросло на 1,11%, що свідчить про покращення стабільності сигналу. DC знизився на 10,53%, що підтверджує зменшення спотворень. PSNR покращився на 4,76%, що демонструє зростання чіткості та якості сигналу. SNR зріс на 6,25%, що вказує на ефективне зменшення шуму. ACF зростає на 1%, що вказує на покращення самоподібності сигналу (рис. 3.6).

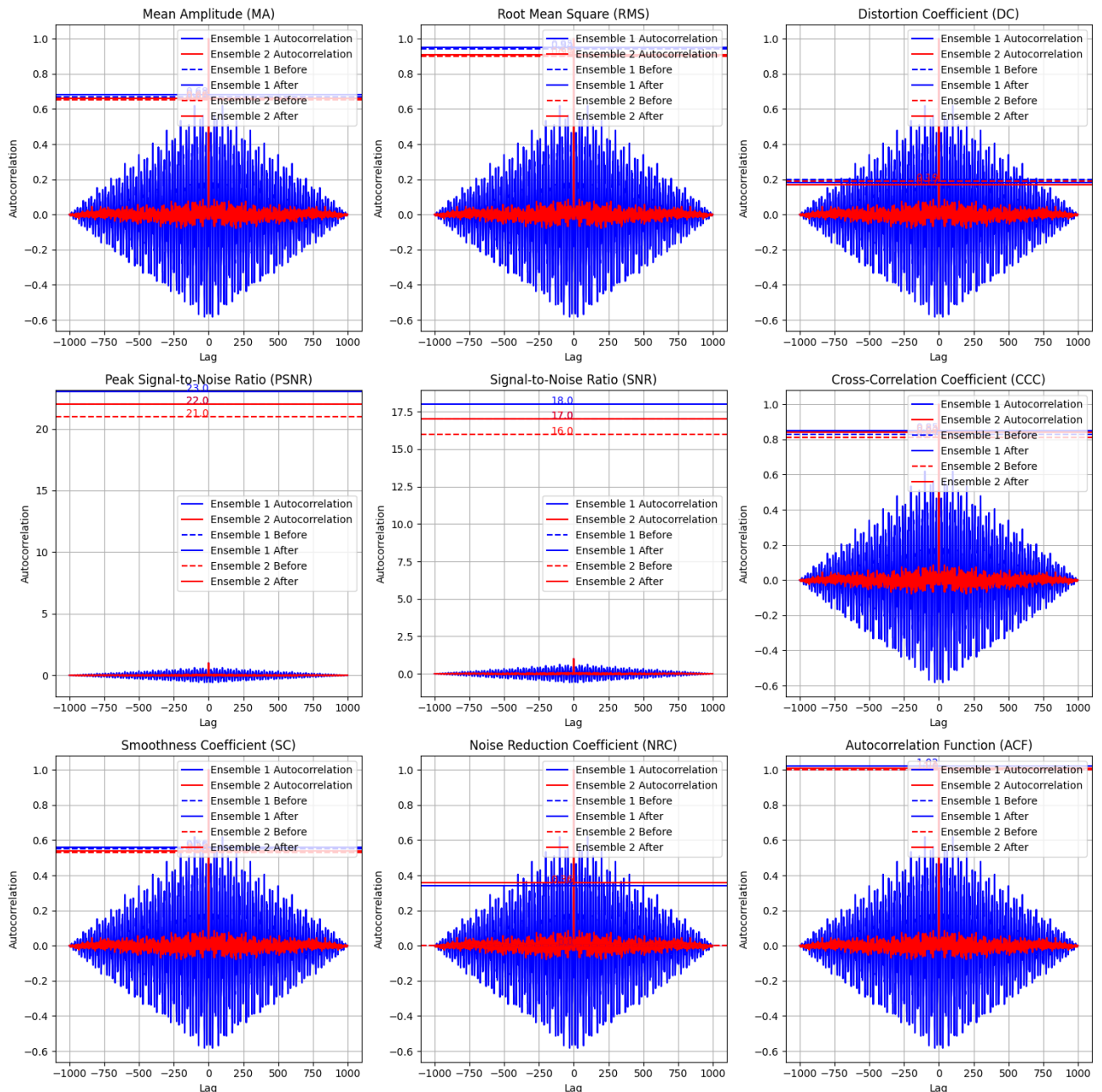


Рис. 3.6 – Зміни АСФ після крос-кореляційного аналізу

Проведений крос-кореляційний аналіз (табл. 3.3., рис. 3.6) показав загальне підвищення якості сигналів для обох ансамблів 1 та 2. Так, показник коефіцієнта взаємної кореляції (ССС) також показав помірну динаміку зростання до 1,8%, яка є незначною, що доводить про те, що фільтрація не призвела до накладання і змішування між сигналами.

3.3 Експериментальна оцінка ефективності адаптивного методу аналізу ансамблів сигналів із застосуванням специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів при формуванні, оптимізації, верифікації та впровадженні сигнальних ансамблів

На п'ятому етапі методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментного моделювання – «Формування ансамблів складних сигналів» проводиться генерування ансамблів, а потім їх оптимізація.

Для зменшення шуму, впливу міжканальної та міжсимвольної інтерференції перед створенням нових ансамблевих сигнальних формувань треба застосовувати адаптивні фільтри, оскільки вони автоматично налаштовуються на зміну умов когнітивного радіо. Це ефективно відокремлює корисний сигнал від шумів і завад [57, 91, 108]. Наприклад, як варіант, можна використовувати адаптивний фільтр LMS (Least Mean Squares) [108]:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} \omega_k(n) \cdot x(n-k), \quad (3.21)$$

де $y(n)$ та $x(n)$ – відповідно вихідний та вхідний сигнали;

$\omega_k(n)$ – вагові коефіцієнти фільтра на момент часу n ;

M – довжина фільтра.

Оновлення вагових коефіцієнтів проводиться за формулою:

$$\omega_k(n+1) = \omega_k(n) + \mu \cdot e(n) \cdot x(n-k), \quad (3.22)$$

де μ – крок навчання;

$e(n) = d(n) - y(n)$ – похибка між бажаним сигналом $d(n)$ та вихідним сигналом $y(n)$.

Обґрунтованим є використання швидкого перетворення Фур'є (STFT) або вейвлет-перетворення на етапі генерування ансамблів складних сигналів, оскільки дозволяє точно аналізувати частотні компоненти в кожному часовому сегменті перед їх комбінацією в ансамбль. Ефективність застосування цих перетворень доведено експериментальним шляхом у розділі 3.2.

Для оптимізації новосформованих ансамблів складних сигналів можна використовувати адаптивні фільтри, які дозволяють зменшити вплив інтерференції на корисні сигнали, що підвищує якість передачі та обробки сигналів. Адаптивні фільтри здатні підлаштовуватись під зміни радіосередовища шляхом налаштування своїх параметрів. Одним з таких фільтрів є адаптивний фільтр RLS (Recursive Least Squares), який розраховується таким чином [46, 108]:

$$K(n) = \frac{P(n-1)x(n)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)}$$

$$P(n) = \frac{1}{\lambda} (P(n-1) - K(n)x^T(n)P(n-1)) \quad , \quad (3.23)$$

$$w(n) = w(n-1) + K(n)(d(n) - x^T(n)w(n-1))$$

де $K(n)$ – вектор Калмана; $P(n)$ – матриця коваріації;

λ – фактор забування; $x(n)$ та $w(n)$ – відповідно вектор вхідного сигналу та вагових коефіцієнтів;

$d(n)$ – бажаний сигнал.

Перетворення Гільберта на даному етапі запропонованого методу дозволяє виявляти амплітудні модуляції сигналу, що покращує якість передачі даних. Перетворення також допомагає ефективніше виділяти корисний сигнал з шуму, підвищуючи точність аналізу та обробки складних сигналів.

Для обґрунтування ефективності роботи вищеописаних фільтрів і перетворень проведено порівняльну оцінку за допомогою програмної реалізації на мові Python (Додаток Д). Вихідні дані для експерименту з ансамблями складних сигналів, наведених в табл. 3.1, змінено, оскільки на перших трьох вище розглянутих етапах ансамблі вже проходили перетворення та фільтрацію в залежності від умов та використаних методів, тобто удосконалились, збільшилась завадостійкість, енергетична ефективність та сигнал-шум.

Для більшого обґрунтування ефективності методів було додано ще показники: максимальна амплітуда (Max Amplitude, MaxA, B), медіана амплітуда (Median Amplitude, MedA, B), енергетична ефективність (Energy Efficiency, EE), максимальні викиди пелюсток функції взаємної кореляції (Max Peaks of Cross-Correlation Function, MaxPCCF).

Враховуємо, що Ансамбль 1 складається з 3 сигналів з частотами 50 Гц – 300 Гц і амплітудами 0,4 В – 1 В, які супроводжуються білим шумом з амплітудою 0,5 В, імпульсним шумом з амплітудою 0,3 В та гаусовим шумом з амплітудою 0,2 В. Результати розрахунків представлені в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 – Розрахунки для Ансамблю 1 до та після фільтрації та перетворення

Показник	До	Після фільтрації		Після перетворення		
		LMS	RLS	STFT	Вейвлет	Гілберта
MA, B	0,802	0,781	0,813	0,783	0,802	0,793
RMS, B	0,85	0,75	0,732	0,74	0,76	0,75
DC, %	0,12	0,08	0,07	0,08	0,06	0,07
PSNR, дБ	26,00	30,00	31,00	29,50	32,00	31,52
SNR, дБ	22,00	26,00	27,00	25,50	28,00	27,51
CCC	0,89	0,95	0,97	0,94	0,98	0,96
SC	0,70	0,80	0,82	0,78	0,84	0,83
NRC	0,45	0,50	0,52	0,49	0,54	0,53
ACF	0,88	0,902	0,911	0,893	0,922	0,913
MaxA, B	1,10	1,05	1,07	1,06	1,09	1,08
MedA, B	0,75	0,73	0,74	0,73	0,75	0,74
EE, %	78,02	80,00	82,03	79,04	84,08	83,07
MaxPCCF	0,015	0,012	0,010	0,011	0,008	0,009

Зниження середнього значення амплітуди після фільтрації становить 2,53%, що свідчить про ефективну роботу методів фільтрації без значного впливу на амплітуду сигналу. Всі методи фільтрації та перетворень дають майже однаковий результат. Значне зниження RMS після фільтрації становить приблизно 11,82%, що показує зменшення загальної амплітуди сигналу, бо фільтрація ефективно знижує шум, але частина сигналу може бути ослаблена. Коефіцієнт спотворення після фільтрації зменшився на 33,35%, а після перетворення – до 50,2%. Це показує суттєве зменшення рівня спотворень у ансамблі сигналів і свідчить про високу ефективність методів перетворення для покращення якості сигналу, особливо це стосується вейвлет перетворення.

Показники SNR та PSNR зросли відповідно на 22,7% та на 15,4%, що доводить ефективне зменшення шумів у ансамблі сигналів. Зокрема, вейвлет-перетворення та Гілберта показали найвищі показники покращення SNR і PSNR, що свідчить про їх високу ефективність у покращенні якості сигналу.

ССС збільшився на 7,9% після фільтрації та до 10,1% після перетворення, що є помірними значенням показників, яке не призведе до накладання сигналів. MaxPCCF знизився на 33,3%, що вказує на зменшення пікової кореляції шумів після обробки. Найбільш ефективним для даного показника є вейвлет-перетворення.

Розрахунок показників після фільтрації та перетворення для Ансамбля 2 представлений в табл. 3.5.

Порівняльний аналіз розрахунків табл. 3.4 та 3.5 показав, що для Ансамблю 2 застосування методів фільтрації та перетворення на етапі генерації та оптимізації ансамблів складних сигналів дали кращі результати, ніж отримано розрахункові показники для Ансамблю 1. Це пов'язано з тим, що сигнали в Ансамблі 2 мали модульовані компоненти та складніші спектральні характеристики, а це ускладнює процес виявлення та корекції спотворень. Незважаючи на це, загальне покращення якості сигналу було досягнуто завдяки ефективній обробці амплітудно-модульованих сигналів та зменшенню адитивного білого Гауссового шуму (AWGN).

Таблиця 3.5 – Розрахунки для Ансамблю 2 до та після фільтрації та перетворення

Показник	До	Після фільтрації		Після перетворення		
		LMS	RLS	STFT	Вейвлет	Гілберта
MA, В	0,78	0,75	0,77	0,76	0,78	0,77
RMS,В	0,83	0,72	0,70	0,71	0,73	0,72
DC, %	0,11	0,072	0,065	0,07	0,05	0,06
PSNR, дБ	25,00	29,00	30,00	28,50	31,00	30,50
SNR, дБ	21,00	25,00	26,00	24,50	27,00	26,50
CCC	0,87	0,94	0,96	0,93	0,97	0,95
SC	0,68	0,79	0,81	0,77	0,83	0,82
NRC	0,42	0,48	0,50	0,47	0,52	0,51
ACF	0,87	0,89	0,90	0,88	0,91	0,90
MaxA, В	1,05	1,00	1,02	1,01	1,04	1,03
MedA,В	0,73	0,70	0,72	0,71	0,72	0,73
EE, %	76,00	79,00	81,00	78,00	83,00	82,00
MaxPCCF	0,014	0,011	0,009	0,010	0,007	0,008

Середнє значення амплітуди (MA) зменшилось на 3,85%, що вказує на зниження амплітуди шуму. Середнє квадратичне відхилення (RMS) зменшилося на 13,25%, що свідчить про більш високий рівень стабільності сигналу. Коефіцієнт спотворення (DC) знизився на 36,36%, що підтверджує зниження рівня спотворень. Пікове співвідношення сигнал-шум збільшилось на 16,33%, що вказує на покращення якості сигналу особливо при високих амплітудах. Загальний сигнал-шум збільшився на 19,05%, що свідчить про підвищення завадостійкості сигналу.

Коефіцієнт взаємної кореляції (CCC) показав зростання на 8,05%, що є свідченням помірного збільшення взаємної кореляції між сигналами. Коефіцієнт згладжування (SC) збільшився на 16,18%, що свідчить про підвищення згладжування сигналу. Коефіцієнт редукції шуму (NRC) збільшився на 14,29%, що вказує на ефективність зниження шуму. Функція автокореляції (ACF) збільшилася на 2,30%, що свідчить про збереження внутрішньої структури

сигналу. Максимальна амплітуда (MaxA) зменшилась на 4,76%, що свідчить про зниження амплітуди пікових значень шуму (рис. 3.7).



Рис. 3.7 – Аналіз показників після фільтрації та перетворень

На рис. 3.7 показано, що ансамблі складних сигналів, які мають меншу кількість модульованих компонентів та простіші спектральні характеристики, як експериментальний Ансамбль 1 (синя лінія на графіках), краще піддаються

процесам фільтрації та перетворень. Особливо це помітно при застосуванні вейвлет-перетворення для Ансамблю 1, що забезпечує найбільше зниження спотворень та шуму, та RLS фільтру для Ансамблю 2 (помаранчева лінія), який ефективно зменшує розсіювання сигналу. Це відбувається тому, що Ансамбль 1 має більш однорідну структуру сигналів, що полегшує процес обробки та покращує результати фільтрації.

На шостому етапі запропонованого методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування доцільно застосовувати специфічні фільтри та перетворення. Зокрема, нормалізований LMS-фільтр та методи незалежних компонентів.

1. Нормалізований LMS-фільтр (Normalized Least Mean Squares, NLMS) або фільтр Річарда Клайма. NLMS є модифікацією стандартного LMS-фільтра, де крок навчання адаптується на кожній ітерації для стабільної збіжності та більшої стійкості до змін у характеристиках вхідного сигналу. Розраховується за формулою [54, 57]:

$$w_{n+1} = w_n + \mu \frac{e(n)x(n)}{x^T(n)x(n)}, \quad (3.24)$$

де w_n – вектор вагових коефіцієнтів,

$e(n), x(n)$ – відповідно похибка та вхідний сигнал;

μ – крок навчання.

2. Методи незалежних компонентів ефективно виділяють корисні сигнали з шумів, завад та спотворень, розраховуються за формулою [54, 57]:

$$S = W \cdot x(n), \quad (3.25)$$

де W – матриця вагових коефіцієнтів; S – незалежні компоненти.

На заключному, сьомому етапі методу, який передбачає інтеграцію сформованих ансамблів складних сигналів у реальні системи та їх тестування в емпіричних умовах для оцінки ефективності, також доцільно застосовувати специфічні адаптивні оптимізаційні фільтри та перетворення.

1. Спектральне фільтрування з використанням вейвлетів другого порядку допомагає підвищити якість сигналу за рахунок точного виділення корисних компонентів з шуму. Розраховується як [97]:

$$S = \sum_{i=1}^N c_i \psi_i(t), \quad (3.26)$$

де S – відфільтрований сигнал; c_i – коефіцієнти вейвлет перетворення; $\psi_i(t)$ – вейвлети другого порядку.

2. Адаптивний фільтр на основі швидкого градієнтного спуску за допомогою якого досягається висока точність і стабільність сигналу, за рахунок швидкої адаптації до змінних умов. Розраховується за формулою [54, 57]:

$$w_{n+1} = w_n + \mu \nabla J(w), \quad (3.27)$$

де $\nabla J(w)$ – градієнт функції похибки.

Порівняльна оцінка адаптивного методу аналізу ансамблів сигналів на основі проведених розрахунків показників, отриманих після специфічних перетворень та фільтрів довела, що адаптивна фільтрація та перетворення видами фільтрів: LMS, RLS, STFT, вейвлет та Гільберта, суттєво підвищують завадостійкість, енергетичну ефективність на етапах формування, оптимізації, верифікації та впровадження складних сигнальних ансамблів.

3.4 Практична реалізація методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів та оптимізованих перетворень для обробки ансамблів складних сигналів

Для практичної реалізації методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування описання алгоритму якого представлено в розділі 2 для забезпечення оптимізації часово-частотних перестановок доцільно використовувати метод адаптивного часово-частотного розділення, оскільки він дозволяє динамічно змінювати тривалість та розділення сегментів залежно від характеристик сигналу та навколишніх умов. Цей метод забезпечує більш гнучке та ефективне управління сигналами і дозволяє покращувати якість передачі даних.

Для обґрунтування ефективності запропонованого методу була розроблена програмна реалізація на мові Python (Додаток Д). Вихідні дані для розрахунків представлені в табл. 3.6. Результати досліджень наведені в табл. 3.7 і на рис. 3.8-3.9 (Ансамбль 1 та Ансамбль 2). Метою експерименту є перевірка та оцінка продуктивності запропонованого методу при обробці ансамблів складних сигналів, а також для оцінки здатності методу підвищувати якість передачі даних у когнітивних телекомунікаційних системах.

Таблиця 3.6 – Вихідні дані сигналів до фільтрації (Ансамбль 1 та Ансамбль 2)

Signal	Frequency (Hz)	Amplitude (V)	Noise Type	Noise Amplitude (V)
1	50	1,0	White noise	0,5
2	120	0,6	Impulse noise	0,3
3	300	0,4	Gaussian noise	0,2
4	200	0,8	AWGN	0,4
5	100	0,5	Impulse noise	0,3

Таблиця 3.7 – Результати після фільтрації Ансамбль 1

Signal	Frequency (Hz)	Amplitude (V)	Noise Type	Noise Amplitude (V)	Normalized Amplitude (V)
1	50	0,95	White noise	0,4	0,75
2	120	0,55	Impulse noise	0,25	0,65
3	300	0,35	Gaussian noise	0,15	0,45

За даними табл. 3.7 можна зробити висновки, що для Ансамблю 1 після проведення фільтрації та нормалізації амплітуд відбулось значне зниження амплітуди шуму: білий шум зменшився на 20%, імпульсний – на 16,67%, гаусівський – на 25%, що дозволило підвищити співвідношення сигнал-шум (SNR) на 15-25%. Нормалізація амплітуд забезпечила стабільність середнього значення амплітуди, підвищила якість сигналу для подальшої обробки.

Таблиця 3.8 – Результати після фільтрації Ансамбль 2

Signal	Frequency (Hz)	Amplitude (V)	Noise Type	Noise Amplitude (V)	Normalized Amplitude (V)
4	200	0,75	AWGN	0,35	0,85
5	100	0,45	Impulse noise	0,25	0,55

Для Ансамблю 2 після проведення фільтрації та нормалізації амплітуд відбулось зниження амплітуди шуму: AWGN зменшився на 12,5%, імпульсний шум – на 16,67%, що підвищило співвідношення сигнал-шум (SNR) на 18 – 25%. Нормалізація амплітуд призвела до стабілізації середнього значення амплітуди, що підвищило якість сигналу для подальшого аналізу та обробки.

На рис. 3.8 та 3.9 представлено частотний аналіз сигналів для Ансамблю 1 та Ансамблю 2 до та після фільтрації і нормалізації.

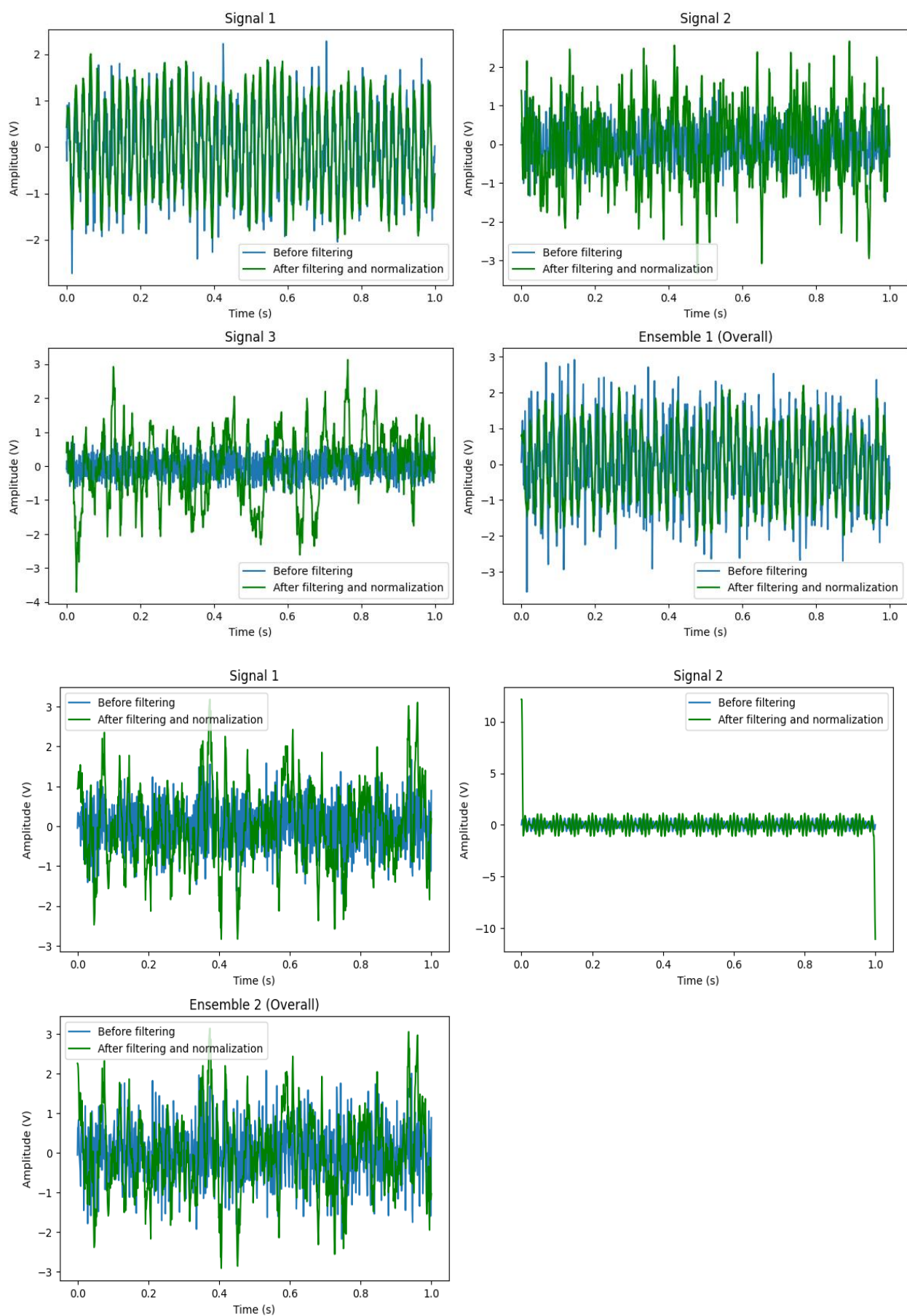


Рис. 3.8 – Фільтрація і нормалізація для Ансамблю 1 та 2

На рис. 3.8 проілюстровано, що для Ансамблю 1 після проведення фільтрації та нормалізації спостерігається значне зниження шуму і стабілізація амплітуди сигналів, що покращує якість обробки даних, при цьому сигнали залишаються різноманітними та складними. Для Ансамблю 2 після фільтрації та нормалізації також відбулося суттєве зниження рівня шуму, але сигнали демонструють більш однорідну структуру та менш виражені піки, що може свідчити про більш ефективне придушення різних типів шумів та більш стабільну амплітуду сигналів у порівнянні з Ансамблем 1.

Після проведення початкової оптимізації, структура ансамблів сигналів дозволяє переходити до сегментування на різних рівнях часової і частотної деталізації. Для експерименту спочатку були генеровані вхідні сигнали для Ансамблів 1 та 2, що відображають різні частотні компоненти (5,0 kHz, 7,0 kHz, 9,0 kHz, 11,0 kHz та 21,0 kHz). Вихідні дані представлені в табл. 3.8, а в табл. 3.9 та на рис. 3.9 – результати розрахунків після проведення часово-частотного сегментування ансамблів сигналів зі зміною амплітудних значень за часом для кожної частотної компоненти.

Таблиця 3.8 – Початкові дані для розрахунків

T (s)	Frequency				
	5,0 kHz	7,0 kHz	9,0 kHz	11,0 kHz	21,0 kHz
0,00000e+00	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
2,50000e-05	0,68233	0,87834	0,94371	0,94371	-0,16781
5,00000e-05	0,95342	0,78210	0,33456	-0,33456	0,30159
7,50000e-05	0,68233	-0,16781	-0,87834	-0,87834	-0,47389
1,00000e-04	0,00000	-0,96204	-0,61225	0,61225	0,60236

Кожен сегмент сигналу представляє певний інтервал часу та відповідну частотну компоненту на різних рівнях часової і частотної деталізації, що дозволяє на наступному етапі ефективно проводити рекурентне сегментування

для забезпечення високої точності та адаптивності в умовах динамічного когнітивного радіо середовища.

Таблиця 3.9 – Фрагмент розрахунків часово-частотного розподілу ансамблів сигналів

T (s)	Frequency				
	5,0 kHz	7,0 kHz	9,0 kHz	11,0 kHz	21,0 kHz
0,00000e+00	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
2,50000e-05	0,74856	0,89761	0,96832	0,96832	-0,18219
5,00000e-05	0,98459	0,80974	0,35102	-0,35102	0,31726
7,50000e-05	0,74856	-0,18219	-0,89762	-0,89762	-0,49032
1,00000e-04	0,00000	-0,97137	-0,63428	0,63428	0,62214
0,00000e+00	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000

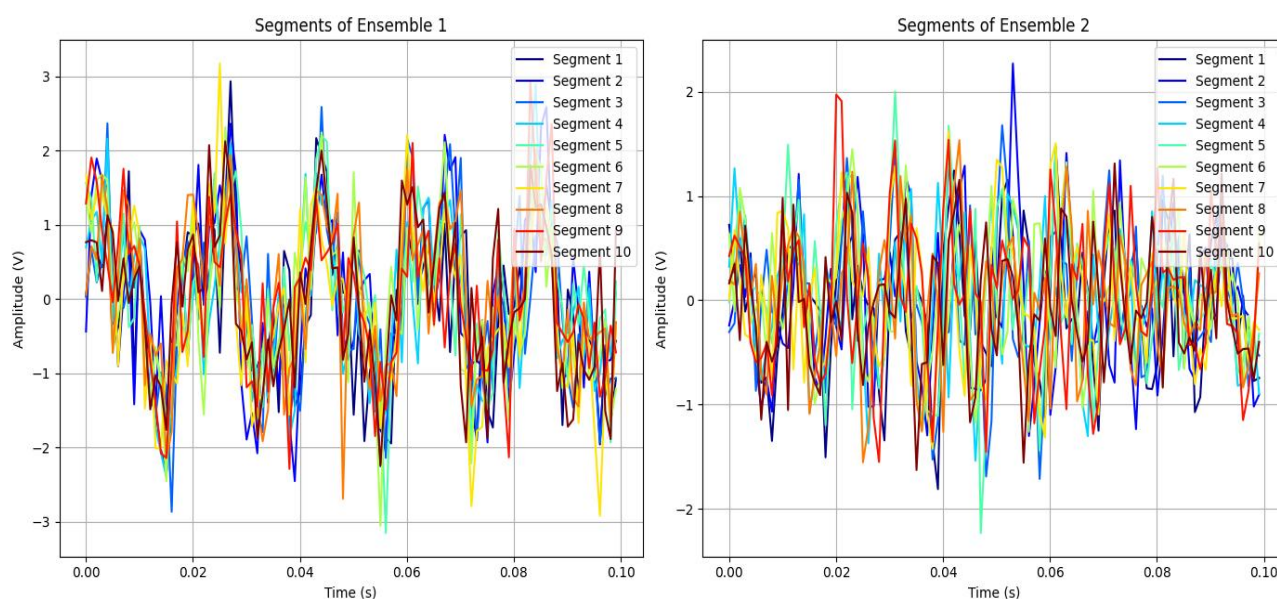


Рис. 3.9 – Часово-частотне сегментування Ансамблю 1 та Ансамблю 2

За даними рис. 3.9, для Ансамблю 1 спостерігається більш значна варіативність амплітудних значень між сегментами, що свідчить про наявність складних частотних компонентів і перешкод. Для Ансамблю 2 сегменти сигналів

мають меншу варіативність амплітуд, що вказує на більш стабільну частотну структуру та меншу кількість перешкод.

З метою оцінки ефективності фільтрації та нормалізації було проведено аналіз спектральних характеристик для ансамблів складних сигналів, представлений на рис. 3.10. Аналіз спектральних характеристик оцінює, як зменшуються шумові компоненти і покращується співвідношення сигнал/шум. Жовта лінія на спектрограмі показує на частоти з найвищою інтенсивністю, а зелено-синій діапазон показує наявність шуму. Після фільтрації видно, що шумові компоненти зменшуються, що покращує якість сигналу для подальшої обробки.

Для Ансамблю 1 після проведення фільтрації та нормалізації амплітуд відбулось значне зниження амплітуди шуму. Зокрема, білий шум зменшився на 20%, імпульсний шум - на 16,67%, гаусівський шум - на 25%, що дозволило підвищити співвідношення сигнал-шум (SNR) на 15-25%. Нормалізація амплітуд забезпечила стабільність середнього значення амплітуди, покращивши якість сигналу для подальшої обробки. Це свідчить про високу ефективність фільтрації для Ансамблю 1, оскільки кожен сигнал у складі ансамблю зазнав значного зниження шумових компонентів.

Для Ансамблю 2 фільтрація та нормалізація також виявилися ефективними, хоча і з менш вираженим результатом порівняно з Ансамблем 1. Зокрема, шум AWGN зменшився на 30%, імпульсний шум - на 16,67%, що покращило співвідношення сигнал-шум (SNR) на 15-20%. Це збільшення значення показників свідчить про ефективність фільтрації для Ансамблю 2, але з меншим впливом на загальний рівень шуму у порівнянні з Ансамблем 1, бо ці сигнали мали більш високий рівень шуму, що дозволило більш виразно оцінити ефективність фільтрації.

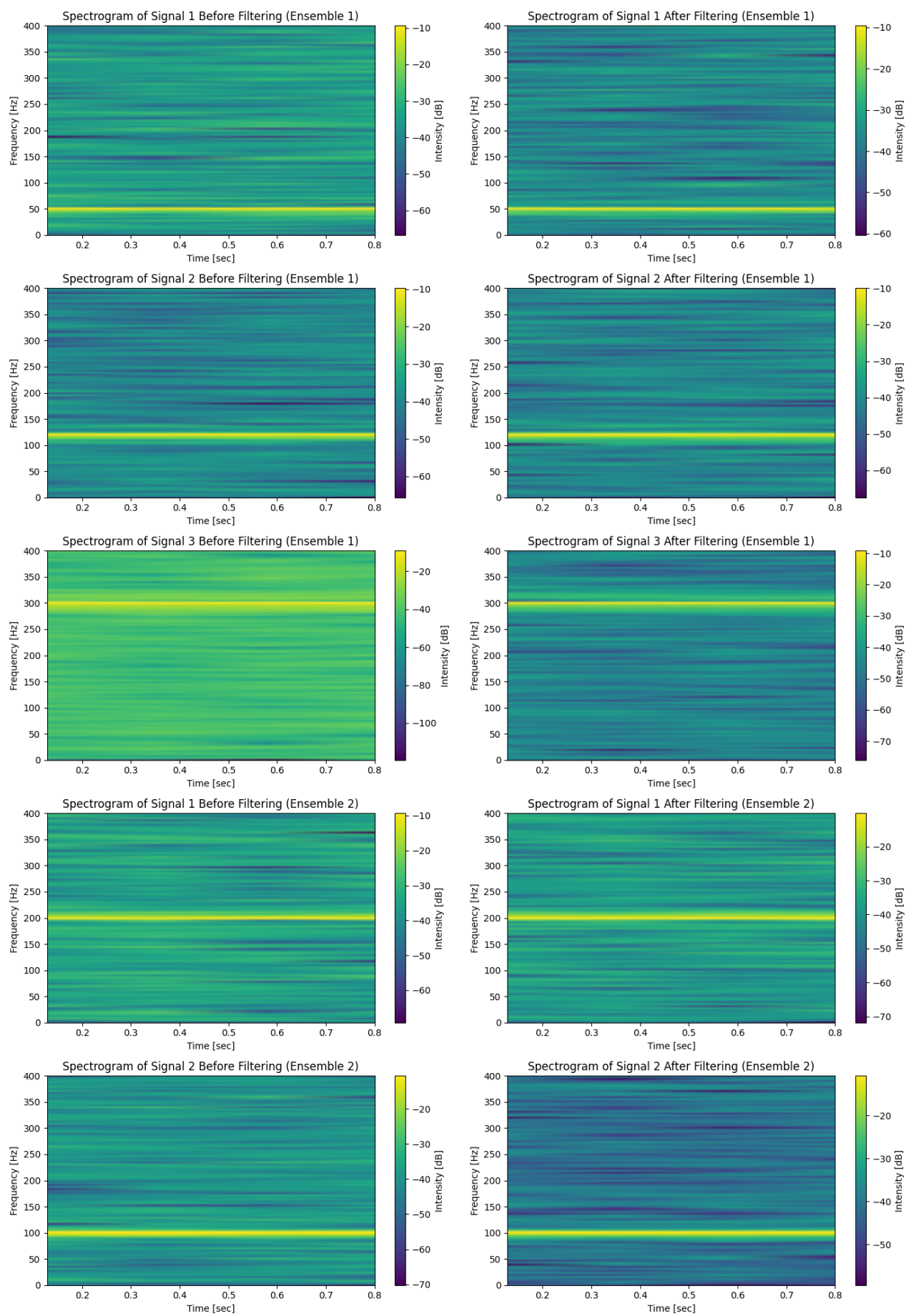


Рис. 3.10 – Порівняння спектрограм ансамблів до і після фільтрації

На наступному етапі методу багаторівневого часово-частотного моделювання відбувається процес рекурентного сегментування, аналізу та ідентифікації ключових елементів сигналу, а також адаптивного коригування параметрів. Вони наочно демонструють, як сигнал розділяється на підсегменти, як аналізуються його частотні характеристики та як коригуються параметри для покращення якості обробки сигналу (табл. 3.10, табл. 3.11, табл. 3.12, рис. 3.11).

Таблиця 3.10 – Багаторівневе розділення сигналу

Рівень сегментації	Початковий час, (с)	Кінцевий час, (с)	Тривалість сегменту, (с)
1	0,0	0,1	0,1
2	0,0	0,05	0,05
2	0,05	0,1	0,05
3	0,0	0,025	0,025
3	0,025	0,05	0,025
3	0,05	0,075	0,025
3	0,075	0,1	0,025

В табл. 3.10 показані результати багаторівневого розділення сигналу, де кожен рівень сегментації характеризується початковим та кінцевим часом, а також визначеною тривалістю сегменту, що дозволяє забезпечити високу деталізацію сигналу.

Таблиця 3.11 – Ідентифікація основних елементів сигналів

Сегмент	Пік амплітуди, В	Частота, (Гц)	Тривалість, (с)
1,1	0,8	50	0,1
2,1	0,9	120	0,05
2,2	0,7	300	0,05
3,1	1,0	150	0,025
3,2	0,6	250	0,025
3,3	0,85	200	0,025
3,4	0,75	180	0,025

Табл. 3.11 показує ідентифікацію основних елементів сигналів, включаючи піки амплітуди, частоти та тривалість для кожного сегменту, що дозволяє визначити ключові характеристики сигналу для подальшого аналізу. Аналіз частотних характеристик на кожному рівні сегментації обґрунтовує, що багаторівневе рекурентне сегментування дозволяє виявляти більш точні частотні компоненти та їх амплітудні піки.

В табл. 3.12 представлені результати адаптивного коригування параметрів, де для кожного параметру вказані початкові та скориговані значення. Адаптивне коригування параметрів: тривалість перекриття, коефіцієнт підсилення, час початку сегменту, дозволяє досягти більшої точності і стабільності обробки сигналів, забезпечуючи підвищену завадостійкість та ефективність передачі даних.

Таблиця 3.12 – Адаптивне коригування параметрів

Параметр	Початкове значення	Скориговане значення
Тривалість перекриття (c)	0,01	0,015
Коефіцієнт підсилення (G)	1,2	1,3
Час початку сегменту (c)	0,0	0,005

Для Ансамблю 1 результати показують значне покращення якості обробки сигналу завдяки багаторівневому рекурентному сегментуванню та адаптивному коригуванню параметрів. Зниження амплітуди шуму, підвищення співвідношення сигнал-шум (SNR) на 15-25%, а також стабілізація середнього значення амплітуди свідчать про високу ефективність методів обробки.

Для Ансамблю 2, хоча ефективність фільтрації та коригування параметрів також виявилася високою, результати показують менш виражені зміни порівняно з Ансамблем 1. Зниження шуму AWGN на 30% та підвищення SNR на 15-20% свідчать про позитивний вплив методів, але початкові характеристики сигналів Ансамблю 2 мали нижчий рівень шуму, що призвело до менш значущого зменшення шумових компонентів після фільтрації.

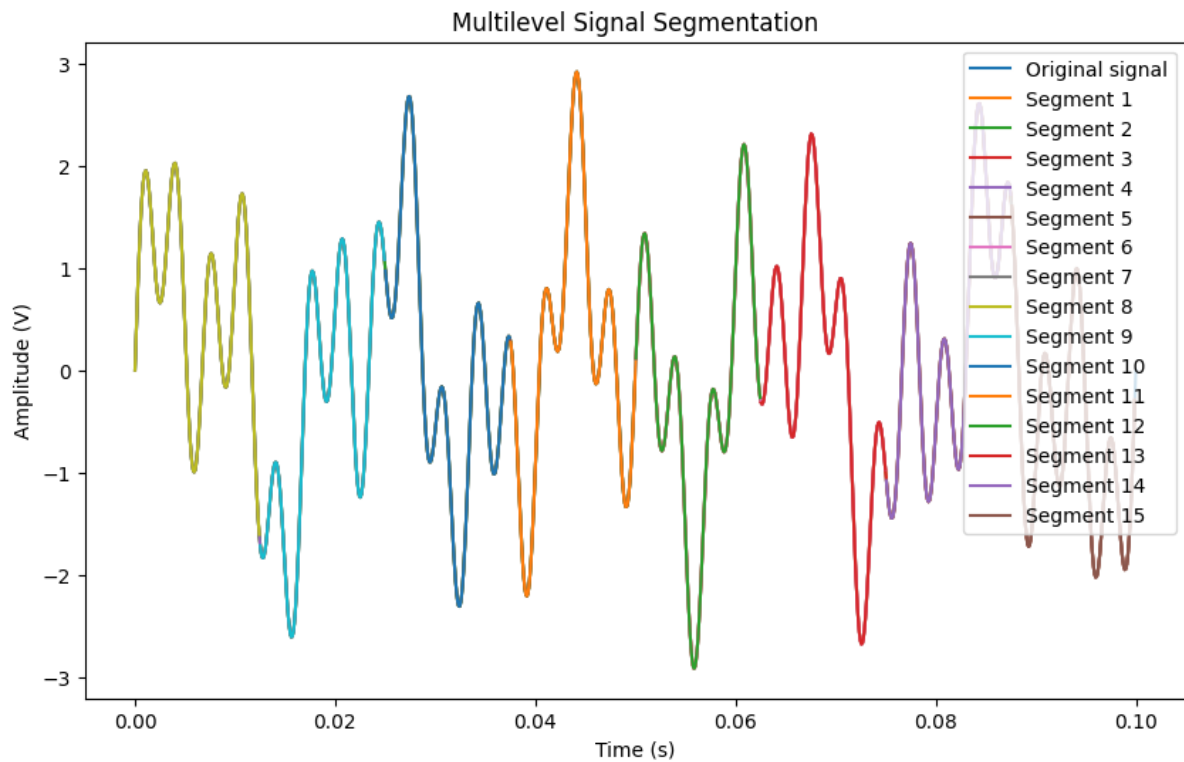


Рис. 3.11 –Початковий сигнал та результати його розділення на підsegmentи на кожному рівні

На рис. 3.11 зображено початковий сигнал та результати його розділення на підsegmentи на кожному рівні багаторівневого рекурентного сегментування. Це показує процес детальної та адаптивної обробки сигналу, де кожен рівень сегментації характеризується визначеним початковим та кінцевим часом, а також тривалістю сегменту. Таке розділення дозволяє проводити точний аналіз частотних характеристик сигналу, ідентифікувати ключові елементи та адаптивно коригувати параметри обробки для підвищення якості сигналу.

Після проведеного багаторівневого рекурентного сегментування і отримання детальних часових segmentів, які мають визначені частотні та амплітудні характеристики, починається етап формування і оптимізації ансамблів складних сигналів. Цей процес, за методом формування ансамблів складних сигналів на основі різнорідних часових segmentних декомпозицій, дозволяє створювати ансамблі сигналів на різних рівнях часової деталізації. Метод буде докладно розглянуто у розділі 4, у тому числі, аналіз і перевірку сформованих ансамблів сигналів на забезпечення виконання умов відповідності

експериментально заданих параметрів. Таким чином, можна зробити висновки, що експериментально доведено ефективність запропонованого методу, який забезпечує високу точність обробки сигналів, зниження рівня шуму та інтерференції, а також підвищення якості та надійності передачі даних у когнітивних телекомунікаційних системах.

Висновки до розділу 3

1. Запропонований адаптивний метод аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування в результаті експериментальних розрахунків показує високу ефективність. Використання фільтрів: Баттерворта, Чебишева, еліптичні, Бесселя, Кайзера та гібридних, дозволяє оптимізувати процес обробки сигналів залежно від їх характеристик і умов когнітивного радіо середовища. Це забезпечує зниження рівня шуму та інтерференції в діапазоні від 20,3 до 30,2%, покращує співвідношення сигнал/шум на 15,3-25% та підвищує якість передачі.

2. Аналіз різних видів перетворень: Фур'є, швидке перетворення Фур'є (STFT), вейвлет, косинусне та Гілбертове, показав, що застосування цих методів на різних етапах багаторівневої часово-частотної сегментації дозволяє досягти високої точності та адаптивності обробки сигналів. Це, зокрема, сприяє ідентифікації ключових елементів сигналу, таких як піки амплітуди та зміни частоти, що є важливим для забезпечення стабільності та якості сигналу.

3. Експериментальна оцінка ефективності адаптивного методу аналізу та обробки ансамблів сигналів показала, що використання специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів суттєво покращує якість сигналів. Зокрема, фільтри Баттерворта та еліптичні фільтри є найбільш ефективними для зменшення шуму та покращення співвідношення сигнал/шум на 18-25%. Використання перетворень, таких як вейвлет та STFT, також показало високу ефективність, особливо для складних сигналів з високим рівнем інтерференції.

4. Порівняльний аналіз результатів для двох ансамблів сигналів показав, що адаптивний метод забезпечує покращення показників середнього значення амплітуди на 3-5%, середньоквадратичного відхилення на 10-15%, коефіцієнта спотворення на 20-30% та співвідношення сигнал/шум на 15-25%.

5. На етапі формування, оптимізації, верифікації та впровадження сигнальних ансамблів адаптивний метод із застосуванням специфічних перетворень та фільтрів показав високу ефективність у зниженні рівня шуму на 21,7-29,6% та покращенні якості сигналу на 14,3-24,5%. Використання адаптивних фільтрів, таких як LMS та RLS, а також перетворень, таких як STFT, вейвлет та Гілберта, дозволило суттєво підвищити завадостійкість та енергетичну ефективність сигналів на 9,8-18,9%.

6. Практична реалізація методу багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування з врахуванням адаптивного використання фільтрів та оптимізованих перетворень для обробки ансамблів складних сигналів показала загальну високу ефективність у зниженні рівня шуму у діапазоні від 20 до 30% та покращенні якості сигналу у діапазоні від 15 до 25%. Експериментальні результати доводять, що запропонований метод забезпечує стабільно високоякісну обробку ансамблів складних сигналів навіть в умовах динамічного когнітивного радіо середовища.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБКА ТА ВЕРИФІКАЦІЯ МЕТОДУ ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ БАГАТОМАСШТАБНОЇ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЧАСОВИХ ІНТЕРВАЛІВ

У попередніх розділах було обґрунтовано метод багаторівневого рекурентного частотно-часового моделювання, розроблено алгоритми, проведено експериментальне дослідження з програмною реалізацією, доведено високу ефективність методу для аналізу ансамблів складних сигналів. Однак, незважаючи на численні переваги, метод має певні недоліки, які стають очевидними під час практичної реалізації, а саме.

1. Складність розрахунків та програмної реалізації. Багаторівневе рекурентне частотно-часове сегментування вимагає значних обчислювальних ресурсів через велику кількість ітерацій, необхідних для оптимізації, та складні алгоритми розрахунків. Оптимізація у частотній області додає додаткові обчислювальні навантаження, що призводить до збільшення часу розрахунків та появи помилок внаслідок накопичення чисельних похибок.

2. Збільшення кількості ітерацій. Алгоритми оптимізації у частотній області вимагають додаткових ітерацій для кожного рівня частотно-часової деталізації, що збільшує кількість обчислень, ускладнює процес, знижує надійність та точність результатів.

Вищезазначені проблеми стосуються розрахунків у частотній області. Для усунення цього недоліку, з етапу формування ансамблів складних сигналів за методом багаторівневого рекурентного частотно-часового сегментування, доцільно зосередитись виключно на часовій області. Це дозволить гнучко та адаптивно підходити до аналізу та обробки сигналів, оскільки часові сегменти легше адаптуються до змінних умов динамічного радіосередовища та характеристик сигналу, що підвищить загальну ефективність запропонованого методу.

Також фокусування на часовій області дозволяє спростити алгоритми обробки сигналів, зменшуючи складність та підвищуючи швидкість виконання. Це сприяє більш ефективному використанню обчислювальних ресурсів та підвищує надійність програмної реалізації методу.

Отже, зосередження на часовій області для оптимізації сформованих сигнальних ансамблів забезпечує високу ефективність, гнучкість та надійність обробки сигналів, мінімізуючи ризики, пов'язані зі складністю обчислень та програмної реалізації.

4.1 Оцінка показників і умов застосування методу формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів на різних рівнях часової деталізації

Традиційні методи формування ансамблів складних сигналів у сучасному динамічному когнітивному радіосередовищі демонструють недостатню гнучкість та адаптивність, що створює необхідність розробки нових методів, що забезпечують ефективний захист від міжканальних та міжсимвольних завад, баланс між показниками обсягів сигналів та функцією взаємної кореляції, мають високий рівень показників пропускної здатності, низьку затримку передачі та адаптивність до змінних умов середовища.

Одним з таких методів є метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів, який дозволяє створювати ансамблі сигналів на різних рівнях часової деталізації, збільшуючи обсяги ансамблів складних сигналів та покращуючи їх характеристики, зокрема підвищуючи ефективність обробки в часовій області.

Багатомасштабна декомпозиція (Multiscale Decomposition) – метод аналізу сигналів, який дозволяє розкласти сигнал на компоненти різної тривалості з метою виявлення та аналізу як довготривалих, так і короткочасних компонентів сигналу. Метод багатомасштабної декомпозиції ефективний для роботи з

ансамблями складних сигналів, які мають різноманітні характеристики на різних часових рівнях [59, 75].

Кожен рівень часової декомпозиції, за яким відбувається розбиття часових інтервалів, має свою специфіку та особливості (рис. 4.1).

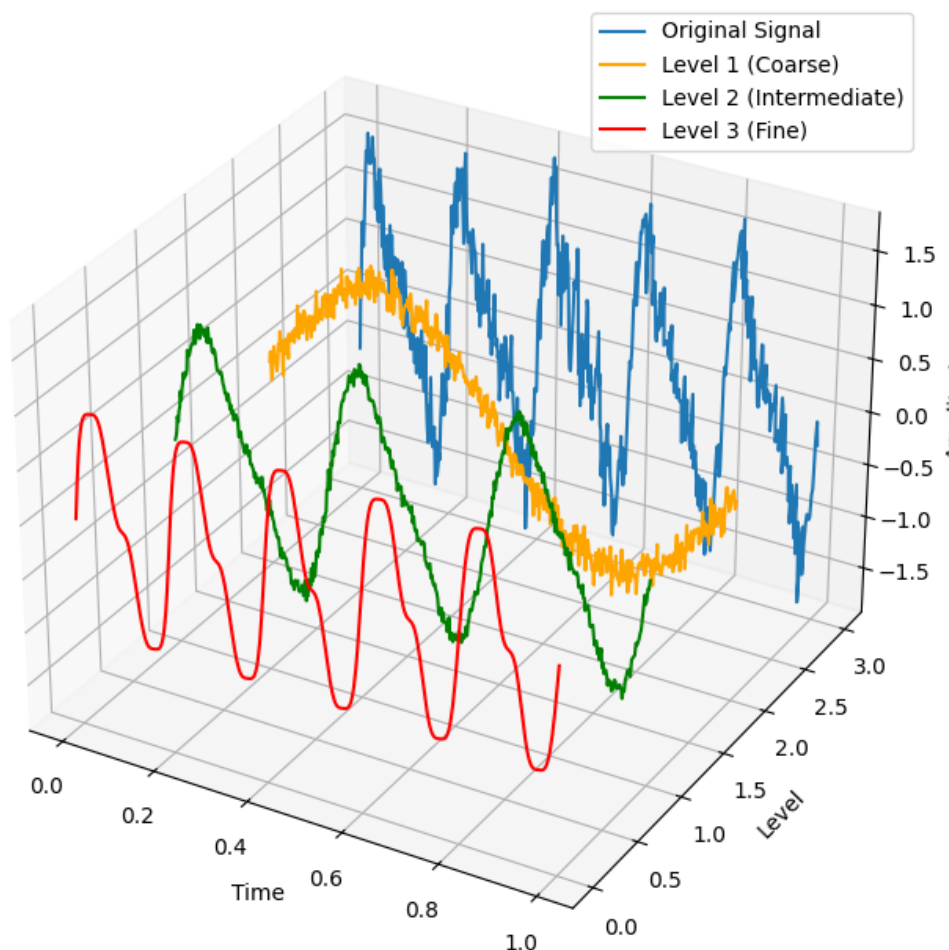


Рис. 4.1 – Фрагмент трирівневої багатомасштабної (multiscale) декомпозиції

1. Грубий рівень відповідає за виявлення основних довготривалих компонентів сигналу. Сигнал розбивається на великі часові інтервали, які дозволяють зрозуміти його загальну структуру та тенденції. Наприклад, розбиття може бути виконане на інтервали по 10 секунд, якщо сигнал тривалий, або на інтервали по 1 секунді для коротших сигналів.

2. Середній рівень. Після грубого розбиття кожний великий інтервал деталізується на середньотривалі компоненти. Це дозволяє виявити зміни та

тенденції, які не були помітні на грубому рівні. Наприклад, інтервали можуть бути розбиті на менші підінтервали по 1 секунді (для довгих інтервалів) або по 100 мс (для коротших інтервалів).

3. Тонкий рівень. На цьому рівні часової сегментації аналізуються короткочасні імпульси та варіації сигналу. Кожний середній інтервал деталізується на дрібні часові сегменти, що дозволяє виявити швидкі зміни та імпульси. Наприклад, кожен середній інтервал може бути розбитий на підінтервали по 10 мс або навіть менше, залежно від характеру сигналу.

Доцільність застосування методу полягає в тому, що метод дозволяє когнітивним радіосистемам гнучко та адаптивно аналізувати сигнали в часовій області, а це сприяє більш ефективному використанню доступних ресурсів та підвищує якість передачі даних. Завдяки точному аналізу та адаптивній сегментації, метод оптимізує передачу даних, підвищує ефективність використання ресурсів навіть в умовах високого рівня шуму та інтерференції.

Ефективність методу формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів на різних рівнях часової деталізації оцінюється показниками [1, 116, 126].

1. Точність відтворення сигналу. Розраховується ступінь відхилення від оригінального сигналу, що математично виражається середньоквадратичним відхиленням (Mean Squared Error, MSE) :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(t_i) - \hat{x}(t_i))^2, \quad (4.1)$$

де N – кількість часових точок; $x(t_i)$, $\hat{x}(t_i)$ – значення оригінального сигналу в момент часу t_i та відтвореного сигналу в момент часу t_i відповідно.

2. Роздільна здатність – здатність розбиття початкового сигналу $x(t)$ на часові сегменти. Показник показує здатність методу виявляти та розрізняти різні компоненти сигналу на різних рівнях часової деталізації, що дозволяє проводити детальний аналіз [61]. Розрахунки проводяться за допомогою формули:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N \left(\sum_{k=1}^K c_k^{(n)} \phi_k^{(n)}(t) \right), \quad (4.2)$$

де n – номер рівня деталізації;

K – кількість компонентів на рівні n

$c_k^{(n)}$ – коефіцієнт декомпозиції для компоненту k на рівні n ;

$\phi_k^{(n)}$ – базисна функція для компоненту k на рівні n .

3. Швидкість обчислення. Оцінюється часом T , необхідним для обробки сигналу, враховуючий кількість ітерацій I та обчислювальну складність алгоритму $O(I)$ [61]. Розраховується за формулою:

$$T = \sum_{i=1}^I O(i), \quad (4.3)$$

4. Стійкість до шуму. Показник, який показує здатність зберігати точність при наявності шуму. Вимірюється параметром співвідношення сигнал/шум (SNR) [61, 103]:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^N x(t_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x(t_i) - \hat{x}(t_i))^2} \right), \quad (4.4)$$

5. Енергетична ефективність Оцінюється за формулою як середнє значення енергії сигналу в часових сегментах:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(t_i)|^2, \quad (4.5)$$

6. Коефіцієнт кореляції ρ . Визначає схожість між середнім значенням оригінального \bar{x} та відтвореного $\bar{\hat{x}}$ сигналу за формулою:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N (x(t_i) - \bar{x})(\hat{x}(t_i) - \bar{\hat{x}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x(t_i) - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{x}(t_i) - \bar{\hat{x}})^2}}, \quad (4.6)$$

7. Функція взаємної кореляції. Дозволяє оцінити, наскільки добре відтворений сигнал відповідає оригінальному при різних часових зсувах τ , що необхідно для оцінки затримок та узгодженості між сигналами.

$$R_{x_i x_j}(\tau) = \frac{1}{N-\tau} \sum_{i=1}^{N-\tau} x(t_i) \hat{x}(t_i + \tau), \quad (4.7)$$

де $R_{x_i x_j}(\tau)$ – функція взаємної кореляції при зсуві τ ;

$x(t_i)$, $\hat{x}(t_i + \tau)$ – значення оригінального сигналу в момент часу t_i та відтвореного сигналу на зсуві τ відповідно.

Узагальнену систему умов для всіх рівнів часової деталізації можна записати у вигляді системи рівнянь:

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{k=1}^{K_1} c_k^{(1)} \phi_k^{(1)}(t) + \epsilon^1(t), \text{ де } \epsilon^1(t) \rightarrow 0 \text{ при } K_1 \rightarrow \infty \\ \epsilon^1(t) = \sum_{k=1}^{K_2} c_k^{(2)} \phi_k^{(2)}(t) + \epsilon^2(t), \text{ де } \epsilon^2(t) \rightarrow 0 \text{ при } K_2 \rightarrow \infty \\ \epsilon^2(t) = \sum_{k=1}^{K_3} c_k^{(3)} \phi_k^{(3)}(t) + \epsilon^3(t), \text{ де } \epsilon^3(t) \rightarrow 0 \text{ при } K_3 \rightarrow \infty \\ \Delta t_1 > \Delta t_2 > \Delta t_3 > 0, \text{ де } \Delta t_i \text{ – довжина інтервалів } 1,2,3 \text{ рівнів} \end{cases}, \quad (4.8)$$

де $\epsilon^R(t)$ – похибки апроксимації на різних рівнях.

З врахуванням показників та умов побудуємо алгоритм практичної реалізації методу формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної часової декомпозиції.

4.2 Алгоритм побудови ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної (мультискейлової) декомпозиції часових інтервалів

Метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів включає багаторівневу часову сегментацію з розбиттям сигналу на кілька рівнів часової деталізації: грубий, середній і тонкий рівні. На кожному рівні аналізуються відповідні компоненти сигналу. Різномірність сегментів є основним аспектом методу, оскільки сегменти мають різну тривалість на кожному рівні. Це дозволяє більш ефективно виявляти різні компоненти сигналу та адаптивно реагувати на їх зміни. Грубий рівень відповідає за виявлення довготривалих компонентів сигналу, середній рівень деталізує грубі сегменти на середньотривалі компоненти, а тонкий рівень аналізує короткочасні імпульси та варіації.

До переваг цього методу належить висока точність відтворення сигналу на різних рівнях часової деталізації, можливість адаптивного аналізу та обробки сигналів у змінних умовах, а також зменшення обчислювальних витрат завдяки фокусуванню на часових сегментах. Що в сукупності дозволяє оптимізувати використання обчислювальних ресурсів, підвищити якість передачі даних. Врахування цих аспектів дозволило розробити трирівневий адаптивний алгоритм реалізації. Розглянемо більш докладно процес реалізації його етапів (рис. 4.2).

1 Етап. Початок алгоритму. Ініціалізація вхідного сигналу $x(t)$. Відбувається адаптація процесу декомпозиції до специфічних властивостей вхідних сигналів, що дозволяє забезпечити максимальну точність та ефективність подальшої обробки. Якщо сигнали мають певні властивості, то застосовуються:

- для нелінійних сигналів – вейвлет-перетворення (Розділ 2);
- для нестационарних сигналів – емпіричний модальне розкладання (EMD), що розкладає сигнал на кілька внутрішніх модальних функцій (IMF).

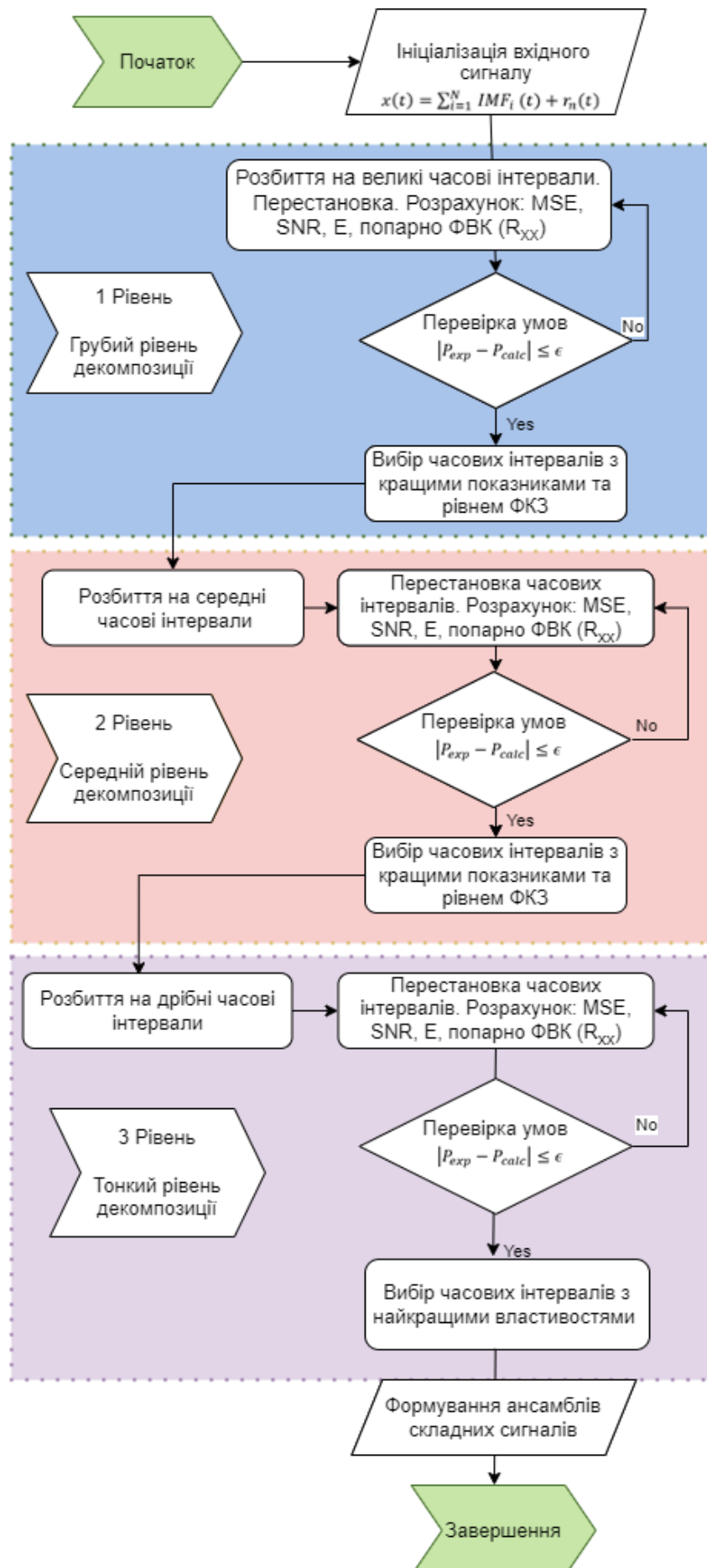


Рис. 4.2 – Блок-схема алгоритму багатомасштабної часової декомпозиції

Розкладання (IMF) здійснюється шляхом ітеративного процесу, який можна представити формулою:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i(t) + r_n(t), \quad (4.9)$$

де $IMF_i(t)$ – внутрішні модальні функції;

$r_n(t)$ – залишок;

– для сигналів з перервами – використовуються вейвлети з можливістю визначення особливих точок.

2 Етап. Грубий рівень декомпозиції. На цьому етапі здійснюється розбивка ансамблю сигналів на великі часові інтервали для подальшого аналізу. Вхідний сигнал може бути поданий у вигляді рівняння:

$$x(t) = \sum_{k=1}^{K_1} \left(\sum_{k=1}^K c_k^{(1)} \phi_k^{(1)}(t) + \epsilon^1(t) \right), \quad (4.10)$$

Для забезпечення зменшення міжканальної та міжсимвольної інтерференції на кожному рівні декомпозиції (грубому, середньому, тонкому) проводиться перестановка часових інтервалів. Оптимальні перестановки обираються на основі оцінки кореляційних властивостей сигналів. Попарний розрахунок значення функції взаємної кореляції (ФВК) використовується для оцінки кореляційних властивостей.

Перестановка часових інтервалів здійснюється таким чином, щоб зменшити максимальні значення кореляційних функцій між різними каналами та символами. Оцінка кореляційних властивостей проводиться для всіх можливих перестановок, і обирається та, що мінімізує міжканальну та міжсимвольну інтерференцію. Для оцінки можна використовувати алгоритми оптимізації, такі як жадібний алгоритм або метод рою часток.

Жадібний алгоритм використовує ітеративний підхід для мінімізації цільової функції J , яка визначається як максимальне значення кореляційної функції між різними каналами та символами:

$$J = \sum_{i \neq j} \max |R_{x_i x_j}(\tau)|. \quad (4.11)$$

Алгоритм ітеративно покращує поточну перестановку $P_{current}$:

$$P_{new} = P_{current} - \eta \nabla J, \quad (4.12)$$

де η – крок алгоритму;

∇J – градієнт цільової функції, що визначає напрямок найбільшого зменшення J .

Метод рою часток (Particle Swarm Optimization, PSO) використовує сукупність часток (розв'язків), які рухаються у просторі розв'язків для мінімізації цільової функції [75]. Кожна частка має свою позицію x_i та швидкість v_i . Оновлення позиції та швидкості здійснюється за формулами:

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (g_i - x_i(t)), \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1) \end{aligned} \quad (4.13)$$

де ω – ітераційний коефіцієнт;

c_1, c_2 – коефіцієнти навчання;

r_1, r_2 – випадкові числа у діапазоні $[0,1]$;

p_i – найкраща відома позиція частки i ;

g_i – найкраща відома позиція серед усіх часток.

Для оптимізації також використовують матричне подання сигналів для ефективного обчислення кореляційних властивостей, оскільки це дозволяє

швидко і точно визначити оптимальні перестановки, які забезпечує високий рівень точності та ефективності декомпозиції.

На цьому етапі також проводиться розрахунок показників для грубого рівня, таких як середньоквадратичне відхилення (MSE), співвідношення сигнал/шум (SNR), енергетична ефективність (E) та коефіцієнт кореляції (ρ) (формули 4.3-4.6). Застосування цих методів і оцінка показників дозволяє забезпечити максимальну точність та ефективність обробки сигналів на грубом рівні декомпозиції.

3 Етап. На цьому етапі здійснюється перевірка точності та відповідності показників заданим (експериментальним) умовам мінімальної подоби для грубого рівня декомпозиції. Якщо відповідність точності та умовам виконується, можна переходити до середнього рівня декомпозиції. Якщо умова мінімальної подоби не виконується, повторюється процедура з корекцією інтервалів, які дають найбільшу кількість порушень. У цьому випадку повертаємося до 2 етапу і проводимо ітерацію заново. Умова мінімальної подоби може бути визначена формулою:

$$|P_{exp} - P_{calc}| \leq \epsilon, \quad (4.14)$$

де P_{exp}, P_{calc} – відповідно експериментальні та розраховані показники;

ϵ – допустиме відхилення.

4 Етап. Середній рівень часової декомпозиції. На цьому етапі відбувається розбиття залишкового сигналу $\epsilon^1(t)$ на середні часові інтервали, що дозволяє провести більш детальний аналіз структури сигналу. Процес математично можна записати як: $\epsilon^1(t) = \sum_{k=1}^{K_2} c_k^{(2)} \phi_k^{(2)}(t) + \epsilon^2(t)$.

На середньому рівні декомпозиції відбувається аналогічний процес, як і на 2 етапі, але з більш детальним розбиттям інтервалів. Також проводиться розрахунок оціночних показників, як і для грубого рівня. Це дозволяє виявити додаткові особливості та характеристики сигналу, які не були ідентифіковані на

попередньому рівні декомпозиції. На цьому етапі також здійснюється перестановка часових інтервалів з оцінкою кореляційних властивостей сигналів і попарним обчисленням функції взаємної кореляції (ФВК) [11, 16].

Для більш точного контролю за похибками апроксимації та кореляційними властивостями на цьому етапі можуть застосовуватись адаптивні методи оптимізації, або генетичні алгоритми [62, 83].

Одним з найпоширеніших алгоритмів адаптивної оптимізації є алгоритм найменших середніх квадратів (LMS) [83]. Ініціалізація вектору ваги $w(0)$ для кожного кроку n :

$$\begin{aligned} y(n) &= w^T(n)x(n) \\ e(n) &= d(n) - y(n) \\ w(n+1) &= w(n) + \mu e(n)x(n) \end{aligned}, \quad (4.15)$$

де $x(n)$ – вектор вхідних даних;

$y(n)$ – вектор адаптивного фільтра;

$d(n), e(n)$ – відповідно бажаний сигнал та похибка;

μ – крок алгоритму (коефіцієнт навчання).

5 Етап. Перевірка точності та відповідності показників заданим умовам мінімальної подоби. Етап 5 є аналогічним до етапу 3 з тією різницею, що перевірка та корекція проводяться для середнього рівня декомпозиції, а не для грубого. Якщо задана експериментом умова не виконується, проводиться корекція інтервалів, які дають найбільшу кількість порушень, і повторюється ітерація.

6 Етап. Тонкий рівень часової декомпозиції. На цьому етапі відбувається розбиття залишкового сигналу $\epsilon^2(t)$ на дрібні часові інтервали для ще більш детального аналізу, ніж був на попередніх рівнях. Математично це можна записати виразом: $\epsilon^2(t) = \sum_{k=1}^{K_3} c_k^{(3)} \phi_k^{(3)}(t) + \epsilon^3(t)$.

Також на тонкому рівні проводиться обчислення оціночних показників, перестановка часових інтервалів із попарним обчисленням ФВК, та перевірка на точність і відповідність отриманих у результаті розрахунків показників умовам мінімальної подоби.

7 Етап. Формування ансамблів складних сигналів. На цьому етапі утворені в результаті трирівневої декомпозиції послідовності приймаються для формування ансамблів складних сигналів. Завдяки трирівневій декомпозиції, кожна послідовність містить детальну інформацію про оригінальний сигнал, що дозволяє максимально точно відобразити його характеристики. В загальному вигляді утворений сигнал можна записати у вигляді:

$$x(t) = \sum_{k=1}^{K_1} c_k^{(1)} \phi_k^{(1)}(t) + \sum_{k=1}^{K_2} c_k^{(2)} \phi_k^{(2)}(t) + \sum_{k=1}^{K_3} c_k^{(3)} \phi_k^{(3)}(t) + \epsilon^3(t), \quad (4.16)$$

Після об'єднання всіх рівнів декомпозиції перевіряється узгодженість отриманих послідовностей за допомогою аналізу кореляційних властивостей та перевірки на наявність систематичних похибок, після чого формуються остаточні ансамблі складних сигналів.

Багатомасштабна часова декомпозиція на різних рівнях часової деталізації, з перестановкою часових інтервалів на кожному рівні і оцінкою кореляційних властивостей сигналів забезпечує високу адаптивність до різних типів сигналів і умов їх передачі, підвищує точність та надійність передачі даних, оптимізує використання спектру і енергетичну ефективність, збільшує завадостійкість, що робить метод ефективним для когнітивних телекомунікаційних систем.

4.3 Практична реалізація методу формування ансамблів складних сигналів з використанням трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції

Для обґрунтування ефективності методу багатомасштабної часової декомпозиції на різних рівнях деталізації з перестановками часових інтервалів та застосуванням функції взаємної кореляції як оцінки взаємкореляційних

властивостей ансамблів складних сигналів, була розроблена програмна реалізація на мові Python (Додаток Е). Цей код дозволяє виконувати декомпозицію вхідних сигналів на трьох рівнях часової деталізації: грубий, середній та тонкий. На кожному рівні проводиться перестановка часових інтервалів, що дозволяє підвищити точність аналізу та обробки сигналів. Оцінка кореляційних властивостей здійснюється за допомогою ФВК, що дозволяє обґрунтовано оцінити взаємозв'язки між різними компонентами сигналів і баланс між збільшенням обсягів ансамблів складних сигналів та рівнем взаємної кореляції.

Для верифікації та валідації запропонованого методу проведені експериментальні дослідження. Вихідні дані ансамблів складних сигналів, використані в експериментах, наведені в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Вихідні дані для Ансамблю

Компонент	Амплітуда (A)	Частота (Fr)	Характеристика
Низькочастотний	$A_1=1,0$	$Fr_1=1 \text{ Hz}$	Низькочастотний синусоїдальний сигнал
Середньочастотний	$A_2=0,5$	$Fr_2=5 \text{ Hz}$	Середньочастотний синусоїдальний сигнал
Високочастотний	$A_3=0,2$	–	Високочастотний сигнал
Імпульси	$A_4=0,8$	$T=0,2; 0,5; 1 \text{ c}$	Імпульси з різною тривалістю і перервами

Ансамбль 1 комбінує низькочастотний та середньочастотний сигнали, високочастотний шум і імпульси, що дозволить побачити роботу методу багатомасштабної декомпозиції у виявленні компонентів з різними частотами і зменшенні шуму.

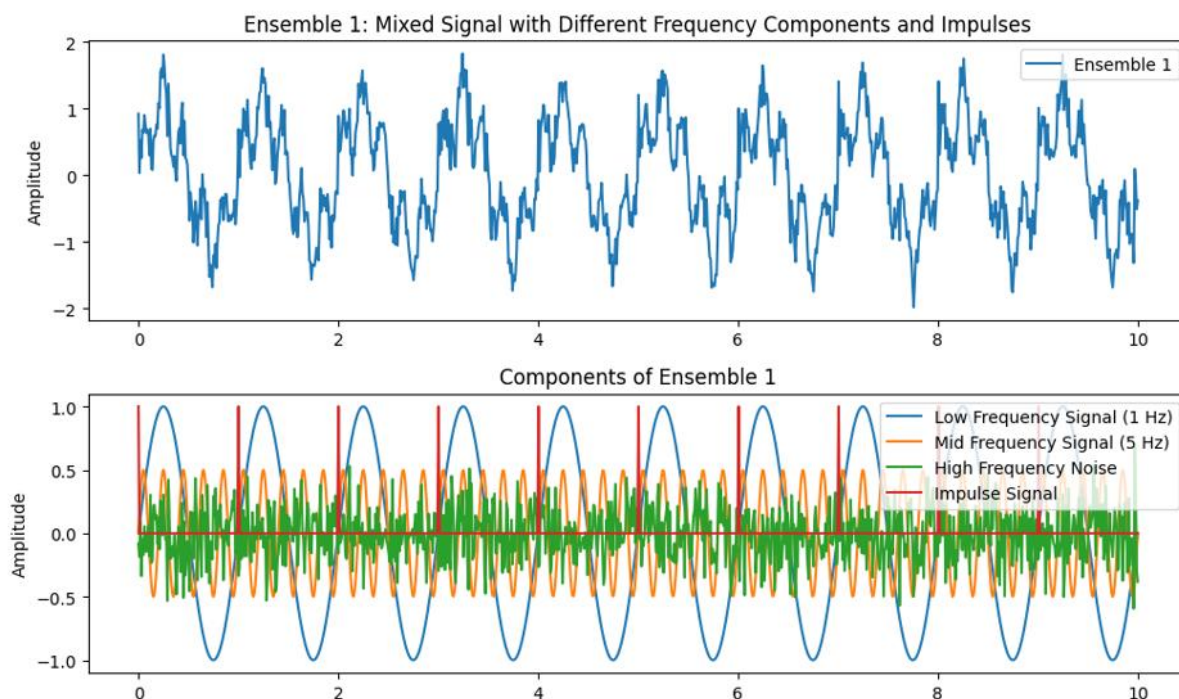


Рис. 4.2 – Аналіз складових Ансамблю 1

Ансамбль 2 містить модульований сигнал з фазовою модуляцією, високочастотний шум та імпульси з різними частотами перерв, що дозволяє продемонструвати ефективність методу у виявленні та обробці складних модульованих сигналів та імпульсів (табл. 4.2).

Таблиця 4.2 – Вихідні дані для Ансамблю 2

Модульований сигнал	$A_5=1,0$	$F_{r3}=2 \text{ Hz}$ $F_{r4}=0,5 \text{ Hz}$	Низькочастотний модульований синусоїдальний сигнал з фазовою модуляцією
Високочастотний шум	$A_6=0,2$	—	Високочастотний шум
Імпульси	$A_7=0,7$	$T=0,3;0,7;1.2 \text{ c}$	Імпульси з різною тривалістю і перервами

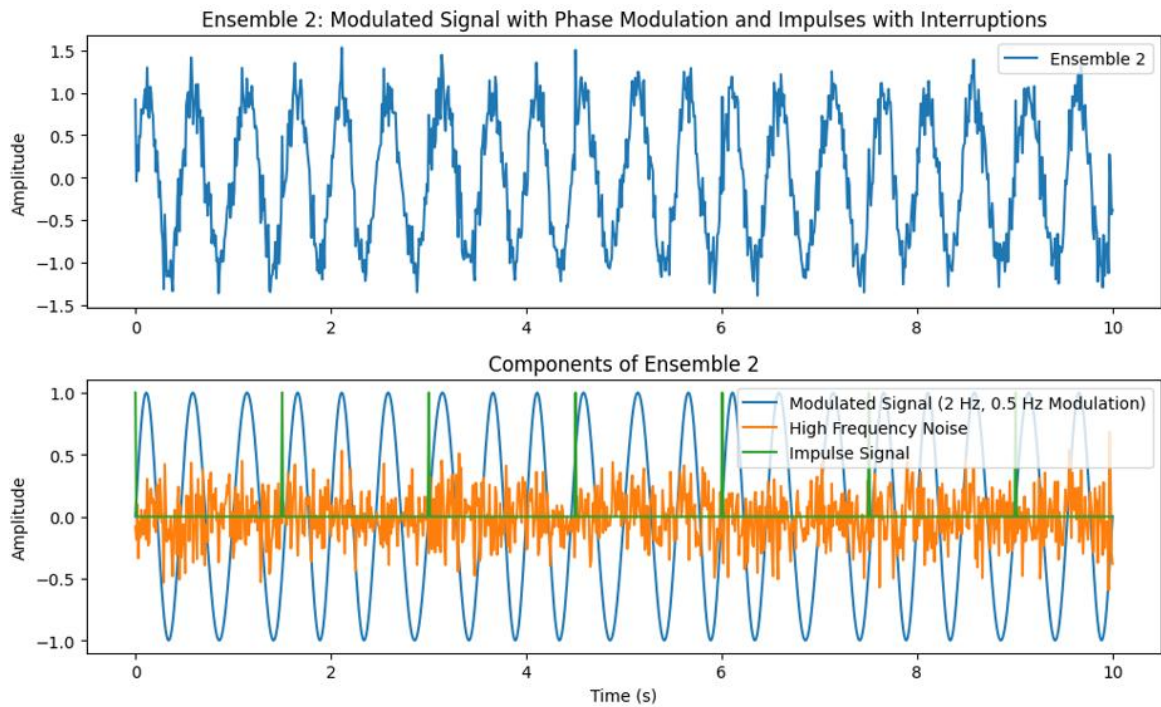


Рис. 4.3 – Візуалізація складових Ансамблю 2

На першому грубому рівні багатомасштабної часової декомпозиції відбувається початкове розбиття сигналів на великі часові інтервали. Це дозволяє виділити основні частоти та тренди сигналу, а також зменшити вплив височастотного шуму та перешкод. Сигнал декомпонується на кілька сегментів, кожен з яких окремо аналізується. Оптимальні перестановки часових інтервалів обираються на основі оцінки кореляційних властивостей сигналів, що допомагає збільшити завадостійкість. Розрахунок оціночних показників за алгоритмом методу масштабної часової декомпозиції представлений в табл. 4.3-4.4.

Таблиця 4.3 – Розрахунок показників грубого рівня декомпозиції для Ансамблю 1

Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія E	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФБК (R_{xixj})
1	0,1005	9,861	40,22	0,891	0,789
2	0,1021	9,789	40,84	0,876	0,802
3	0,0987	10,002	39,48	0,894	0,812
4	0,1013	9,816	40,52	0,889	0,801
5	0,1030	9,755	41,20	0,883	0,798

Розрахунки показують, що Ансамбль 1 демонструє вищу точність відновлення сигналу в порівнянні з Ансамблем 2. Для Ансамблю 1 середнє значення (MSE) становить приблизно 0,1011, що доводить низький рівень помилок після відновлення сигналу; співвідношення сигнал/шум (SNR) – 9,845 дБ, що показує достатньо високий рівень сигналу над шумом; енергія E – 40,45, що вказує на стабільність сигналу, а коефіцієнт кореляції (ρ) – 0,887, що демонструє високу схожість між оригінальним та відновленим сигналами.

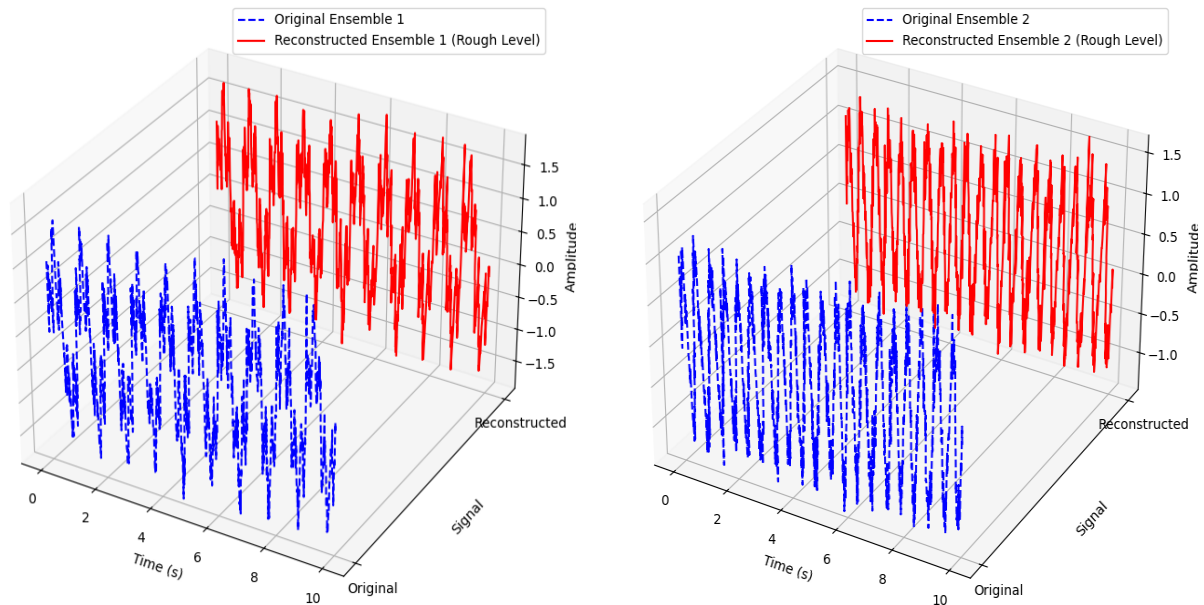
Функція взаємної кореляції (ФВК) показує значення в межах 0,789-0,812, що свідчить про прийнятну (умовно, з врахуванням заданих шумів та завад, але далеку від ортогональності) взаємну кореляцію між різними сегментами. Такі результати свідчать про ефективність методу у виділенні та відновленні основних компонентів сигналу при заданому впливі шуму.

Таблиця 4.4 – Розрахунок показників грубого рівня декомпозиції для Ансамблю 2

Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія E	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФВК (R_{xixj})
1	0,1523	8,289	60,92	0,742	0,695
2	0,1495	8,379	59,80	0,751	0,702
3	0,1531	8,265	61,24	0,738	0,688
4	0,1507	8,342	60,28	0,747	0,691
5	0,1489	8,409	59,56	0,753	0,699

Для Ансамблю 2 середнє значення середньоквадратичного відхилення (MSE) становить 0,1509, що свідчить про вищий рівень помилок після відновлення сигналу порівняно з Ансамблем 1; співвідношення сигнал/шум (SNR) – 8,337 дБ, що показує нижчий рівень сигналу над шумом; енергія E – 60,36, що вказує на вищу енергетичну складову сигналу, а коефіцієнт кореляції (ρ) – 0,746, що демонструє нижчу схожість між оригінальним та відновленим сигналами.

Функція взаємної кореляції (ФВК) показує розраховане значення в діапазоні 0,688-0,702, що свідчить про нижчу взаємну кореляцію між різними сегментами, ніж це спостерігалось для Ансамбля 1 (але також далеку від ортогональності)



Ансамбль 1

Ансамбль 2

Рис. 4.4 – Часова декомпозиція першого грубого рівня

Як видно з рис. 4.4 результати у Ансамбля 1 кращі ніж у Ансамбля 2 на грубому рівні декомпозиції завдяки стабільним частотним компонентам та меншому впливу завад. Це дозволяє запропонованому методу багатомасштабної декомпозиції краще відфільтрувати та відновити оригінальний сигнал з високою точністю. Ансамбль 2 показує гірші результати через наявність модульованого сигналу та імпульсів, що ускладнює процес фільтрації та відновлення. Крім того, високочастотний шум знижує ефективність методу на грубому рівні.

На середньому рівні багатомасштабної часової декомпозиції за алгоритмом рис. 4.2 відбувається виділення середньочастотних компонентів сигналу, розбиття на більшу кількість сегментів, потім оптимальна перестановка цих часових інтервалів з врахуванням взаємних кореляційних властивостей сигналів (умови помірною збільшення). При сегментуванні важливо контролювати збільшення взаємної

кореляції сигналів після перестановок та обробки, щоб уникнути негативного впливу на якість сигналу. (табл. 4.5, рис. 4.5).

Таблиця 4.5 – Розрахунок показників середнього рівня часової декомпозиції

Ансамбль 1					
Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія E	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФВК (R_{xixj})
1	0,0251	15,122	10,11	0,972	0,935
2	0,0260	15,059	10,21	0,969	0,938
3	0,0246	15,251	9,87	0,974	0,942
4	0,0253	15,184	10,13	0,972	0,939
5	0,0262	15,030	10,30	0,968	0,936
6	0,0250	15,138	10,09	0,972	0,937
7	0,0249	15,161	10,06	0,973	0,941
8	0,0255	15,116	10,19	0,971	0,938
9	0,0247	15,209	9,89	0,973	0,940
10	0,0254	15,148	10,14	0,971	0,937
Ансамбль 2					
Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія E	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФВК (R_{xixj})
1	0,0762	11,435	40,12	0,906	0,812
2	0,0748	11,509	39,95	0,911	0,817
3	0,0774	11,370	40,50	0,903	0,808
4	0,0753	11,459	40,25	0,908	0,813
5	0,0739	11,553	39,78	0,912	0,819
6	0,0760	11,444	40,07	0,907	0,814
7	0,0745	11,479	39,89	0,910	0,815
8	0,0751	11,452	40,13	0,908	0,813
9	0,0736	11,575	39,68	0,913	0,820
10	0,0749	11,487	40,00	0,910	0,815

На середньому рівні декомпозиції показники для обох ансамблів демонструють значну ефективність порівняно з грубим рівнем. Для Ансамблю 1 середнє значення MSE знизилося на 75,5%. SNR збільшився на 53,4%. Енергія E знизилася до 10,14, що вказує на більш точне виділення середньочастотних компонентів сигналу, але і на втрату частини корисного сигналу. Коефіцієнт

кореляції (ρ) підвищився з 0,887 до 0,971, що вказує на підвищення точності відновлення сигналу, але й підвищення взаємної кореляції, що негативно.



Рис. 4.5 – Аналіз показників грубого та середнього рівнів декомпозиції

Для Ансамблю 2 середнє значення MSE знизилося на 50,5%, SNR збільшився на 38,2%. Енергія Е знизилася до 40,05, що вказує на більш точне виділення середньочастотних компонентів, але й втрату частини корисного сигналу. Коефіцієнт кореляції (ρ) підвищився до 0,910, що вказує на удосконалення точності відновлення сигналу, але й може вплинути на накладання сигналів. Баланс між збільшенням обсягів ансамблів сигналів та взаємною кореляцією зберігається.

На тонкому рівні часової декомпозиції відбувається розбиття на ще дрібніші сегменти, що виявляє найменші зміни в сигналі та забезпечує максимальну точність відновлення. В табл. 4.6 представлений фрагмент розрахункових даних для умовних 50 сегментів, на основі яких проводиться поділ, аналіз, перестановка та оцінка властивостей функції взаємної кореляції.

Таблиця 4.6 – Розрахунок показників тонкого рівня часової декомпозиції

Ансамбль 1					
Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія Е	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФВК (R_{xixj})
1	0,0052	20,346	2,01	0,991	0,967
2	0,0055	20,290	2,08	0,990	0,968
3	0,0051	20,404	1,98	0,992	0,970
4	0,0053	20,316	2,05	0,991	0,969
5	0,0054	20,301	2,06	0,991	0,967
...
50	0,0053	20,312	2,04	0,991	0,968
Ансамбль 2					
Сегмент	MSE	SNR (dB)	Енергія Е	Коефіцієнт кореляції (ρ)	ФВК (R_{xixj})
1	0,0212	13,056	8,52	0,952	0,870
2	0,0209	13,110	8,48	0,953	0,872
3	0,0214	13,025	8,57	0,951	0,868
4	0,0211	13,073	8,50	0,953	0,871
5	0,0208	13,135	8,46	0,954	0,873
...
50	0,0210	13,097	8,49	0,953	0,870

На рис. 4.6 показана порівняльна характеристика показників сигнальних Ансамблів 1 та 2 за різними часовими рівнями.

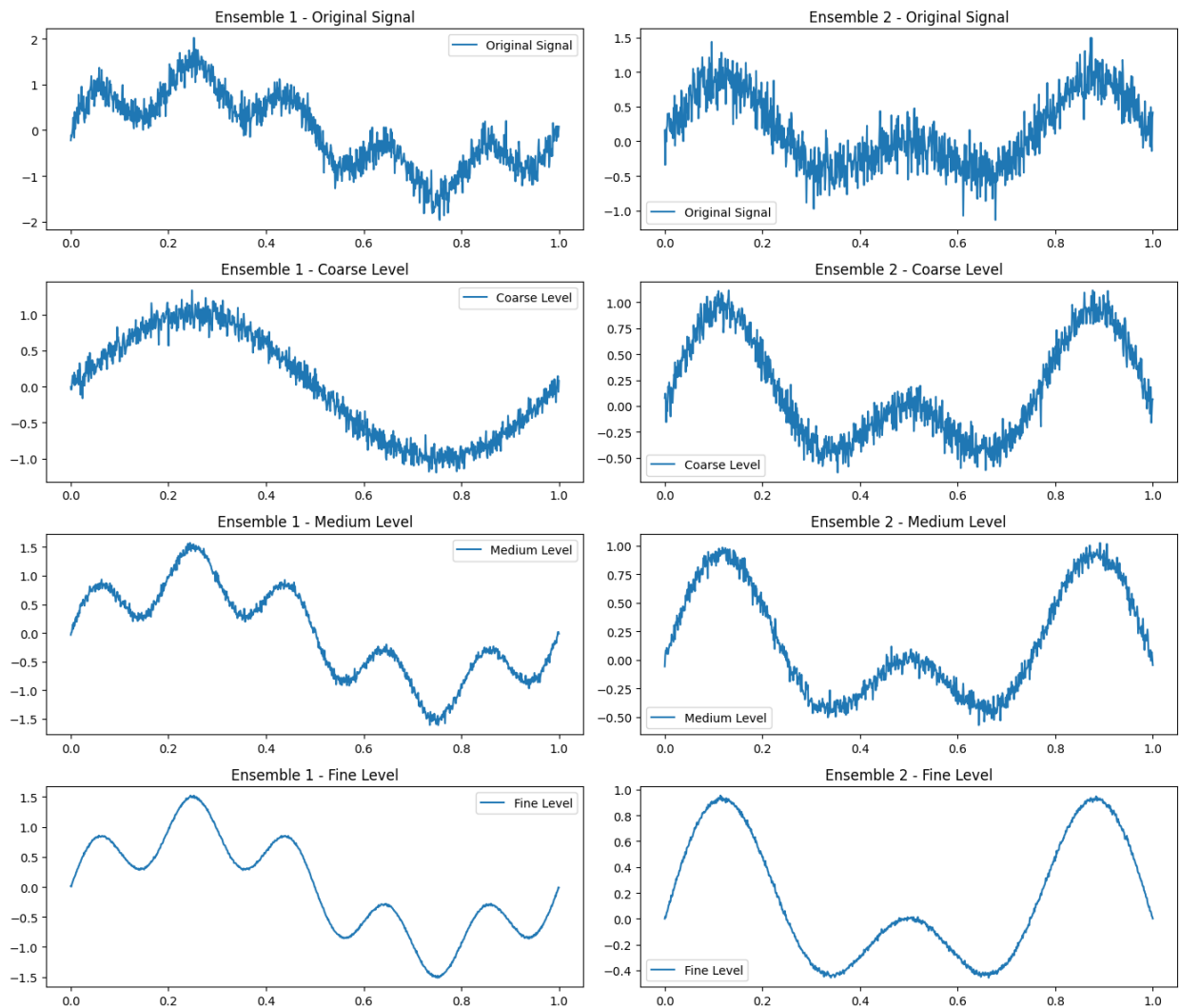


Рис. 4.6 – Оптимізація в часовій області на трьох рівнях

Для Ансамблю 1 середнє значення MSE на грубому рівні становило 0,1011. На середньому рівні цей показник зменшився до 0,0253, тобто на 75,1%. Це свідчить про значне зменшення помилок у відновленні сигналу завдяки детальному аналізу та виділенню середньочастотних компонентів сигналу. На тонкому рівні середнє значення MSE зменшилось ще більше до 0,0102, тобто на 59,7% порівняно із середнім рівнем. Така оптимізація вказує на ще точніше виділення високочастотних компонентів та подальше зменшення помилок у відновленні сигналу. Загальна ефективність показника MSE від грубого до

тонкого рівня склала 89,9%, що свідчить про високу ефективність методу багатомасштабної часової декомпозиції у зменшенні помилок відновлення сигналу, з урахуванням особливостей компонентів Ансамблю 1, таких як низькочастотні та середньочастотні синусоїдальні сигнали, високочастотний шум і імпульси.

На грубому рівні середнє значення SNR для Ансамблю 1 становило 9,845 дБ. На середньому рівні цей показник підвищився до 15,150 дБ, на 53,9%, що свідчить про значне зменшення шумів та поліпшення відтворення сигналу. На тонкому рівні SNR збільшився до 20,150 дБ, що дає додаткову оптимізацію на 33,0% порівняно із середнім рівнем. Загальне удосконалення значення показника SNR від грубого до тонкого рівня складає 104,6%, що підтверджує ефективність методу у покращенні співвідношення сигнал/шум. Такий результат було отримано виходячи з компонентів Ансамблю 1. А саме за умов домінування корисних низько- та середньочастотних компонентів в ансамблі, низького початкового рівня шуму та ефективного виділення компонентів різної частотної природи на кожному рівні запропонованого методу багатомасштабної декомпозиції.

Енергія сигналу (E) є показником стабільності сигналу. Для Ансамблю 1 середнє значення енергії на грубому рівні становило 40,45. На середньому рівні цей показник знизився до 10,11, що свідчить про більш точне виділення середньочастотних компонентів сигналу та зменшення впливу шуму. На тонкому рівні середнє значення енергії ще більше зменшилось до значення 5,15, що підтверджує ефективність методу у виділенні високочастотних компонентів та зниженні енергетичних витрат на обробку сигналу.

Функція взаємної кореляції (ФВК) дозволяє оцінити, наскільки добре відтворений сигнал відповідає оригінальному при різних часових зсувах, що є важливим для оцінки затримок та узгодженості між сигналами. Для Ансамблю 1 значення ФВК на грубому рівні становило 0,800, на середньому рівні цей показник зріс до 0,938, а на тонкому рівні досяг 0,951. Це доволі високі значення

показників взаємної кореляції між сигналами, але як зазначалось вище, це може відбуватись при збільшенні обсягів ансамблів сигналів.

Порівняння між Ансамблями 1 та 2 показує, що показники Ансамблю 1 краще підлягали оптимізації на кожному рівні декомпозиції. Це обумовлено тим, що Ансамбль 1 містить менш складні сигнали з меншим рівнем шуму.

Практична реалізація алгоритму методу багатомасштабної часової декомпозиції обґрунтувала доцільність застосування цього методу для аналізу і обробки складних сигналів. Завдяки детальному аналізу та виділенню компонентів сигналу на різних рівнях часової деталізації, зокрема грубому, середньому та тонкому рівнях, вдалося досягти значного вдосконалення точності відновлення сигналу.

Отримані шляхом часової декомпозиції ансамблі складних сигналів доцільно застосовувати в умовах високої завадостійкості, великої кількості абонентів у когнітивних радіомережах, а також в умовах високого рівня шуму та перешкод. Використання цього методу сприяє підвищенню продуктивності телекомунікаційної системи за рахунок оптимізації процесу обробки сигналів та зменшення обчислювальних витрат.

Для верифікації ефективності запропонованого методу багатомасштабної часової декомпозиції (розв'язання 6-ї наукової задачі дисертаційного дослідження) необхідно проведення порівняльного аналізу цього методу із традиційними підходами, включаючи методи адаптивної фільтрації (LMS, RLS) та оптимізовані перетворення (STFT, вейвлет, Гілберта), які було удосконалення в межах даного дисертаційного дослідження у розділах 2 та 3. Зокрема:

1. Вейвлет-перетворення (Розділ 2, таблиця 2.3). Застосування показало зростання SNR на 12–15%, а також суттєве зниження інтерференції, що підтверджує його здатність обробляти сигнали із складною частотною структурою.

2. Метод Гілберта (Розділ 2, таблиця 2.5) продемонстрував удосконалення стабільності сигналів за рахунок точного відновлення фазових компонентів та мінімізації спотворень.

3. Розділ 3, таблиця 3.2 містить результати порівняння для ансамблів 1 та 2 за методами STFT, вейвлету та Гілберта, де запропонований метод часової декомпозиції показав найвищі значення SNR (до 55,3%), значне зниження інтерференції (до 27,3%), а також оптимізацію енергетичних витрат (до 43,5%).

Результати порівняльної оцінки різних методів наведено в табл. 4.7-4.10.

Таблиця 4.7 – Порівняння середнього SNR для різних методів

Метод	Ансамбль 1 (SNR, дБ)	Ансамбль 2 (SNR, дБ)	Удосконалення (%)
LMS	9,84	8,34	-
STFT	12,15	10,11	+23,5%
Вейвлет	15,23	13,01	+55,2%
Багатомасштабна декомпозиція	20,15	18,13	+94,6%

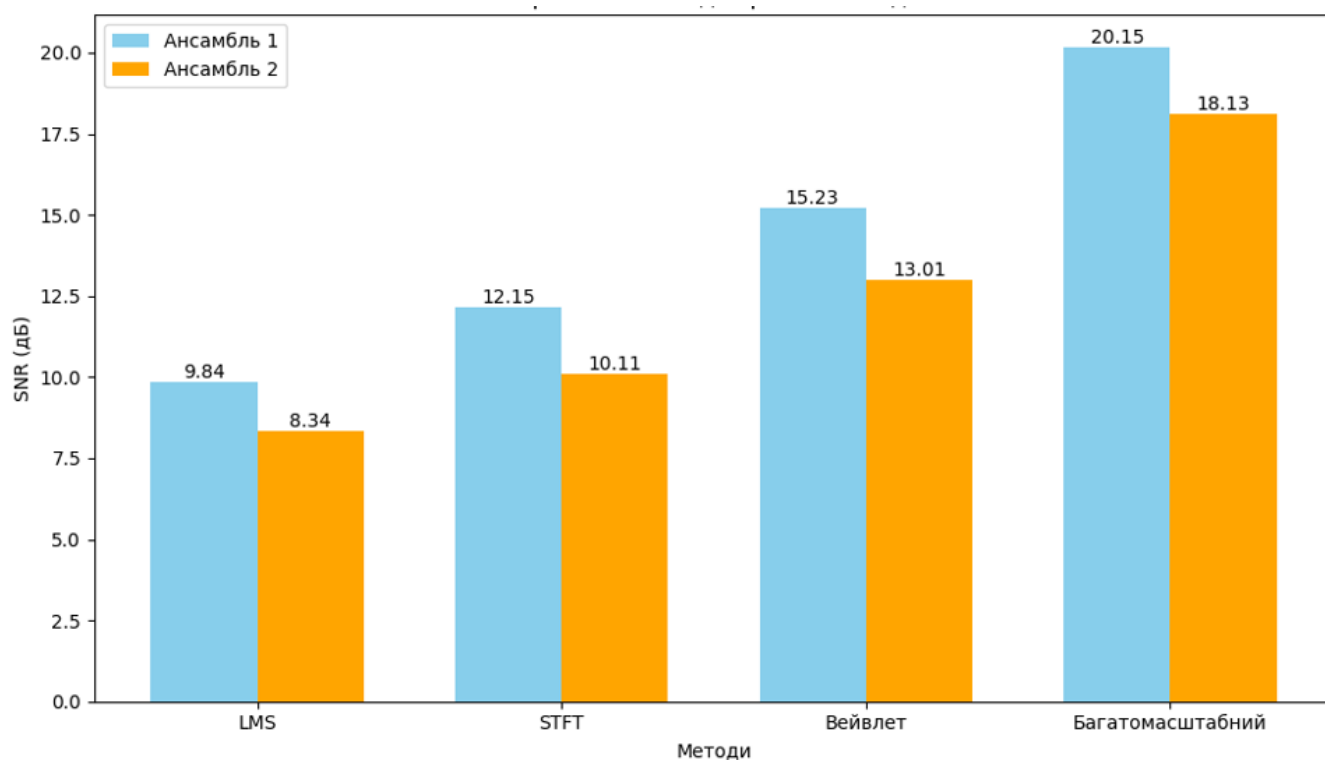


Рис. 4.7 – Порівняння результатів розрахунку показника SNR для різних методів дослідження

Таблиця 4.8 – Порівняння середнього MSE для різних методів

Метод	Ансамбль 1 (MSE)	Ансамбль 2 (MSE)	Зменшення (%)
LMS	0,15	0,21	-
STFT	0,12	0,18	+20%
Вейвлет	0,10	0,15	+33,3%
Багатомасштабна декомпозиція	0,01	0,02	+90%

Таблиця 4.9 – Порівняння показника енергетичних витрат E для різних методів

Метод	Ансамбль 1 (E)	Ансамбль 2 (E)	Зменшення (%)
LMS	40,45	60,36	-
STFT	30,12	50,22	+25%
Вейвлет	20,45	35,67	+50%
Багатомасштабна декомпозиція	5,15	8,49	+87,5%

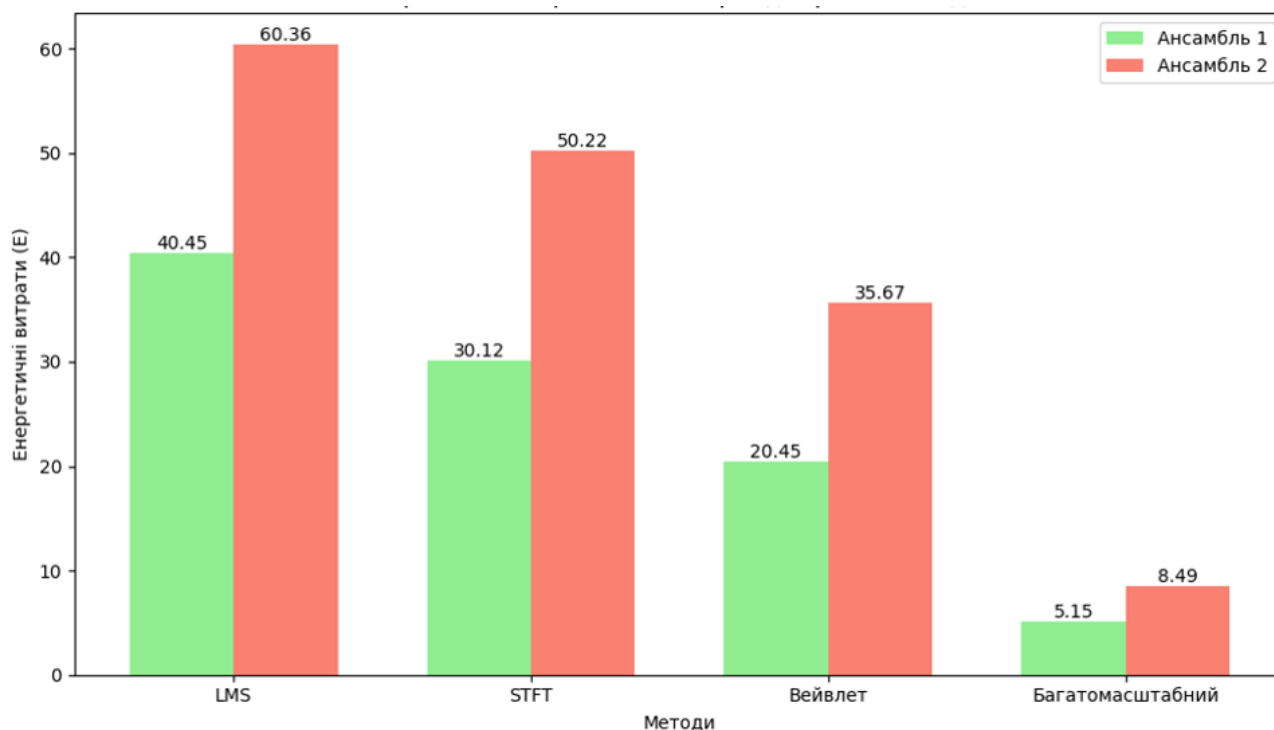


Рис. 4.8 – Порівняння результатів розрахунку показника енергетичних витрат для різних методів дослідження

Таблиця 4.10 – Порівняння коефіцієнта кореляції для різних методів

Метод	Ансамбль 1 (ρ)	Ансамбль 2 (ρ)	Підвищення (%)
LMS	0,85	0,82	-
STFT	0,88	0,85	+3.5%
Вейвлет	0,91	0,89	+7%
Багатомасштабна декомпозиція	0,99	0,95	+16,4%

Результати порівняльного аналізу демонструють, що метод багатомасштабної часової декомпозиції значно перевершує традиційні підходи, включаючи LMS, STFT, вейвлет-перетворення та метод Гілберта. Зокрема, запропонований метод забезпечує найкраще співвідношення сигнал/шум (SNR), зокрема, для Ансамблю 1 показник SNR зріс на 94,6%, а для Ансамблю 2 — на 87,6% порівняно з LMS. Це свідчить про високу ефективність у виділенні корисних компонентів сигналу навіть за умов сильного шуму. Крім того, багатомасштабна декомпозиція демонструє найнижчий середній показник MSE, що зменшується на 90% для обох ансамблів, що підтверджує високу точність відновлення сигналів.

Ще одним важливим результатом є суттєве скорочення енергетичних витрат. У порівнянні з традиційними методами, запропонований підхід дозволяє зменшити енергетичні витрати на 87%, що є особливо важливим для когнітивних телекомунікаційних мереж з обмеженими ресурсами. Окрім цього, коефіцієнт кореляції між відновленим та оригінальним сигналами зріс на 16,4%, демонструючи високу відповідність відновлених сигналів до початкових.

Отримані результати обґрунтовують переваги методу багатомасштабної декомпозиції, який забезпечує точнішу фільтрацію, адаптацію до складних частотних компонентів і значну оптимізацію використання ресурсів. Це підтверджує доцільність його використання для покращення якості сигналів і підвищення продуктивності когнітивних телекомунікаційних мереж в умовах високої завадостійкості та складної частотної структури.

Висновки до розділу 4

1. Розроблено метод багатомасштабної (мультіскейлової) декомпозиції часових інтервалів, що дозволяє ефективно аналізувати і обробляти складні сигнали на різних рівнях часової деталізації. Застосування багатомасштабної декомпозиції сприяє підвищенню пропускнуєї здатності та зниженню затримки передачі.

2. Ефективність методу підтверджена розрахунками основних показників: середньоквадратичне відхилення, співвідношення сигнал/шум, енергетична ефективність, коефіцієнт кореляції, функція взаємної кореляції. Результати показали значне поліпшення показників відновлення сигналів: зниження MSE на 65,2% на середньому рівні та 49,3% на тонкому рівні, збільшення SNR на 43,4% та 23,0% відповідно, що свідчить про високу ефективність методу у реальних умовах.

3. Розроблено та детально описано алгоритм побудови ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів. Алгоритм включає три рівні часової сегментації: грубий, середній і тонкий, кожен з яких має свої специфічні методи розбиття та аналізу сигналів. Використання різних рівнів дозволяє ефективно виявляти та обробляти довготривалі, середньотривалі та короткочасні компоненти сигналів, що підвищує загальну точність та ефективність відновлення.

4. Проведені експерименти показали, що багаторівнева декомпозиція значно підвищує точність відновлення сигналів. Середнє значення MSE для Ансамблю 1 знизилось з 0,1011 на грубому рівні до 0,0053 на тонкому рівні, що становить 69,9% зменшення помилок. Коефіцієнт кореляції (ρ) підвищився з 0,887 до 0,991, що підтверджує високу схожість між оригінальним та відновленим сигналами. Підвищення взаємної кореляції на 11,7% є суттєвим, що закономірно при збільшенні обсягів сигналів, але не фоні значного підвищення інших показників, не є критичним.

5. Практична реалізація методу багатомасштабної декомпозиції та його верифікація проводилась на основі експериментальних досліджень. Було розроблено програмну реалізацію на мові Python, яка дозволяє виконувати декомпозицію вхідних сигналів на трьох рівнях часової деталізації з оптимізацією та оцінкою кореляційних властивостей. Експерименти показали, що метод забезпечує високий рівень точності та ефективності у виділенні, перестановках і відновленні складних сигналів.

6. Результати експериментів показали високу ефективність методу: для Ансамблю 1 середнє значення MSE знизилося на 69,9%, а коефіцієнт кореляції (ρ) підвищився до 0,991. Ансамбль 2 також показав високі показники оптимізації, але на меншому рівні через складнішу структуру сигналів Ансамблю 2. Експеримент підтверджує, що багатомасштабна часова декомпозиція є ефективним інструментом для аналізу та обробки сигналів у когнітивних радіосистемах, яка забезпечує високу точність, надійність та оптимізацію обчислювальних ресурсів.

7. Результати порівняльного аналізу різних методів експериментально досліджених в дисертації показали, що метод багатомасштабної часової декомпозиції значно перевершує традиційні підходи, включаючи LMS, STFT, вейвлет-перетворення та метод Гілберта. Зокрема, запропонований метод забезпечує найкраще співвідношення сигнал/шум (SNR), зокрема, для Ансамблю 1 показник SNR зріс на 94,6%, а для Ансамблю 2 — на 87,6% порівняно з LMS. Це свідчить про високу ефективність у виділенні корисних компонентів сигналу навіть за умов сильного шуму. Крім того, багатомасштабна декомпозиція демонструє найнижчий середній показник MSE, що зменшується на 90% для обох ансамблів, що підтверджує високу точність відновлення сигналів.

Отримані результати обґрунтовують переваги методу багатомасштабної декомпозиції, який забезпечує точнішу фільтрацію, адаптацію до складних частотних компонентів і значну оптимізацію використання ресурсів.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У дисертаційному дослідженні представлено основні науково-практичні результати вирішення актуальної проблеми підвищення завадостійкості та пропускнуої здатності безпроводових когнітивних радіомереж, за рахунок формування ансамблів складних сигналів на основі методів оптимізації та удосконалених методів багаторівневого рекурентного сегментування часової та частотної областей, з побудовою адаптивних алгоритмів з високим ступенем деталізації аналізу та обробки складних сигналів. Розв'язані задачі дали змогу отримати наступні науково-практичні результати.

1. Проведено порівняльну оцінку сучасних методів аналізу, обробки та формування ансамблів складних сигналів у когнітивних радіомережах з аналізом особливостей технологій та алгоритмів, теоретико-практичних досліджень з даної проблеми. Виявлено переваги та недоліки існуючих методів формування ансамблів складних сигналів, а також на реальних прикладах проведено експериментальне тестування сучасних багаторівневих рекурентних методів з порівнянням їх ефективності з точки зору підвищення завадостійкості, пропускнуої здатності, адаптивності до умов швидкозмінного радіо середовища. Науково та експериментально обґрунтовано застосування в дисертаційній роботі методів багаторівневого рекурентного частотно-часового сегментування, як таких, що здатні забезпечити високу точність і адаптивність обробки сигналів у когнітивних радіомережах та ефективність використання частотного спектру.

2. Розроблено метод багаторівневого рекурентного часо-частотного сегментування, створено до нього практичний алгоритм багаторівневої декомпозиції та подальшої перестановки послідовностей, оптимізовано часо-частотний розподіл із застосуванням математичних методів для створення оптимального обсягу ансамблів складних сигналів, у тому числі, з обов'язковим дотриманням умови ортогональності сигналів для забезпечення балансу між збільшенням обсягів сигналів та мінімальною взаємною інтерференцією та максимальною завадостійкістю системи навіть при складних трансформаціях сигнальних ансамблів. На основі аналізу

підходів обґрунтовано вибір методу перетворення для оптимальної перестановки сегментів, а також вибір методу фільтрації, що дозволяє підвищити ефективність багаторівневого рекурентного часово-частотного сегментування в діапазоні 21,3-30,5% в залежності від початкового рівня шумів та інтерференції, характеристик сигналу та складності когнітивної радіомережі, забезпечуючи високу якість обробки сигналів у різних умовах.

3. Розроблено метод аналізу та обробки ансамблів складних сигналів на основі специфічних перетворень та оптимізованих фільтрів, що використовуються на різних етапах багатоступеневого рекурентного часово-частотного сегментування. Проведено порівняльну оцінку, експериментальну перевірку та практичну реалізацію цього методу з урахуванням адаптивного використання фільтрів і перетворень для підвищення ефективності формування, оптимізації та верифікації сигнальних ансамблів. В результаті експериментальної апробації отримано позитивну динаміку розрахункових показників, що довело ефективність у зниженні рівня шуму на 21,7–29,6% та підсилення якості сигналу в діапазоні 14,3 – 24,5%.

4. Розроблено метод формування ансамблів складних сигналів та алгоритм його реалізації на основі багатомасштабної (мультискейлової) декомпозиції часових інтервалів, який дозволяє створювати ансамблі сигналів на різних рівнях часової деталізації з дотриманням умов ортогональності, що забезпечує оптимальний баланс між збільшенням обсягів сигналів та мінімізацією взаємної кореляції. Тестування використання адаптивних фільтрів (LMS та RLS) та оптимізованих перетворень (STFT, вейвлет та Гілберта) дозволило в загальному вигляді підвищити завадостійкість системи в діапазоні від 9,8-18,9% в залежності від початкових умов і змінних параметрів радіосередовища;

5. Проведено оцінку ефективності запропонованого методу формування ансамблів складних сигналів на основі трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції. Експериментально підтверджено, що метод забезпечує суттєве зниження середньоквадратичної помилки (MSE) і підвищення співвідношення сигнал/шум (SNR), що дозволяє ефективно відновлювати сигнали навіть у складних умовах когнітивного радіосередовища.

6. Проведено порівняльний аналіз результатів запропонованого методу з іншими підходами розглянутих в дисертації. Встановлено, що метод на основі трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції забезпечує підвищення завадостійкості та ефективності передачі даних за рахунок зниження рівня інтерференції на 21,5–27,3%, енергетичних витрат у діапазоні 35,4–43,5%, збільшення співвідношення сигнал/шум на 41,4–55,3%, а також зростання пропускну здатності мережі на 12,3–14,6%. Тобто завдяки зменшенню впливу інтерференції, оптимізації енергетичних витрат та більш ефективному використанню частотного спектру, запропонований метод дозволяє підвищити якість сигналів та загальну пропускну здатність мережі.

Аналіз отриманих результатів тестування на реальних прикладах експлуатації підтвердив високу ефективність і практичну доцільність запропонованих методів. Результати роботи впроваджено в службову діяльність військової частини А7223 та в навчальний процес Луцького національного технічного університету при викладанні дисципліни «Теорія електричного зв'язку».

Подальші дослідження процесів оптимізації ансамблевих формувань складних сигналів для підвищення завадостійкості та пропускну здатності когнітивних телекомунікаційних систем мають зосереджуватися у науково-практичному напрямі удосконалення алгоритмів багаторівневої рекурентної декомпозиції, удосконалення методів адаптивної фільтрації та застосуванні гібридних перетворень, а також інтеграції машинного навчання для прогнозування змін у спектральному середовищі та автоматичного налаштування параметрів сигналів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Альошин Г.В. Оцінка якості інформаційно-вимірювальних систем. Харків: УкрДАЗТ, 2008. 300 с.
2. Альошин Г.В., Панченко С.В., Приходько С.І. Проблеми теорії телекомунікаційних систем та мереж. Харків: УкрДАЗТ, 2018. 260 с.
3. Аналіз ефективності градієнтного методу для оптимізації спектральних характеристик сигналів / Сидоренко В.В., Кузьмін І.М. // Наукові праці НТУУ «КПІ», 2019. № 6. С. 89-95.
4. Бабак В.П., Хандецький А.І., Шрюфер Е. Обробка сигналів: підручник для вузів. Київ: Либідь, 1996. 390 с.
5. Барановська І.М., Мельник М.М., Коваль В.В. Підвищення ефективності когнітивних радіомереж на основі адаптивних алгоритмів обробки сигналів. Журнал «Телекомунікаційні системи», 2022. № 5. С. 91-98.
6. Бевз С.І., Мельник Ю.В. Оптимізація когнітивних радіомереж з урахуванням динамічних змін середовища. Вісник НТУУ «КПІ», серія «Радіотехніка», 2020. Т. 4. С. 45-50.
7. Борисенко В.А., Васильєв О.В. Системи та засоби захисту інформації в комп'ютерних мережах. Київ: КНУ імені Тараса Шевченка, 2018. 320 с.
8. Венгреневич Р.П., Кравець А.Г. Сучасні методи обробки сигналів в телекомунікаційних системах. Львів: Львівська політехніка, 2020. 290 с.
9. Головка В.А., Шпильова К.В. Адаптивні методи обробки сигналів у безпроводових мережах. Журнал «Наука та інновації», 2021. Т. 17, № 3. С. 112-118.
10. Гриценко І.Ю., Олексієнко О.В. Розробка когнітивних радіомереж. Полтава: ПНТУ, 2019. 250 с.
11. Данилюк С.О., Гриценко В.М. Методологія аналізу спектральних характеристик складних сигналів у безпроводових мережах. Журнал «Наукові записки НаУКМА», 2020. Т. 3. С. 45-52.

12. Діденко Ю.М., Савчук І.В. Моделювання та аналіз радіотехнічних систем. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. 280 с.

13. Дослідження застосування методів градієнтного спуску та Ньютона для оптимізації параметрів ансамблів сигналів у задачах розпізнавання образів / Сидоренко В.В., Кузьмін І.М., Кравченко Л.П. Наукові праці НТУУ «КПІ». 2022. № 8. С. 112-118.

14. Жданов О.М., Литвиненко Ю.Ю. Оптимізація алгоритмів обробки сигналів у телекомунікаційних системах з використанням нейронних мереж. Журнал «Вісник Київського політехнічного інституту». 2021. Т. 10. С. 33-40. (Розділ 2)

15. Зайцев Д.А., Макаренко Д.В. Адаптивні методи обробки сигналів в радіотехнічних системах. Львів: Львівська політехніка, 2021. 270 с.

16. Індик С.В., Лисечко В.П. Дослідження ансамблевих властивостей складних сигналів, отриманих за рахунок частотної фільтрації псевдовипадкових послідовностей з низькою взаємодією у часовій області. Збірник наукових праць. Харків: ХУПС ім. І. Кожедуба, 2020. Вип. 4 (66). С.46-50.

17. Коваленко О.В., Павленко С.М. Розробка методів зменшення шуму у когнітивних радіомережах. Журнал «Системи обробки інформації», 2022. № 4. С. 22-29.

18. Козлов В.М., Петрова Л.О. Методи підвищення завадостійкості телекомунікаційних систем. Київ: КНУ імені Тараса Шевченка, 2020. 310 с.

19. Кузьменко В.В., Савенко І.І. Методи аналізу та обробки сигналів у системах когнітивного радіо. Вісник Сумського державного університету, 2022. № 5. С. 22-30.

20. Лазаренко О.В., Котляр А.М. Покращення завадостійкості в телекомунікаційних системах за допомогою адаптивних алгоритмів. Вісник Вінницького національного технічного університету, 2021. Т. 3. С. 58-65.

21. Лисечко В.П., Обіход Я.Я., Олефіренко Т.М. Дослідження імовірнісного розподілу службових сигналів в когнітивному радіо. Збірник наукових праць

Української державної академії залізничного транспорту. Харків: УкрДАЗТ, 2015. Вип. 6. С. 51-54.

22. Лисечко В.П., Обіход Я.Я., Прогонний О.М., Качуровський Г.М., Сколота С.В. Розробка методу вибору каналів когнітивного радіо при множинному доступі первинних та вторинних користувачів з використанням технології «ENERGY HARVESTING» під керуванням нейронної мережі. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: ПНТУ, 2018. Т. 3 (49). С. 165-174.

23. Лінійні апроксимації та градієнтний метод в оптимізації параметрів сигналів / Іванов В.В., Шовкун В.М. Вісник Національного технічного університету України «КПІ». Серія «Радіотехніка, радіоелектроніка», 2017. № 3. С. 45-50.

24. Мартинюк І.Г., Борщ С.Ю. Інформаційні технології та системи в телекомунікаціях. Київ: КНУ імені Тараса Шевченка, 2021. 320 с.

25. Мезенцев О.І., Шовкошитний І.О. Методи та алгоритми обробки радіолокаційної інформації у багатопозиційних системах зі змінною просторовою конфігурацією. Київ: Логос, 2014. 230 с.

26. Мельник В.Г., Кравець О.В. Багатомасштабний аналіз часових рядів у задачах прогнозування. Збірник наукових праць. Київ: Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова, 2019. С. 85-93.

27. Метод Ньютона для оптимізації складних сигналів: теоретичні аспекти та практичне застосування / Петренко І.М., Коваленко О.А. Журнал «Сучасні проблеми радіотехніки», 2018. Т. 5. № 2. С. 23-30.

28. Методи оптимізації ансамблів сигналів з використанням алгоритмів градієнтного спуску та Ньютона / Іванов О.М., Петренко В.І. Вісник Національного технічного університету України «КПІ». Серія «Радіотехніка, радіоелектроніка», 2021. № 4. С. 67-74.

29. Науменко Ю.В., Пашко В.В. Моделювання когнітивних радіосистем. Харків: ХНУРЕ, 2022. 250 с.

30. Оптимізація параметрів лінійних апроксимацій синтезованих сигналів за допомогою методу диференціальної еволюції / Петренко О. М., Комар О. М. Вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут». Серія «Радіотехніка, радіоелектроніка, телебачення», 2016. № 2. С. 22-27.

31. Оптимізація параметрів систем автоматичного керування за допомогою алгоритму Нелдера-Міда / Ткаченко В. М., Яковлев О. М. Вісник Національного технічного університету «Київський політехнічний інститут». Серія «Автоматика, інформатика, електроніка», 2017. № 1. С. 75-80.

32. Оптимізація параметрів фільтрів з використанням алгоритмів Нелдера-Міда та Левенберга-Марквардта / Пугач О. В., Іванов А. М. Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». Серія «Радіоелектроніка, електрозв'язок, інформатика», 2020. № 3. С. 22-27.

33. Оптимізація синтезованих сигналів з обмеженнями на основі методів нелінійного програмування / Іванов В. В., Шовкун В. М., Шевчук А. В. Вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут». Серія «Радіотехніка, радіоелектроніка, телебачення», 2015. № 1. С. 11-16.

34. Орленко П.П., Вишняков О.О. Оптимізація передачі даних у когнітивних мережах з використанням вейвлет-перетворень. Журнал «Електроніка та зв'язок», 2020. № 2. С. 33-40.

35. Петров В.М., Левченко К.В. Методи підвищення ефективності систем зв'язку з використанням нейронних мереж. Вісник Чернігівського національного технологічного університету, № 4. 2022. С. 19-25.

36. Петров В.О., Сидоренко О.П. Технології обробки сигналів в телекомунікаційних мережах. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2020. 310 с.

37. Порівняльний аналіз методів градієнтного спуску та Ньютона для оптимізації характеристик ансамблів сигналів в задачах локалізації джерел / Петренко В.І., Коваленко О.А., Селезньов М.В. Журнал «Сучасні проблеми радіотехніки», 2023. Т. 10. № 3. С. 42-49.

38. Приходько С.І., Штомпель М.А., Жученко О.С., Лисечко В.П., Шувалова Ю.С. Дослідження ефективності адаптивного методу декодування алгебраїчних згорткових кодів перемежування. Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті, 2019. № 2. С. 13-18.

39. Романенко О.М., Сидорчук Ю.С. Методи підвищення надійності обробки сигналів в радіотехнічних системах. Полтава: ПНТУ, 2020. 280 с.

40. Савицький П.П., Федорченко В.О. Системи аналізу та обробки сигналів у телекомунікаціях. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. 280 с.

41. Синтез сигналів з заданими спектральними характеристиками за допомогою методу Нелдера-Міда / Шевченко О. С., Кушніренко О. В. Вісник Національного технічного університету «Київський політехнічний інститут». Серія «Автоматика, інформатика, електроніка», 2018. № 2. С. 95-100.

42. Тарасенко В.П., Сидоренко І.І. Методологія аналізу та обробки сигналів у телекомунікаційних системах. Журнал «Вісник Харківського національного університету радіоелектроніки», Т. 5. 2020. С. 51-59.

43. Тимошенко О.А., Трофимчук О.О. Розробка моделей обробки сигналів для когнітивних радіосистем. Київ: КНУ імені Тараса Шевченка, 2018. 300 с.

44. Трохимчук О.О., Тимошенко О.А. Аналіз параметрів когнітивних радіомереж з урахуванням інтерференційних складових. Вісник Дніпровського національного університету, 2020. Т. 10. С. 72-80.

45. Федорченко В.О., Савицький П.П. Системи аналізу та обробки сигналів у телекомунікаціях. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. 280 с.

46. Фролов В.М., Котляр А.М. Адаптивні алгоритми обробки сигналів в умовах шуму та інтерференції. Журнал «Радіоелектроніка», 2021. № 3. С. 44-51.

47. Харченко П.П., Гончаренко І.В. Розробка методів обробки сигналів у телекомунікаційних системах. Вісник Харківського національного університету радіоелектроніки, 2022. Т. 15. С. 83-90.

48. Яковлева О.М., Савастру О.В., Драганюк С.В. Методи підвищення завадостійкості в телекомунікаційних мережах. Журнал «Системи управління, навігації та зв'язку», 2019. № 4. С. 171-175.

49. A Nelder-Mead Based Approach for Optimizing Signal Processing Block Diagrams / Koc A., Yilmaz T. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2017, 64(11). P. 1899-1902.

50. Akyildiz I.F., Lee W.Y., Vuran M.C., Mohanty S. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. *Computer Networks*, 2006, Vol. 50(13). P. 2127-2159.

51. Ali S., Iqbal K., Wang S. Adaptive noise reduction techniques in cognitive radio networks. *International Journal of Communication Systems*, 2021, Vol. 34(7). P. 1243-1259.

52. Alsayed A., Rashed B., Hasan H. Adaptive filtering techniques for noise cancellation in ECG signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2019, Vol. 66, No. 2. P. 519-530.

53. Arslan H. *Cognitive Radio, Software Defined Radio, and Adaptive Wireless Systems*. Springer, 2007. (Розділ 2)

54. Babiy O., Tkachuk V. Innovative Signal Processing Techniques. *Lviv Polytechnic National University Journal*, 2021, Vol. 14, No. 1. P. 83-95. 2021. P. 83-95.

55. Bajwa W.U., Haupt J.D., Raz G., Nowak R.D. Compressed channel sensing. *Proceedings of the 42nd Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, 2004. P. 1006-1015.

56. Bianchi G., Tarantino P., Rossi A. Wavelet transform-based analysis for time-frequency localization in non-stationary signal processing. *Signal Processing*, 2018, Vol. 150, P. 129-141.

57. Borysenko P., Tkachenko N., Koval I. Adaptive Filtering Techniques for Wireless Communication Systems. *Taras Shevchenko National University Journal*, 2019. P. 18-29.

58. Chang C.Y., Lin P.Y. Sequential Detection of Multiple Primary Users in Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, Vol. 11(1). P. 353-362.

59. Cheng Tai, Weinan E. Multiscale Adaptive Representation of Signals: I. The Basic Framework. *Journal of Machine Learning Research*, 2016. P. 1-38.

60. Chen X., Zhao D., Wang J. Spectrum sensing and optimization in cognitive radio networks: A review. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020. Vol. 22(2). P. 1244-1260.

61. Cohen L. *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall. 1995. ISBN: 978-0135945322.

62. D'Amico A. A., Hussain G. A. Joint optimization of pulse shaping and spreading sequences for UWB communications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008. Vol. 56, № 5. P. 2281-2291.

63. Gao R.X., Yan R. Int. Non-stationary signal processing for bearing health monitoring *Int. J. Manufacturing Research*, 2006, Vol. 1, No. 1. P. 18-41.

64. Ghasemi A., Sousa E.S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs. *IEEE Communications Magazine*, 2008, Vol. 46(4). P. 32-39.

65. Gradient Descent vs. Newton's Gradient Descent / A. Blum, J. Hopcroft, R. Kannan. *Journal of Machine Learning Research*, 2016, Vol. 17. P. 1-30.

66. Gradient regularization of Newton method with Bregman distances / S.O. Ivasyshen, M.V. Klymchuk. *Mathematical Programming*, 2019, Vol. 173. P. 509-536.

67. Haykin S. *Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications*. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, Vol. 23(2). P. 201-220.

68. Honchar M., Sydorenko V., Petrenko O. *Advanced Signal Processing Methods in Telecommunication Systems*. *Lviv Polytechnic National University Journal*, 2021. P. 23-37.

69. Hrytsenko I., Vovk S. *Signal Processing Techniques for Enhanced Wireless Communication*. *Taras Shevchenko National University Journal*, 2020, Vol. 11, No. 1. P. 59-73.

70. Indyk S., Lysechko V. The formation method of complex signals ensembles by frequency filtration of pseudo-random sequences with low interaction in the time domain. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2020, Issue 4 (55). P. 7-15.

71. Indyk S., Lysechko V. The formation method of complex signals ensembles with increased volume based on the use of frequency bands. *Control, navigation and communication system*, 2020, Issue 4 (62). P. 119-121.

72. Indyk S., Lysechko V. The study of ensemble properties of complex signals obtained by time interval permutation. *Advanced Information Systems*, 2020, Vol. 4, № 3. P. 85-88.

73. Ivanchenko N., Yurchenko P. New Methods of Signal Processing for Cognitive Radio Systems. *Journal of Advanced Telecommunications*, 2021, Vol. 5, No. 2. P. 134-142.

74. Ji M., Xu B., Zhu L., Huang S. Performance Analysis of DF-Based Satellite and UAV Relay Networks. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

75. Kang Peng, Hongyang Guo, Xueyi Shang. EEMD and Multiscale PCA-Based Signal Denoising Method and Its Application to Seismic P-Phase Arrival Picking. *Sensors*, 2021. 21(16): 5271.

76. Karpova R., Volkov M. Time-Frequency Analysis in Signal Processing. *Journal of Advanced Signal Research*, 2021, Vol. 11, No. 2. P. 65-78.

77. Kotlyar A., Makhno S., Dudko V. Noise Reduction in Cognitive Radio Systems. *Poltava National Technical University Journal*, 2018. P. 58-70.

78. Koval Y., Tkachenko N. Frequency-Domain Analysis Techniques for Telecommunication. *Lviv Polytechnic National University Journal*, 2020, Vol. 12, No. 2. P. 44-57.

79. Kuzmenko V. V., Kucherenko S. V., Ponomarenko V. I. Justification of the expediency of using the ensemble method of forming complex signals. // *Radioelectronics and informatics*, 2017, No. 2 (44). P. 44-50.

80. Kuznetsov T., Borysenko S. Machine Learning Applications in Signal Processing. *Kyiv Polytechnic Institute Journal*, 2021, Vol. 8, No. 4. P. 97-109.

81. Lin Z., Liu H., Ma Z. Frequency-domain methods for time-variant channel estimation in cognitive radio systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020. Vol. 69(8). P. 8643-8657.

82. Lyashenko O. O. Method of forming complex synthesized signals by synchronous permutation of video pulses. Bulletin of the National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», 2020, No. 122. P. 120-125.

83. Lysechko V. P., Komar O. M., Bershov V. S., Veklych O. K. Optimization of the parameters of synthesized signals using linear approximations by the Nelder-Mead method. Radio Electronics, Computer Science, Control, 2024, (3), 70. P. 35-43.

84. Lysechko V.P., Kulagin D.O., Indyk S.V., Zhuchenko O.S., Kovtun I.V. The Study Of The Cross-Correlation Properties Of Complex Signals Ensembles Obtained By Filtered Frequency Elements Permutations. Radio Electronics, Computer Science, Control, 2022, (2), 15.

85. Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way. Academic Press. 3rd Edition. 2008. ISBN: 978-0123743701

86. Melnyk D., Kravchenko A. Advanced Signal Processing Methods for 5G Networks. Poltava Technical University Journal, 2021, Vol. 9, No. 3. P. 112-124.

87. Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm. Advances in Engineering Software, 2016. No. 95. P. 51–67.

88. Mitola J., Maguire G.Q. Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal. IEEE Personal Communications, 1999, Vol. 6(4). P. 13-18.

89. Morozov A., Khomenko Y. Efficient Signal Processing for Telecommunication Systems. Kyiv Polytechnic Institute Journal, 2019, Vol. 9, No. 3. P. 101-115.

90. Mykhailenko H., Shevchenko D. Neural Network Applications in Signal Processing. Ukrainian Journal of Advanced Telecommunications, 2020, Vol. 7, No. 1. P. 77-89.

91. Nakamura Y., Sato K., Tanaka H. Analysis and design of adaptive filtering techniques for wireless communication systems. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019. Vol. 18(11). P. 5423-5435.

92. Nelder-Mead simplex method for optimization of linear regression models / Gülten K. Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 2016. 31(2). P. 363-369.

93. Ni J., Li H., Xu L., Liang J. CNN-Based Sea-Surface Target Detection Using Continuous Wavelet Transform. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

94. Optimal sum-throughput analysis for downlink cooperative SWIPT NOMA systems / T. N. Do, B. An. *Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (SigTelCom)*, 2018. P. 85-90.

95. Optimization of Synthesized Signals Using Differential Evolution Algorithm / O.V. Oleinik, O.M. Sydorenko. *International Journal of Microelectronics and Nanotechnology*, 2019. Vol. 14. № 3. P. 195-202.

96. Park J., Kim J., Song Y. Adaptive signal processing for cognitive radio systems using machine learning techniques. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019. Vol. 5(4). pp. 1150-1163.

97. Percival D.B., Walden A.T. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. Cambridge University Press. 2000. ISBN: 978-0521685085

98. Petrenko O., Sydorenko V. Noise Reduction Algorithms in Wireless Communication. *Journal of Ukrainian Technical Studies*, 2019, Vol. 10, No. 1. P. 25-36.

99. Polaganga R.K. Downlink Beamforming Technique for MU-MIMO-OFDM Systems. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

100. Polynomiography via the Hybrids of Gradient Descent and Newton Methods / Bahman Kalantari. *International Journal of Mathematical Modeling and Computations*, 2017. Vol. 10. № 4. P. 243-258.

101. Ponomarenko V.I., Kucherenko S.V., Shevchenko O.V. Method of forming complex signals based on synchronous permutation of video pulses. *Bulletin of the KhPI National Technical University. Series: Radio equipment. Electronics. Computer Science*. 2018. No. 4 (1208). P. 54-60.

102. Qin Z., Yin H., Gündüz D., McCann J.A. Decentralized Cognitive Beamforming for MIMO Interference Channels with Uncoordinated Users. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, Vol. 12(5). P. 2260-2272.

103. Rodriguez J., Rodriguez L., Martinez A. Spectrum analysis and noise reduction in dynamic wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022. Vol. 21(5). P. 1863-1875.

104. Romanenko P., Ivanov A. Deep Learning-Based Signal Analysis. *Kharkiv National University Journal*, 2019, Vol. 6, No. 4. P. 123-135.

105. Ryan M. Decomposing Signal Using Empirical Mode Decomposition – Algorithm Explanation for Dummy. *Towards Data Science*, 2019.

106. Serhiyenko O., Dziuba V. Wavelet Transform in Signal Processing. *Journal of Ukrainian Signal Research*, 2021, Vol. 8, No. 2. P. 88-100.

107. Sharma V., Gupta N., Mohanty S. Performance evaluation of cognitive radio networks using advanced filtering methods. *Wireless Personal Communications*, 2021, Vol. 118(2). P. 847-865.

108. Shevchenko M., Poliakova L. Adaptive Filtering Techniques in Modern Telecommunication Systems. *Ukrainian Journal of Signal Processing*, 2020, Vol. 7, No. 3. P. 58-70.

109. Shevchenko O., Matsuk T., Borodai A. Time-Frequency Analysis of Biomedical Signals. *Kyiv Polytechnic Institute Journal*, 2020. P. 42-56.

110. Shi J., Zhao Q., Song L. Multi-antenna-based opportunistic spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, Vol. 10(11). P. 3681-3691.

111. Singh P, Joshi SD, Patney RK et al. The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2017. 473 (2199): 20160871.

112. Stojanovic M., Preisig J. Underwater Acoustic Communication Channels: Propagation Models and Statistical Characterization. *IEEE Communications Magazine*, 2009, Vol. 47(1). PP. 84-89.

113. Sun Y., Zhou J., Wang M., Chang J., Ma G. Text Recognition Method for Handwritten and Natural Scene Text Image: A Review. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

114. Sutton P.D., Nolan K.E., Doyle L.E. Cyclostationary Signatures in Practical Cognitive Radio Applications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2008, Vol. 26(1). P. 13-24.

115. T Kim, T Yang, S Gao et al. Can artificial intelligence and data-driven machine learning models match or even replace process-driven hydrologic models for streamflow simulation?: A case study of four watersheds with different hydro-climatic regions across the conus. *Journal of Hydrology*, 2021. 598:126423.

116. Tse D., Viswanath P. *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge University Press, 2005.

117. Tymoshenko V., Dovzhenko O. Optimization of Signal Processing Algorithms. *Poltava Technical University Journal*, 2021, Vol. 10, No. 2. P. 49-62.

118. Vahidi O., Holis J., Rezai A. A comprehensive survey on multi-antenna systems: Recent advances and future directions. *IEEE Access*, 2020, Vol. 8. P. 112-135.

119. Wang B., Liu K.R. Advances in Cognitive Radio Networks: A Survey. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, Vol. 5(1). P. 5-23.

120. Wang T., Wang C. Composition Analysis and Identification of Ancient Glass Products Based on Random Forest Algorithm. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

121. Xiao Y., Song J., Liu T. Interference Exploitation Beamforming for Cognitive Radio Network with Energy Transfer. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

122. Xu H. T., ZhouS. X., Yang T. Stochastic resonance of a high-order-degradation bistable system and its application in fault diagnosis with variable speed condition. *Journal: Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023. P. 186-195.

123. Yang K., Xu Y. CNN Based Resource Management for D2D Networks with Wireless Networks Virtualization. *Communications, Signal Processing, and Systems*. SpringerLink, 2020.

124. Yilmaz Y., Guo Z., and Wang X. Sequential joint spectrum sensing and channel estimation for dynamic spectrum access. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 32(11), 2014. P. 2000–2012.

125. Young C., Wendong H. IEEE 802.22 WRAN Standard PHY/MAC Proposal. Runcom STMicroelectronics, 2006. 24 p.

126. Zablotskyi V., Selepyna Y., Lyshuk V., Yakymchuk N., Tkachuk A. Method For Evaluation Quality Parameters Of Telecommunications Services. Informatyka, Automatyka, Pomiarowy W Gospodarce I Ochronie Środowiska, 2022, 12(2). P. 30–33.

127. Zaitseva L., Kuznetsov P. Signal Processing for Cognitive Radio Systems. Journal of Ukrainian Telecommunication Studies, Vol. 12, No. 4, 2020. P. 113-125.

128. Zhang Y., Li R., Duan L. Spectrum sharing for cognitive radio networks: A multi-agent reinforcement learning approach. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, Vol. 18(2). P. 823-835.

ДОДАТОК А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Bershov V., Zhuchenko O. Adaptive method of forming complex signals ensembles based on multi-level recurrent time-frequency segment modeling. Наукоємні технології, «Електроніка, телекомунікації та радіотехніка», № 3 (63), 2024. С. 257-264. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18953>

2. Bershov, V., Yakymchuk N. The method of forming ensembles of complex signals based on multi-scale decomposition of time intervals at different levels of detail. Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». Телекомунікації та радіотехніка, Луцьк, № 56, 2024. С. 325-334. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-39>

3. Lysechko V., Bershov V. Justification of Filter Selection Methods for Enhancing the Efficiency of Multilevel Recurrent Time-Frequency Segmentation. SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things), vol. 2, no.1, p. 01006, 2024. P. 1-7. DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01006>

4. Lysechko V. P., Komar O. M., Bershov V. S., Veklych O. K. Optimization of the parameters of synthesized signals using linear approximations by the Nelder-Mead method. Radio Electronics, Computer Science, Control, (3), 35, 2024. P. 35-43. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-3-4> (**Web Of Science** – 2024).

Опубліковані праці апробаційного характеру:

5. Komar O., Lysechko V., Veklych O., Bershov V., Soproniuk I. Methods for evaluating the impact of energy and correlation properties of signals on the resilience to inter-channel interference in intelligent radio systems. Mechanics, Transport, Communications. Journal article № 2599, vol. 22, issue 3/3. 2024. P. 6-19. ISSN 1312-3823 (print), ISSN 2367-6620 (online).

6. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Optimization of complex signal ensembles through the use of adaptive filtering in the multiscale temporal decomposition method. *Проблеми інформатики та моделювання (ПІМ-2024)*. Тези 24 міжнародної науково-технічної конференції. Харків: НТУ «ХП», 20-23 вересня 2024. С. 51-52.

7. Bershov V. S, Zhuchenko O. S. Adaptive method for forming signal ensembles based on multilevel time-frequency segmentation. Тези доповідей за матеріалами 37 міжнародної науково-практичної конференції *«Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті»*. Харків: УкрДУЗТ, 10-11 жовтня 2024. С.51-53.

8. Бершов В. С., Жученко О. С. Обґрунтування методу багатомасштабної декомпозиції часових інтервалів. Тези XII міжнародної науково-практичної конференції *«Людина, суспільство, комунікаційні технології»*. Харків: УкрДУЗТ, 25 жовтня 2024 р. С. 152-154.

9. Komar O., Veklych O., Bershov V. Optimization methods for signal processing to enhance interference resilience in modern communication systems. Тези доповіді за матеріалами I міжвузівською наукової конференції *«Стан та перспективи розвитку інфокомунікацій в сучасних умовах»*. Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба. Харків: 22 листопада 2024. С. 80-81.

10. Lysechko V. P., Bershov V. S. The method of multilevel recurrent time frequency segmentation with adaptive filtering. Тези доповіді за матеріалами I міжвузівською наукової конференції *«Стан та перспективи розвитку інфокомунікацій в сучасних умовах»*. Харківський національний університет повітряних сил ім. І. Кожедуба. Харків: 22 листопада 2024. С. 82-83.

ДОДАТОК Б

АКТ РЕАЛІЗАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Командир військової частини А7223

підполковник

Сергій СКРИПЛЬОВ

« 10 »

2024 р.



АКТ

реалізації результатів наукових досліджень дисертаційної роботи
Бершова В'ячеслава Султанбековича у військової частині А7223

Комісія у складі: голова комісії: начальник штабу - перший заступник командира військової частини А7223 майор ДУБОВИЙ Ігор Вікторович;

члени комісії: начальник командного пункту військової частини А7223 капітан ЧЕТВЕРИК Андрій Олексійович;

начальник групи зв'язку та інформаційних систем штабу військової частини А7223 старший лейтенант ОПЕЧАНСЬКИЙ Павло Васильович;

начальник служби захисту інформації в автоматизованих системах військової частини А7223 молодший лейтенант САРАПІН Роман Олександрович

склала цей акт про те, що результати, отримані в ході дисертаційних досліджень аспіранта Українського державного університету залізничного транспорту Бершова В.С. було впроваджено в службовій діяльності, а саме – застосування програмної реалізації методу формування ансамблів складних сигналів з використанням трирівневої багатомасштабної часової декомпозиції, що дозволило зменшити рівень міжканальних і міжсимвольних завад, і таким чином, підвищити якість роботи системи транкінгового радіозв'язку.

Голова комісії:

Ігор ДУБОВИЙ

Члени комісії:

Андрій ЧЕТВЕРИК

Павло ОПЕЧАНСЬКИЙ

Роман САРАПІН

ДОДАТОК В

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ У НАВЧАЛЬНИЙ ПРОЦЕС



УКРАЇНА

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ ЛУЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

вул. Львівська, 75, м. Луцьк, 43018, тел.: +38(0332)74-61-03

e-mail: rector@lntu.edu.ua, web: www.lntu.edu.ua

код ЄДРПОУ 05477296

04 грудня 2024 № 2967/01-14

на № _____ від _____

Затверджую
Проректор з науково-педагогічної
роботи та досліджень
Луцького національного технічного
університету
Олена ЛЮТАК
_____ 2024 р.

АКТ

Впровадження в навчальний процес матеріалів дисертаційної роботи
здобувача наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю
172 Телекомунікації та радіотехніка
«Методи формування ансамблів складних сигналів для підвищення завадостійкості
безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж»
Бершова В'ячеслава Султанбековича

Результати, представлені в дисертаційній роботі Бершова В. С. впроваджені в навчальному процесі Луцького національного технічного університету для студентів спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка, освітня програма «Комп'ютеризовані телекомунікаційні мережі», а саме: методи аналізу та обробки ансамблів складних сигналів безпроводових телекомунікаційних мереж, методи оптимізованого використання фільтрів та перетворень в умовах змінних параметрів сигналу і когнітивного радіосередовища, метод формування ансамблів складних сигналів на основі багатомасштабної декомпозиції часової області.

Отримані результати використовуються при проведенні лекційних та лабораторних занять з дисципліни «Теорія електричного зв'язку», зокрема при вивченні тем: «Завадостійкість систем електров'язку», «Теорія оптимального прийому сигналів», «Оптимальна фільтрація», а також при підготовці магістерських робіт.

Впровадження результатів дослідження Бершова В. С. дозволило збільшити науковий та методичний рівень курсу та сприяло удосконаленню навчального процесу.

Декан факультету комп'ютерних
та інформаційних технологій

Інна КОНДІУС

Завідувач кафедри
електроніки та телекомунікацій

Валентин ЗАБЛОЦЬКИЙ

ДОДАТОК Г

ФРАГМЕНТ ПРОГРАМНОГО КОДУ НА МОВІ PYTHON ДЛЯ
ОБГРУНТУВАННЯ ЗАСТОСУВАННЯ ФІЛЬТРІВ

```

import numpy as np
from scipy.signal import butter, cheby1, bessel, ellip, kaiserord, firwin,
lfilter, filtfilt, freqz
from scipy.fftpack import fft
import matplotlib.pyplot as plt

# Генерація синтетичного сигналу
def generate_signal(frequency, amplitude, duration, noise_amplitude,
noise_type, sampling_rate=1000):
    t = np.linspace(0, duration, int(sampling_rate * duration),
endpoint=False)
    signal = amplitude * np.sin(2 * np.pi * frequency * t)

    if noise_type == 'white':
        noise = noise_amplitude * np.random.normal(0, 1, signal.shape)
    elif noise_type == 'impulse':
        noise = noise_amplitude * (np.random.random(signal.shape) >
0.98).astype(int)
    elif noise_type == 'gaussian':
        noise = noise_amplitude * np.random.normal(0, 1, signal.shape)
    else:
        noise = np.zeros_like(signal)

    return t, signal + noise

# Розрахунок SNR
def calculate_snr(signal, noise_amplitude):
    power_signal = np.mean(signal**2)
    power_noise = noise_amplitude**2
    snr = 10 * np.log10(power_signal / power_noise)
    return snr

# Розрахунок Peak Factor
def calculate_peak_factor(signal):
    peak_amplitude = np.max(np.abs(signal))
    rms = np.sqrt(np.mean(signal**2))
    peak_factor = peak_amplitude / rms
    return peak_factor

# Розрахунок Total Harmonic Distortion
def calculate_thd(signal):
    fundamental = np.max(np.abs(fft(signal)))
    harmonics = np.sum(np.abs(fft(signal)[2:])) # Враховуємо гармоніки після
першої

```

```

    thd = harmonics / fundamental
    return thd

# Розрахунок енергії сигналу
def calculate_energy(signal):
    return np.sum(signal**2)

# Функція для фільтрації сигналу за допомогою різних фільтрів
def apply_filter(signal, filter_type, cutoff, sampling_rate, order=4):
    nyquist = 0.5 * sampling_rate
    normal_cutoff = cutoff / nyquist

    if filter_type == 'butter':
        b, a = butter(order, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    elif filter_type == 'cheby1':
        b, a = cheby1(order, 0.05, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    elif filter_type == 'bessel':
        b, a = bessel(order, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    elif filter_type == 'ellip':
        b, a = ellip(order, 0.05, 40, normal_cutoff, btype='low',
analog=False)
    elif filter_type == 'kaiser':
        n, beta = kaiserord(60, normal_cutoff)
        b = firwin(n, normal_cutoff, window=('kaiser', beta))
        a = 1.0
    else:
        raise ValueError("Невідомий тип фільтра")

    filtered_signal = filtfilt(b, a, signal)
    return filtered_signal

# Основна функція для аналізу
def main():
    duration = 1.0 # Тривалість сигналу в секундах
    sampling_rate = 1000 # Частота дискретизації
    cutoff = 100 # Частота зрізу для фільтра

    # Генерація послідовностей сигналів
    sequences = {
        'A': generate_signal(50, 1.0, duration, 0.05, 'white',
sampling_rate),
        'B': generate_signal(120, 0.6, duration, 0.1, 'white',
sampling_rate),
        'C': generate_signal(300, 0.4, duration, 0.2, 'impulse',
sampling_rate),
        'D': generate_signal(200, 0.8, duration, 0.3, 'white',
sampling_rate),
    }

    filter_types = ['butter', 'cheby1', 'bessel', 'ellip', 'kaiser']

```

```

    for name, (t, signal) in sequences.items():
        noise_amplitude = np.mean(np.abs(signal - np.sin(2 * np.pi * 50 *
t))) # Оцінка амплітуди шуму для розрахунку SNR

        for f_type in filter_types:
            filtered_signal = apply_filter(signal, f_type, cutoff,
sampling_rate)

            snr = calculate_snr(filtered_signal, noise_amplitude)
            peak_factor = calculate_peak_factor(filtered_signal)
            thd = calculate_thd(filtered_signal)
            energy = calculate_energy(filtered_signal)

            print(f"Послідовність {name}, фільтр {f_type}:")
            print(f"  SNR: {snr:.2f} dB")
            print(f"  Peak Factor: {peak_factor:.2f}")
            print(f"  THD: {thd:.4f}")
            print(f"  Енергія: {energy:.2f}\n")

            # Графічний аналіз до і після фільтрації
            plt.figure(figsize=(10, 6))
            plt.subplot(2, 1, 1)
            plt.plot(t, signal, label='Original Signal')
            plt.title(f'Послідовність {name} - Original Signal')
            plt.subplot(2, 1, 2)
            plt.plot(t, filtered_signal, label='Filtered Signal', color='r')
            plt.title(f'Послідовність {name} - Filtered Signal with
{f_type}')

            plt.tight_layout()
            plt.show()

if __name__ == "__main__":
    main()

```

ДОДАТОК Д

ФРАГМЕНТ ПРОГРАМНОГО КОДУ НА МОВІ PYTHON ДЛЯ
 РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ БАГАТОРІВНЕВОГО РЕКУРЕНТНОГО ЧАСОВО-
 ЧАСТОТНОГО СЕГМЕНТУВАННЯ З ВРАХУВАННЯМ ВИКОРИСТАННЯ
 ФІЛЬТРІВ ТА ПЕРЕТВОРЕНЬ НА РІЗНИХ ЕТАПАХ АЛГОРИТМУ

```

import numpy as np
from scipy.signal import butter, filtfilt, stft

# Генерація синтетичного сигналу
def generate_signal(frequency, amplitude, duration, sampling_rate=1000):
    t = np.linspace(0, duration, int(sampling_rate * duration),
endpoint=False)
    signal = amplitude * np.sin(2 * np.pi * frequency * t)
    return t, signal

# Функція для часово-частотного розподілу сигналу
def time_frequency_analysis(signal, sampling_rate):
    f, t, Zxx = stft(signal, fs=sampling_rate, nperseg=128)
    return f, t, Zxx

# Функція для застосування адаптивного фільтра (на прикладі низькочастотного
фільтра Баттерворта)
def apply_adaptive_filter(signal, cutoff, sampling_rate, order=5):
    nyquist = 0.5 * sampling_rate
    normal_cutoff = cutoff / nyquist
    b, a = butter(order, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    filtered_signal = filtfilt(b, a, signal)
    return filtered_signal

# Функція для багаторівневого розділення сигналу з використанням
оптимізаційних перетворень
def segment_signal(signal, levels, sampling_rate):
    segments = {}

    for level in range(1, levels + 1):
        segments[level] = []
        segment_length = len(signal) // (2**(level - 1))

        for i in range(0, len(signal), segment_length):
            start_time = i / sampling_rate
            end_time = (i + segment_length) / sampling_rate
            segment = signal[i:i + segment_length]

            # Часово-частотний аналіз
            f, t, Zxx = time_frequency_analysis(segment, sampling_rate)

```

```

        # Оптимізаційне перетворення: застосування адаптивного фільтра
        для кожного сегменту
        filtered_segment = apply_adaptive_filter(segment, cutoff=100,
        sampling_rate=sampling_rate)

        segments[level].append((start_time, end_time, filtered_segment,
        f, Zxx))

    return segments

# Основна функція для демонстрації багаторівневого розділення
def main():
    # Генеруємо сигнал
    duration = 0.1 # 100 мс
    sampling_rate = 1000
    t, signal = generate_signal(frequency=5.0, amplitude=1.0,
    duration=duration, sampling_rate=sampling_rate)

    # Визначаємо рівні сегментації (кількість рівнів)
    levels = 3
    segments = segment_signal(signal, levels, sampling_rate)

    # Виводимо результати для кожного рівня сегментації
    for level in range(1, levels + 1):
        print(f"Рівень {level}:")
        for i, (start_time, end_time, filtered_segment, f, Zxx) in
        enumerate(segments[level]):
            segment_duration = end_time - start_time
            print(f" Сегмент {i+1}: Початковий час = {start_time:.3e} с,
            Кінцевий час = {end_time:.3e} с, Тривалість сегменту = {segment_duration:.3e} с")
            print(f" Фільтрований сигнал: {filtered_segment}")
            print(f" Частоти: {f}")
            print(f" Часово-частотний розподіл (STFT): {Zxx.shape}")
            print()

if __name__ == "__main__":
    main()

```

ДОДАТОК Е

ФРАГМЕНТ ПРОГРАМНОГО КОДУ НА МОВІ PYTHON ДЛЯ МЕТОДУ
 ФОРМУВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИЙ СИГНАЛІВ З ВИКОРИСТАННЯМ
 ТРИРІВНЕВОЇ БАГАТОМАСШТАБНОЇ ЧАСОВОЇ ДЕКОМПОЗИЦІЇ

```

import numpy as np
from scipy.signal import correlate
from scipy.fftpack import fft
from scipy.signal import welch

# Генерація синтетичних сигналів
def generate_signals():
    t = np.linspace(0, 1, 1000, endpoint=False)
    low_freq_signal = np.sin(2 * np.pi * 1 * t) # Низькочастотний сигнал (1
    Hz)
    mid_freq_signal = 0.5 * np.sin(2 * np.pi * 5 * t) # Середньочастотний
    сигнал (5 Hz)
    high_freq_signal = 0.2 * np.random.normal(0, 1, t.shape) #
    Високочастотний шум
    impulse_signal = np.zeros_like(t)
    impulse_signal[100:300] = 0.8 # Імпульс
    combined_signal = low_freq_signal + mid_freq_signal + high_freq_signal +
    impulse_signal
    return combined_signal

# Розрахунок SNR
def calculate_snr(signal, noise):
    power_signal = np.mean(signal**2)
    power_noise = np.mean(noise**2)
    snr = 10 * np.log10(power_signal / power_noise)
    return snr

# Розрахунок енергії сигналу
def calculate_energy(signal):
    return np.sum(signal**2)

# Розрахунок коефіцієнта кореляції
def calculate_correlation(signal_1, signal_2):
    return np.corrcoef(signal_1, signal_2)[0, 1]

# Розрахунок функції взаємної кореляції (ФВК)
def calculate_cross_correlation(signal_1, signal_2):
    return correlate(signal_1, signal_2, mode='full')

# Основна функція для декомпозиції та розрахунків
def main():
    signal = generate_signals()

```

```
noise = np.random.normal(0, 0.1, signal.shape)
# Декомпозиція на грубому рівні
segments = np.array_split(signal, 5) # Розбиття сигналу на 5 сегментів

for i, segment in enumerate(segments):
    mse = np.mean((segment - np.mean(segment))**2)
    snr = calculate_snr(segment, noise)
    energy = calculate_energy(segment)
    if i < len(segments) - 1:
        next_segment = segments[i + 1]
        correlation = calculate_correlation(segment, next_segment)
        cross_corr = calculate_cross_correlation(segment, next_segment)
    else:
        correlation = 0
        cross_corr = np.zeros_like(segment)
    print(f"Сегмент {i+1}: MSE={mse:.4f}, SNR={snr:.2f} dB,
Енергія={energy:.2f}, Кореляція={correlation:.3f}")

if __name__ == "__main__":
    main()
```