

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ЗАЛІЗНИЧНОГО  
ТРАНСПОРТУ

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

Сопронюк Іван Іванович

УДК 621.391.8; 004.052

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**МЕТОДИ МОНІТОРИНГУ ЧАСТОТНОГО СПЕКТРУ ДЛЯ  
ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ БЕЗПРОВОДОВИХ  
КОГНІТИВНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

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

\_\_\_\_\_ І.І. Сопронюк

Науковий керівник:  
Лисечко Володимир Петрович,  
доктор технічних наук, професор

Харків-2024

## АНОТАЦІЯ

**Сопронюк І.І. Методи моніторингу частотного спектру для підвищення ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем.**

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, 2024.

В дисертаційній роботі вирішується актуальне науково-технічне завдання по підвищенню ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем на основі удосконалення методів спектрального моніторингу частотного спектру шляхом впровадження гібридних методів, які забезпечують ефективну ідентифікацію вільних частотних смуг, підвищення рівня завадостійкості та спектральної ефективності, з побудовою адаптивних алгоритмів, здатних функціонувати в умовах складного радіосередовища.

**Об'єктом дослідження** є процес моніторингу частотного спектру в безпроводових когнітивних телекомунікаційних мережах на основі впровадження гібридних методів та адаптивних алгоритмів, що забезпечують динамічне виявлення невикористаних частотних ресурсів та оптимізацію використання спектра в умовах змінного радіосередовища.

**Предметом дослідження** – методи, моделі, алгоритми оптимізації спектрального моніторингу та адаптивного управління радіочастотними ресурсами безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем.

**Метою дисертаційної роботи** є підвищення ефективності функціонування безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем шляхом впровадження гібридних методів спектрального моніторингу, отриманих на основі удосконалення методів оптимізації та аналізу радіочастотного спектру, а також розроблення алгоритмів управління спектральними ресурсами в умовах динамічно змінюваного радіосередовища.

У **вступі** обґрунтовано актуальність поставленої загальної науково-технічної задачі, пов'язаної з підвищенням ефективності функціонування когнітивних безпроводових телекомунікаційних систем через удосконалення методів спектрального моніторингу, а також сформульовано задачі дисертаційного дослідження. Проаналізовано проблеми, які виникають через збільшення навантаження на частотний спектр, радіоелектронну боротьбу та кіберзагрози, обумовлені сучасними умовами розвитку телекомунікаційних мереж. Обґрунтовано, що досягнення високої завадостійкості, ефективного використання спектру та динамічної адаптації до змін у когнітивному радіосередовищі є перспективними напрямками розвитку когнітивних телекомунікаційних мереж.

Окреслено зв'язок дисертації з актуальними науковими програмами, планами та напрямками досліджень, сформовано наукову новизну виконаного дослідження та науково доведену практичну цінність отриманих результатів. Наведено інформацію про особистий внесок автора у публікації наукових статей, а також представлено перелік публікацій автора, що відповідають темі дисертації.

У **першому розділі** проведено аналіз сучасних методів спектрального моніторингу в когнітивних безпроводових телекомунікаційних мережах, зокрема методів адаптивного управління частотним спектром. Обґрунтовано необхідність впровадження гібридних методів для підвищення ефективності управління радіочастотними ресурсами. Особлива увага приділялась дослідженню існуючих підходів до спектрального моніторингу та їх здатності до функціонування в умовах складних умов радіосередовища. Проведено порівняння та оцінку ефективності сучасних методів моніторингу за критеріями точності виявлення сигналів, швидкості реакції на зміни в частотному спектрі та завадостійкості, що дозволило визначити основні напрямки подальшого дослідження.

У **другому розділі** розроблено новий гібридний метод спектрального моніторингу на основі часових сегментів зі змінною довжиною – VTSM (Variable Time Segment Monitoring), який відрізняється від традиційних методів тим, що використовує адаптивну часову сегментацію сигналів, яка динамічно підлаштовується до змін у спектрі залежно від статистичних характеристик

сигналу, тоді як традиційні методи зазвичай використовують фіксовані параметри аналізу і не здатні ефективно реагувати на швидкі зміни в реальному часі. В результаті експериментальної верифікації доведено, що метод VTSM є найбільш ефективним при середніх і високих рівнях SNR, коли потрібно аналізувати складні ансамблі сигналів в динамічних або змінних безпроводових телекомунікаційних системах. Для відомих сигналів при високих рівнях SNR VTSM може поступатися методам спектрального моніторингу, які спеціально налаштовані на конкретні характеристики сигналу.

**У третьому розділі** проведено удосконалення інтегрованого методу спектрального моніторингу за рахунок використання вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) та адаптивної фільтрації (Калмана, LMS та RLS) на різних етапах обробки сигналів. Розроблено алгоритм методу спектрального моніторингу, який використовує варіативні часові сегменти, що дозволяє проводити аналіз спектра в реальному часі та відслідковувати зміни в спектральному складі сигналу. Доведено, що використання багатокритеріальної оптимізації для адаптивного налаштування параметрів алгоритмів підвищує їх точність та адаптивність, що сприяє підвищенню ефективності моніторингу та управління спектральними ресурсами. В результаті експериментів з використанням програмної реалізації доведено, що метод максимально ефективний при високих значеннях SNR (до 85,6%), але навіть при низьких значеннях SNR ефективність досягає – 15,4%. Обґрунтовано, що інтеграція статистичних підходів з адаптивними фільтраційними техніками забезпечує ефективне зменшення впливу шумів та частотних спотворень, які виникають у безпроводових радіомережах.

**У четвертому розділі** розроблено метод ієрархічного циклічного спектрального моніторингу з використанням інформаційних критеріїв Акайке та Байєса для вибору оптимальних моделей сигналів, що забезпечує баланс між точністю та складністю моделі. Запропоновано багатокрокову адаптивну фільтрацію з використанням фільтрів Калмана, Вінера та медіанного фільтра, яка дозволяє ефективно знижувати рівень шуму та враховувати завмирання

сигналу, що підвищує загальну точність і надійність спектрального моніторингу. Алгоритм реалізації методу, розроблений на основі цих підходів, демонструє переваги в порівнянні з традиційними методами завдяки своїй здатності адаптуватися до швидких змін у спектральному середовищі та різних типів радіозавад. Експериментально доведено, що метод покращує якість виявлення сигналів, забезпечуючи суттєве підвищення амплітуди та співвідношення сигнал/шум, особливо для таких сигналів, як Wi-Fi та 5G NR. Це свідчить про високу адаптивність методу до складних умов радіочастотного середовища.

**Висновки** відображають узагальнені результати дисертаційного дослідження, що спрямовані на вирішення актуальної науково-практичної проблеми та підтверджують виконання поставлених у роботі завдань.

Проведене дисертаційне дослідження дозволило сформулювати основні **наукові результати**.

1. **Вперше** розроблено метод моніторингу частотного спектру – VTSM (Variable Time Segment Monitoring) на основі неоднорідної декомпозиції часових сегментів та адаптивного спектрального аналізу в залежності від статистичних властивостей сигналу. Запропонований метод, на відміну від традиційних, забезпечує динамічну адаптацію довжини сегментів від характеристик сигналу в реальному часі, що підвищує точність виявлення частотних компонентів, знижує вплив шуму та збільшує ефективність використання спектра в умовах динамічних передач.

2. **Удосконалено** метод спектрального моніторингу на основі варіативних часових сегментів та адаптивних вейвлет-перетворень (Морле, Добеші) та адаптивних фільтрів: Калмана, LMS та RLS для оптимізації виявлення та аналізу спектральних характеристик у різних умовах навантаження. Запропонований метод відрізняється від відомих здатністю забезпечувати високий рівень адаптивності та точності за рахунок використання передових фільтраційних технік і спектрального аналізу.

3. **Удосконалено** метод ієрархічного циклічного моніторингу

частотного спектру за рахунок застосування інформаційних критеріїв Акайке та Байєса для виявлення вільних частотних смуг у спектральному діапазоні, а також з багатоступеневою фільтрацією, для зменшення шумів та спотворень сигналу, і з врахуванням завмирань. Запропонований метод відрізняється від існуючих тим, що критерій Акайке використовується для початкового вибору моделей, а критерій Байєса забезпечує уточнення налаштування і запобігання «перенавчання», що робить метод більш ефективним для застосування у складних радіосередовищах з різними типами шумів та спотворень.

**Практичне значення результатів** дисертаційного дослідження полягає в розробці алгоритмів реалізації розроблених методів, які є науково-практичною основою для вдосконалення систем спектрального моніторингу в когнітивних безпроводових телекомунікаційних системах, зокрема для оптимізації окремих компонентів цих систем. На основі розроблених методів запропоновані технічні рішення, алгоритми та програмні реалізації, що дозволяють:

- на основі аналізу вимог до методів спектрального моніторингу відповідно стандартів IEEE обґрунтувати, що обмежена здатність методів до адаптації в умовах високої інтерференції та недостатня точність виявлення первинних користувачів вимагають подальшого вдосконалення методів для підвищення надійності управління спектральними ресурсами та мінімізації впливу завмирань, шуму та перешкод;

- розробити алгоритми та програмну реалізацію методу спектрального моніторингу VTSM (Variable Time Segment Monitoring), особливістю якого є застосування адаптивної часової сегментації та динамічне налаштування до змін частотно-часових характеристик сигналу;

- розробити алгоритми методу спектрального моніторингу з використанням варіативних часових сегментів, що дозволяє проводити аналіз спектра в реальному часі та відслідковувати зміни в спектральному складі сигналу;

– обґрунтувати необхідність інтеграції статистичних підходів із адаптивними фільтраційними техніками, що дозволяє суттєво зменшити вплив шумів та частотних спотворень у безпроводових когнітивних мережах;

– розробити алгоритм та програмну реалізацію метода ієрархічного циклічного спектрального моніторингу з використанням інформаційних критеріїв Акайке (AIC) і Байєса (BIC) для оптимального вибору моделей сигналу, що дозволяє досягти балансу між точністю та складністю;

– експериментально довести ефективність запропонованого методу для всіх типів сигналів, особливо для тих, що мають високі початкові значення співвідношення сигнал/шум (SNR).

На основі проведеного дисертаційного дослідження підтверджено теоретичну та практичну цінність запропонованих в роботі методів та алгоритмів спектрального моніторингу. Розроблено рекомендації для їх практичного використання та визначено перспективні шляхи подальшого розвитку і вдосконалення методів управління частотним спектром.

**Ключові слова:** стандарти IEEE, методи спектрального моніторингу, безпроводові когнітивні телекомунікаційні радіосистеми, завадостійкість, оптимізація сигналів, адаптація радіочастотних ресурсів, частотний спектр, математичні моделі оптимізації, інформаційні критерії Акайке, критерій Байєса, варіативна часова сегментація, фільтрація Калмана, фільтр Вінера, медіанний фільтр, сигнал-шум (SNR), багатокритеріальна оптимізація, вейвлет-перетворення.

## СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

1. Soproniuk I., Komar O. Adaptive approach to spectrum monitoring in cognitive radio networks through signal detection optimization. Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». Телекомунікації та радіотехніка, Луцьк, 2024. № 56, 2024. С. 392-400. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-47>.

2. Soproniuk I., Komar O. Evaluating the characteristics of the VTSM spectrum sensing method in cognitive radio networks. Наукоємні технології, «Електроніка, телекомунікації та радіотехніка», Київ, № 3 (63), 2024. С. 265-273. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18949>.

3. Lysechko V., Soproniuk I. Spectrum Sensing Using Wavelet Transforms and Filtering Under Signal Frequency Distortion and Fading Conditions. SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things), Vol.2, No.1 (Aug.2024), P.01011 (7) //Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01011>

4. 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, 3/3. 2024. P. IV-6-IV-19, [https://mtc-aj.com/library/2599\\_EN.pdf](https://mtc-aj.com/library/2599_EN.pdf).

5. Лисечко В.П., Сопронюк І.І. Метод моніторинга спектра в когнитивних радіосетях на основі БПФ. Вестник Национального технического университета «ХПИ», 2011. Вип. 16, 2011. С. 173-180.

6. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Ухова О.О. Метод моніторинга спектра в когнитивних радіосетях на основі використання інформаційного критерія Акайке. Системи обробки інформації. ХУПС ім. І. Кожедуба. Вип. 5(95). 2011. С.108-112.



7. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Самад Фарид Абдель. Дослідження завадостійкості систем безпроводового доступу. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС. Вип. 2(83). 2010. С. 153-155.

8. Лисечко В.П., Степаненко Ю.Г., Сопронюк І.І., Брюзгіна Н.О. Дослідження методів аналізу спектру в когнітивних радіомережах. Збірник наукових праць. Х.: Харківського університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. Вип. 3 (25). 2010. С.137-145.

9. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Северінов О.В. Моніторинг спектру у каналах із завмираннями та частотними спотвореннями. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС ім. І. Кожедуба. Вип. 9(90). 2010. С.94-98.

Опубліковані праці апробаційного характеру:

1. Sopronyuk I.I., Lysechko V.P., Komar O.M. Advancing spectrum sensing in cognitive radio networks. *Проблеми інформатики та моделювання* (ПІМ-2024). Тези 24 міжнародної науково-технічної конференції. Харків: НТУ «ХПІ», 20-23 вересня 2024. С. 128-129.

2. Soproniuk I.I., Pastushenko V.V., Lysechko V.P. Spectral monitoring method based on multistage filtering and AIC& Bayesian information criteria. Тези доповідей за матеріалами 37 міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті». Харків: УкрДУЗТ, 10-11 жовтня 2024. С.55-56.

3. Сопронюк І.І., Лисечко В.П. Метод спектрального моніторингу на основі декомпозиції часових сегментів// Тези XII міжнародної науково-практичної конференції «Людина, суспільство, комунікативні технології» – Харків: УкрДУЗТ, 25 жовтня 2024. – С. 202 - 204.

4. Лисечко В. П. , Сопронюк І.І., Шимків М.В. Моніторинг спектру у каналах із завмираннями та частотними спотвореннями//Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті: матеріали доповідей 26-ї міжнародної науково-практичної конференції (м. Харків, 18-19 вересня 2013 р.). – 2013. – № 4 (додаток). – С. 66-67.

## ABSTRACT

**Soproniuk I.I. Methods of frequency spectrum monitoring for improving the efficiency of wireless cognitive telecommunication systems.** Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for obtaining a scientific doctor of philosophy (PhD) in specialty 172 – Electronic communications and radio engineering. – Ukrainian State University of Railway Transport, Ukraine, Kharkiv, 2024.

The dissertation addresses the urgent scientific and technical task of improving the efficiency of wireless cognitive telecommunication networks by enhancing spectrum monitoring methods through the implementation of hybrid techniques. These methods enable the effective identification of free frequency bands, increase interference resistance, and improve spectral efficiency, with the development of adaptive algorithms capable of functioning in complex radio environments.

**Object of the research** is the process of monitoring the frequency spectrum in wireless cognitive telecommunication networks based on the implementation of hybrid methods and adaptive algorithms that enable dynamic detection of unused frequency resources and optimization of spectrum usage in a variable radio environment.

**Subject of the research** includes the methods, models, and algorithms for optimizing spectrum monitoring and adaptive management of radio frequency resources.

**The aim of the dissertation** is to improve the efficiency of wireless cognitive telecommunication systems by introducing hybrid methods of spectrum monitoring, derived from optimization techniques and enhanced methods of radio frequency spectrum analysis, as well as developing adaptive algorithms for managing spectral resources in a dynamically changing radio environment.

**In the introduction**, the relevance of the scientific problem related to improving the efficiency of cognitive wireless telecommunication systems through

the enhancement of spectrum monitoring methods is substantiated. The research objectives of the dissertation are also formulated. Issues arising from the increasing load on the frequency spectrum, electronic warfare, and cyber threats due to modern telecommunication network development conditions are analyzed. It is justified that achieving high interference resistance, efficient spectrum utilization, and dynamic adaptation to changes in the cognitive radio environment are promising directions for the development of cognitive telecommunication networks.

The dissertation's connection with current scientific programs, research plans, and areas of investigation is outlined, and the scientific novelty of the conducted research and the scientifically proven practical value of the obtained results are presented. Information regarding the author's personal contribution to the publication of scientific articles is provided, along with a list of publications relevant to the dissertation's topic.

**The first chapter** provides an analysis of modern spectrum monitoring methods in cognitive wireless telecommunication networks, particularly focusing on adaptive spectrum management methods. The necessity of implementing hybrid methods to enhance the efficiency of radio frequency resource management is substantiated. Special attention is given to examining existing approaches to spectrum monitoring and their capability to operate under challenging radio environment conditions. A comparison and evaluation of the effectiveness of current monitoring methods are conducted based on criteria such as signal detection accuracy, response time to spectrum changes, and interference resistance. This analysis has helped identify key directions for further research.

**The second chapter** introduces a new hybrid spectrum monitoring method called VTSM (Variable Time Segment Monitoring), which differs from traditional methods by utilizing adaptive time segmentation of signals. This segmentation dynamically adjusts to spectral changes based on the statistical characteristics of the signal, whereas traditional methods typically use fixed analysis parameters and cannot effectively respond to rapid changes in real time. Experimental verification has demonstrated that the VTSM method is most effective at medium and high SNR

levels when complex signal ensembles need to be analyzed in dynamic or variable wireless telecommunication systems. However, for known signals at high SNR levels, VTSM may be less efficient compared to spectrum monitoring methods specifically optimized for particular signal characteristics.

**The third chapter** introduces enhancements to the integrated spectrum monitoring method through the use of wavelet transforms (Morlet and Daubechies) and adaptive filtering (Kalman, LMS, and RLS) at various stages of signal processing. A spectrum monitoring algorithm has been developed that utilizes variable time segments, enabling real-time spectrum analysis and tracking of changes in the signal's spectral composition. It has been proven that the use of multi-criteria optimization for adaptive parameter tuning of the algorithms increases their accuracy and adaptability, which enhances the efficiency of monitoring and managing spectral resources. The experimental results, based on software implementation, demonstrate that the method is highly effective at high SNR values (up to 85,6%), while even at low SNR levels, its efficiency remains at 15,4%. It is substantiated that integrating statistical approaches with adaptive filtering techniques effectively reduces the impact of noise and frequency distortions encountered in wireless radio networks.

**The fourth chapter** develops a method for hierarchical cyclic spectrum monitoring using Akaike and Bayesian information criteria for selecting optimal signal models, balancing accuracy and model complexity. A multi-step adaptive filtering approach, employing Kalman, Wiener, and median filters, is proposed, which effectively reduces noise levels and accounts for signal fading, thereby improving the overall accuracy and reliability of spectrum monitoring. The algorithm developed from these approaches demonstrates advantages over traditional methods due to its ability to adapt to rapid changes in the spectral environment and various types of noise. Experimental results show that the method enhances signal detection quality, significantly improving both amplitude and signal-to-noise ratio, especially for signals such as Wi-Fi and 5G NR. This highlights the method's high adaptability to challenging radio frequency environments.

**The conclusions** reflect the generalized results of the dissertation research, which are aimed at solving a relevant scientific and practical problem and confirm the achievement of the objectives set forth in the work.

The conducted dissertation research has allowed for the formulation of the **key scientific outcomes**.

1. For the first time, the VTSM (Variable Time Segment Monitoring) method for frequency spectrum monitoring has been developed, based on non-uniform time segment decomposition and adaptive spectral analysis depending on the statistical properties of the signal. Unlike traditional methods, this approach dynamically adapts segment lengths according to signal characteristics in real time, which improves the accuracy of frequency component detection, reduces noise impact, and enhances spectrum utilization efficiency in dynamic transmission conditions.

2. The method of spectrum monitoring has been improved through the use of variable time segments, adaptive wavelet transforms (Morlet, Daubechies), and adaptive filters (Kalman, LMS, and RLS) for optimizing the detection and analysis of spectral characteristics under varying load conditions. The proposed method differs from existing ones by its ability to provide a high level of adaptability and accuracy through the use of advanced filtering techniques and spectral analysis.

3. The method of hierarchical cyclic frequency spectrum monitoring has been improved by incorporating Akaike and Bayesian information criteria for detecting unused frequency bands in the spectral range, along with multi-step filtering to reduce noise and signal distortions while accounting for fading. The proposed method differs from existing ones by using the Akaike criterion for initial model selection and the Bayesian criterion for fine-tuning and preventing «overfitting», making the method more effective for application in complex radio environments with various types of noise and distortions.

**The practical results** significance of the dissertation research lies in the development of methods that form a scientific and practical foundation for improving spectrum monitoring systems in cognitive wireless telecommunication systems, particularly for optimizing certain components of these systems. Based on the

developed methods, technical solutions, algorithms, and software implementations have been proposed, allowing:

- based on the analysis of the requirements for spectrum monitoring methods in accordance with IEEE standards, it has been substantiated that the limited adaptability of current methods under high interference conditions and the insufficient accuracy in detecting primary users require further improvement to enhance the reliability of spectrum resource management and minimize the impact of fading, noise, and interference;

- the development of algorithms and a software implementation for the VTSM (Variable Time Segment Monitoring) spectrum monitoring method, which features adaptive time segmentation and dynamic adjustment to changes in the signal's frequency-time characteristics;

- the development of algorithms for the spectrum monitoring method utilizing variable time segments, enabling real-time spectrum analysis and tracking changes in the spectral composition of the signal;

- the justification of the necessity to integrate statistical approaches with adaptive filtering techniques, which significantly reduces the impact of noise and frequency distortions in cognitive wireless networks;

- the development of an algorithm and software implementation for a hierarchical cyclic spectrum monitoring method using Akaike (AIC) and Bayesian (BIC) information criteria for optimal signal model selection, ensuring a balance between accuracy and complexity;

- the experimental demonstration of the effectiveness of the proposed method for all types of signals, particularly those with high initial signal-to-noise ratio (SNR) values.

Based on the conducted dissertation research, the theoretical and practical value of the proposed spectrum monitoring methods and algorithms has been confirmed. Recommendations for their practical application have been developed, and prospective directions for further development and improvement of frequency spectrum management methods have been identified.

**Keywords:** IEEE standards, spectral monitoring methods, wireless cognitive telecommunication radio systems, noise immunity, signal optimization, adaptation of radio frequency resources, frequency spectrum, mathematical optimization models, Akaike information criteria (AIC), Bayesian criterion (BIC), variable time segmentation, Kalman filtering, Wiener filter, median filter, signal-to-noise ratio (SNR), multi-criteria optimization, wavelet transform.

### LIST OF PUBLICATIONS OF THE ACQUIRER

*Scientific works in which the main scientific results were published:*

1. Soproniuk, I., & Komar, O. (2024). Adaptive approach to spectrum monitoring in cognitive radio networks through signal detection optimization. *Naukovyi zhurnal «Kompiuterno-intehrovani tekhnolohii: osvita, nauka, vyrobnytstvo»*. Telekomunikatsii ta radiotekhnika, Lutsk, 2024. № 56, S. 392-400. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-47>

2. Soproniuk I., Komar O., Evaluating the characteristics of the VTSM spectrum sensing method in cognitive radio networks. 2024 – Natsionalnyi aviatsiinyi universytet. Naukoiemni tekhnolohii, «Elektronika, telekomunikatsii ta radiotekhnika», Kyiv, 2024. № 3 (63), P. 265-273, 2024 DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18949>

3. Lysechko V., Soproniuk I. Spectrum Sensing Using Wavelet Transforms and Filtering Under Signal Frequency Distortion and Fading Conditions. *SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things)*, Vol.2, No.1 (Aug.2024), P.01011 (7) // Chernivtsi National University named after Yuriy Fedkovych. DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01011>

4. 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*. 2024 // Journal article № 2599 Vol. 22, issue 3/3. P. IV-6-IV-19, [https://mtc-aj.com/library/2599\\_EN.pdf](https://mtc-aj.com/library/2599_EN.pdf).

5. Lysechko V.P., Soproniuk I.I. Metod monitoringa spektra v kognitivnykh radiosetyakh na osnove BPF. Vestnik Natsionalnoho tekhnicheskoho universiteta «KhPI», 2011. Vyp. 16, 2011. S. 173 – 180.

[https://www.kpi.kharkov.ua/archive/naukova\\_periodika/vestnik/Technika\\_i\\_elektrofizika\\_vysokikh\\_napriazhenii/2011/16/20111628.pdf](https://www.kpi.kharkov.ua/archive/naukova_periodika/vestnik/Technika_i_elektrofizika_vysokikh_napriazhenii/2011/16/20111628.pdf).

6. Lysechko V.P., Soproniuk I.I., Ukhova O.O. Metod monitoringa spektra v kognitivnykh radiosetyakh na osnove ispolzovaniia informatsionnoho kriteriia Akaike. Systemy obrobky informatsii. KhUPS im. I. Kozheduba, 2011. Vyp. 5(95). S. 108-112.

7. Lysechko V.P., Soproniuk I.I., Samad Farid Abdel. Doslidzhennia zavadostiikosti system bezprovodovoho dostupu. Systemy obrobky informatsii. Kh.: KhUPS, 2010. Vyp. 2(83). S. 153-155.

8. Lysechko V.P., Stepanenko Yu.H., Soproniuk I.I., Briuzhina N.O. Doslidzhennia metodiv analizu spektra v kognitivnykh radiomereshakh. Zbirnyk naukovykh prats. Kh.: Kharkivskoho universytetu Povitrianykh Syl im. I. Kozheduba, 2010. Vyp. 3 (25). S. 137-145.

9. Lysechko V.P., Soproniuk I.I., Severinov O.V. Monitorynh spektra u kanalah iz zavmiranniamy ta chastotnymy spotrovenniamy. Systemy obrobky informatsii. Kh.: KhUPS im. I. Kozheduba, 2010. Vyp. 9(90). S. 94-98.

*Published works of an approbation nature:*

1. Soproniuk I.I., Lysechko V.P., Komar O.M. Advancing spectrum sensing in cognitive radio networks. *Problems of informatics and modeling (PIM-2024)*. Abstracts of the 24th international scientific and technical conference. Kharkiv: National Technical University «KhPI», 20-23 veresnya 2024. S. 128-129.

2. Soproniuk I.I., Pastushenko V.V., Lysechko V.P. Spectral monitoring method based on multistage filtering and AIC & Bayesian information criteria. Tezy dopovidey za materialamy 37 mizhnarodnoyi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi «*Informatsiyno-keruyuchi systemy na zaliznychnomu transporti*». Kharkiv: UkrDUZT, 10-11 zhovtnya 2024. S. 55-56.



3. Soproniuk I.I., Lysechko V.P. Metod spektralnoho monitorynhu na osnovi dekompozytsiyi chasovykh sehmmentiv. Tezy XII mizhnarodnoyi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi «*Lyudyna, suspilstvo, komunikatyvni tekhnolohiyi*» Kharkiv: UkrDUZT, 25 zhovtnya 2024. S. 202-204.

4. Lysechko V. P., Sopronyuk I. I., Shymkiv M. V. Spectrum monitoring in channels with fading and frequency distortions//Information and control systems in railway transport: materials of the reports of the 26th international scientific and practical conference (Kharkiv, September 18-19, 2013). – 2013. – No. 4 (supplement). – P. 66-67.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	21
ВСТУП.....	23
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ МОНИТОРИНГУ СПЕКТРУ ТА ПЕРСПЕКТИВ ПІДВИЩЕННЯ ЇХ ЕФЕКТИВНОСТІ В БЕЗПРОВОДОВИХ КОГНІТИВНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ .....	33
1.1 Аналіз стандартів IEEE для спектрального моніторингу у безпроводових когнітивних мережах.....	33
1.2 Оптимізація методів моніторингу спектру з урахуванням вимог стандартів IEEE.....	40
1.3 Порівняльний аналіз методів моніторингу частотного спектру в безпроводових когнітивних радіомережах.....	45
1.3.1 Оцінка ефективності методу на основі енергетичного детектора (EDS – Energy Detector Based Monitoring).....	45
1.3.2 Метод моніторингу частотного спектру на основі форми сигналу (WFB – Waveform-Based Monitoring).....	51
1.3.3 Метод моніторингу частотного спектру на основі циклостаціонарного детектування (CSD - Cyclostationary Detection).....	52
1.3.4 Метод спектрального моніторингу на основі узгоджених фільтрів (MF – Matched Filtering).....	55
1.3.5 Метод моніторингу частотного спектру на основі кореляційного аналізу (CFSM – Correlation-based Frequency Spectrum Monitoring).....	57
Висновки до розділу 1.....	60
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДУ МОНИТОРИНГУ СПЕКТРУ НА ОСНОВІ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЧАСОВИХ СЕГМЕНТІВ ТА АДАПТИВНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ.....	63

2.1 Основні характеристики та принципи функціонування методу VTSM для динамічного моніторингу спектру.....	63
2.2 Розробка алгоритму методу моніторингу спектру на основі декомпозиції часових сегментів VTSM.....	68
2.3 Верифікація методу моніторингу спектру VTSM.....	74
Висновки до розділу 2.....	80
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ІНТЕГРОВАНОГО МЕТОДУ СПЕКТРАЛЬНОГО МОНІТОРИНГУ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕНЬ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ З ВРАХУВАННЯМ СПОТВОРЕНЬ ТА ЗАВМИРАННЯ ЧАСТОТИ СИГНАЛУ.....	82
3.1 Методологія та алгоритм інтегрованого методу моніторингу частотного спектру .....	82
3.2 Верифікація ефективності методу спектрального моніторингу з використанням вейвлет-перетворення Морле і Добеші та фільтрації.....	94
3.3 Удосконалення інтегрального методу спектрального моніторингу за рахунок використання адаптивних вейвлет-перетворень та адаптивних фільтрів.....	105
Висновки до розділу 3.....	114
РОЗДІЛ 4 МЕТОД ІЄРАРХІЧНОГО ЦИКЛІЧНОГО МОНІТОРИНГУ ЧАСТОТНОГО СПЕКТРУ З ЗАСТОСУВАННЯМ ІНФОРМАЦІЙНИХ КРИТЕРІЇВ АКАЙКЕ І БАЙЄСА ТА БАГАТОКРОКОВОЮ ФІЛЬТРАЦІЄЮ .....	116
4.1 Обґрунтування застосування багатокрокової фільтрації та інформаційних критеріїв у поєднанні з відстанню Кульбака-Лейблера для підвищення ефективності спектрального моніторингу.....	116
4.2 Розробка алгоритму методу ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру .....	122

4.3 Експериментальна оцінка ефективності методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Акайке та Байєса з багатокроковою фільтрацією.....	135
Висновки до розділу 4.....	147
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	149
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	152
ДОДАТОК А Список наукових праць здобувача.....	168
ДОДАТОК Б Акт реалізації результатів наукових досліджень у військовій частині А7223.....	170
ДОДАТОК В Акт впровадження у навчальний процес.....	171
ДОДАТОК Г Фрагмент коду на мові Python експериментальної методу моніторингу спектру VTSM.....	173
ДОДАТОК Д Фрагмент коду на мові Python розрахунків показників інтегрального методу спектрального моніторингу за рахунок використання адаптивних вейвлет-перетворень та адаптивних фільтрів ...	176
ДОДАТОК Е Фрагмент коду на мові Python експериментальної оцінки методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Акайке та Байєса в умовах спотворень та завмирань.....	178

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ**

- AIC – Akaike Information Criterion (Інформаційний критерій Акайке)
- ANL – Average Noise Level (Середній рівень шуму)
- AUC – Area Under the Curve (Площа під кривою)
- AWGN – Additive White Gaussian Noise (Адитивний білий гауссів шум)
- BIC – Bayesian Information Criterion (Інформаційний критерій Байєса)
- BS – Base Station (Базова станція)
- BS MIB – База даних управління базовою станцією
- BPF – Band-Pass Filter (Смуговий фільтр)
- CSD – Cyclostationary Detection (Циклостаціонарне детектування)
- DFS – Dynamic Frequency Selection (Динамічний вибір частот)
- DWT – Discrete Wavelet Transform (Дискретне перетворення Вейвлета)
- EDS – Energy Detection Scheme (Енергетичний детектор)
- EMD – Empirical Mode Decomposition (Емпіричний модальний розклад)
- FAF – Fade Adaptation Factor (Коефіцієнт адаптації до завмирання)
- FD – Frequency Distortion (Спотворення частоти)
- FEF – Filter Efficiency Factor (Фактор ефективності фільтрації)
- FFT – Fast Fourier Transform (Швидке перетворення Фур'є)
- FPR – False Positive Rate (Ймовірність хибного виявлення)
- GL SAP – Геолокація для управління спектром
- GPS – Global Positioning System (Глобальна система позиціювання)
- ННТ – Hilbert-Huang Transform (Перетворення Гільберта-Хуанга)
- IEEE 1900 (DySPAN) – Стандарт динамічного управління спектром
- IEEE 802.11af – Стандарт для Wi-Fi на телевізійних білих просторах
- IEEE 802.15.4m – Стандарт для когнітивних сенсорних мереж
- IEEE 802.16h – Стандарт для WiMAX з підтримкою когнітивного доступу
- IEEE 802.22 – Стандарт для використання телевізійних білих просторів у когнітивних мережах
- LMS – Least Mean Squares (Алгоритм найменших середніх квадратів)

LoRaWAN – Long Range Wide Area Network (Далекобійна мережа великого радіусу дії)

LTE – Long-Term Evolution (Стандарт безпроводової широкосмугової передачі даних)

LTE-Advanced – Стандарт 4G мобільного зв'язку з когнітивними функціями

MAC – Medium Access Control (Рівень управління доступом до середовища)

MF – Matched Filtering (Узгоджена фільтрація)

PFA – Probability of False Alarm (Ймовірність хибної тривоги)

PHY – Physical Layer (Фізичний рівень)

PSD – Power Spectral Density (Спектральна щільність потужності)

RLS – Recursive Least Squares (Рекурсивні найменші квадрати)

ROC – Receiver Operating Characteristic (Крива робочих характеристик приймача)

SNR – Signal-to-Noise Ratio (Співвідношення сигнал/шум)

SM – Spectrum Management (Управління спектром)

SSF – Spectrum Sensing Function (Функція виявлення спектра)

SVD – Singular Value Decomposition (Сингулярний розклад)

TPR – True Positive Rate (Показник точності виявлення)

UWB – Ultra-Wideband (Ультраширокопasmуговий)

VTSM – Variable Time Segment Monitoring (Моніторинг зі змінною часовою сегментацією)

Wi-Fi 6 – Стандарт безпроводового зв'язку шостого покоління

WRAN – Wireless Regional Area Network (Безпроводова регіональна мережа)

WFB – Waveform-Based Monitoring (Моніторинг на основі форми сигналу)

WT – Wavelet Transform (Вейвлет-перетворення)

## ВСТУП

**Актуальність теми дослідження.** Динамічний розвиток когнітивних безпроводових телекомунікаційних мереж в умовах війни в Україні висуває нові вимоги до методів моніторингу частотного спектру, особливо через зростаюче навантаження на радіочастотні ресурси, радіоелектронну боротьбу та кіберзагрози. В таких умовах спектральний моніторинг стає особливо актуальним для ефективного управління частотами, оскільки дозволяє оптимізувати розподіл радіочастот між різними системами зв'язку, підвищуючи загальну ефективність телекомунікаційних мереж і мінімізуючи конфлікти між цивільними та військовими користувачами.

Основними проблемами у сфері спектрального моніторингу є високий рівень динамічності спектрального навантаження та часті зміни у розподілі частотних ресурсів між користувачами, що вимагає застосування гібридних методів моніторингу, які здатні оперативно відстежувати зміни в радіо інформаційному середовищі та автоматично коригувати розподіл частот.

Розв'язати ці проблеми можливо за рахунок впровадження інноваційних методів та технологій. По-перше, це гібридні методи спектрального моніторингу, що використовують алгоритми штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання та автоматично визначають вільні частотні діапазони, або перешкоди чи зміни спектру. По-друге, впровадження технологій динамічного розподілу спектру, які дозволяють радіо мережам самостійно адаптуватися до змін у середовищі за рахунок вибору оптимальних частотних діапазонів для передачі даних. Це мінімізує інтерференцію між системами та підвищує загальну ефективність використання частотних ресурсів.

По-третє, для підвищення завадостійкості та захисту від радіоелектронної боротьби необхідно застосовувати ефективні методи обробки сигналів, включаючи технології спектральної фільтрації та шифрування передач, що дозволяє зменшити вплив зовнішніх завад, а також підвищує захищеність когнітивних мереж від спроб несанкціонованого доступу або

навмисного втручання.

Крім того, важливо розробляти комплексні системи моніторингу, які будуть інтегровані з інструментами кіберзахисту для виявлення та нейтралізації загроз, пов'язаних із кібернападами на критичну інфраструктуру телекомунікацій. Тісна взаємодія між спектральним моніторингом та системами захисту мереж забезпечить всебічну безпеку та стійкість телекомунікаційних систем.

Вищезазначене обґрунтовує необхідність вирішення **актуального науково-технічного завдання**, яке полягає в підвищенні ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж на основі удосконалення методів спектрального моніторингу шляхом впровадження гібридних методів, які забезпечують ефективну ідентифікацію вільних частотних смуг, підвищення рівня завадостійкості та спектральної ефективності, з побудовою адаптивних алгоритмів, здатних функціонувати в умовах складного радіосередовища.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Дисертаційна робота виконана на кафедрі «Транспортний зв'язок» Українського державного університету залізничного транспорту.

Науково-практичні результати отримані в ході дисертаційного дослідження застосовуються у службовій діяльності військової частини А7223, про що свідчить наведений в Додатку Б – Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження.

Також результати роботи впроваджено в навчальний процес Українського державного університету залізничного транспорту – Додаток В.

**Об'єктом дослідження** є процес моніторингу частотного спектру в безпроводових когнітивних телекомунікаційних мережах на основі впровадження гібридних методів та адаптивних алгоритмів, що забезпечують динамічне виявлення невикористаних частотних ресурсів та оптимізацію використання спектру в умовах змінного радіосередовища.



**Предмет дослідження** – методи, моделі, алгоритми оптимізації спектрального моніторингу та адаптивного управління радіочастотними ресурсами.

**Метою дисертаційної роботи** є підвищення ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних систем шляхом впровадження гібридних методів спектрального моніторингу, отриманих на основі методів оптимізації та удосконалення методів аналізу радіочастотного спектру, та розроблених адаптивних алгоритмів управління спектральними ресурсами в умовах динамічно змінюваного радіосередовища.

Відповідно меті дисертаційної роботи визначено наступні **часткові задачі дослідження**.

1. Провести аналіз вимог стандартів IEEE 802.22, IEEE 1900, IEEE 802.11af, IEEE 802.15.4m, IEEE 802.16h та LTE-Advanced до методів спектрального моніторингу з зосередженням уваги на перспективах підвищення ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж на основі впровадження гібридних методів моніторингу спектру, які забезпечують надійну ідентифікацію вільних частотних смуг, підвищення рівня завадостійкості та спектральної ефективності, а також розробки адаптивних алгоритмів, здатних функціонувати в умовах складного радіосередовища.

2. Розробити новий гібридний метод спектрального моніторингу VTSM (Variable Time Segment Monitoring), алгоритм на його основі та програмну реалізацію, що відрізняється від традиційних методів застосуванням адаптивної часової сегментації та динамічного налаштування до змін частотно-часових характеристик сигналу і забезпечує ефективне виявлення вільних частотних смуг та зниження рівня завад. Провести експериментальну верифікацію методу з використанням методів статистичного аналізу та рекурсивної фільтрації, обґрунтувати переваги в порівнянні з традиційними підходами за показниками ідентифікації частотних ресурсів і завадостійкості.

3. Удосконалити та верифікувати метод спектрального моніторингу на основі адаптивних вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) і фільтрів (Калмана,

LMS, RLS). Провести експериментальну перевірку методу на сигналах 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS для підтвердження його ефективності в умовах складного радіочастотного середовища, а також для обґрунтування переваг за показниками виявлення вільних частотних ресурсів та завадостійкості порівняно з традиційними підходами.

4. Обґрунтувати необхідність інтеграції статистичних підходів з адаптивними фільтраційними техніками для оптимізації процесів спектрального моніторингу та зменшення впливу шумів і частотних спотворень у безпроводових когнітивних мережах. Провести експериментальні дослідження для підтвердження науково-практичних гіпотез щодо ефективності даного підходу.

5. Удосконалити метод ієрархічного циклічного спектрального моніторингу, алгоритм та його програмну реалізацію з використанням інформаційних критеріїв Акайке (AIC) і Байєса (BIC) для оптимального вибору моделей сигналу з урахуванням балансу між точністю та складністю моделі, а також із застосуванням багатокрокової адаптивної фільтрації на основі фільтрів Калмана, Вінера та медіанного з метою зниження інтерференції і врахування умов завмирання сигналу. Провести експериментальні дослідження для валідації переваг методу для підвищення загальної ефективності спектрального моніторингу в порівнянні з традиційними підходами.

6. Провести експериментальну оцінку ефективності запропонованого методу для Wi-Fi, 5G NR, Bluetooth, GSM, LoRaWAN, UWB, особливо для тих сигналів, які мають високі початкові значення співвідношення сигнал/шум (SNR). Здійснити поетапну верифікацію методу з метою визначення продуктивності застосування фільтра Калмана, інформаційних критеріїв Акайке (AIC) та Байєса (BIC), а також рекурсивного оновлення спектральних оцінок для підвищення точності та надійності спектрального моніторингу в умовах змінного радіочастотного середовища.

**Методи дослідження.** Для вирішення науково-практичних задач, поставлених в дисертаційному дослідженні, було застосовано: методи

спектрального аналізу для виявлення вільних частотних смуг та оцінки спектральної щільності потужності сигналів у безпроводових телекомунікаційних мережах; методи багатокрокової фільтрації (фільтри Калмана, Вінера, медіанний фільтр) для усунення шумів, завмирань та спотворень сигналів у когнітивних радіомережах; інформаційні критерії Акайке (AIC) і Байєса (BIC) для вибору оптимальної моделі спектрального моніторингу та запобігання перенаванчання; теорія ймовірностей для оцінки якості апроксимації сигналів і аналізу відстані Кульбака-Лейблера між фактичною та апроксимуючою моделями.

Для проведення експериментальної верифікації результатів використовувалось імітаційне моделювання частотних діапазонів сигналів у динамічному когнітивному радіосередовищі, а також статистичні методи аналізу, зокрема розрахунок співвідношення сигнал/шум (SNR), ймовірності виявлення сигналу (AUC), аналіз кривої робочих характеристик приймача (ROC), регресійний і кореляційний аналіз для перевірки точності та ефективності розроблених алгоритмів.

**Наукові результати**, отримані в результаті виконання дисертаційної роботи, ґрунтуються на розробці та удосконаленні методів моніторингу та оптимізації використання радіочастотного спектру в когнітивних безпроводових телекомунікаційних мережах. А саме:

1. **Вперше** розроблено метод моніторингу частотного спектру – VTSM (Variable Time Segment Monitoring) на основі неоднорідної декомпозиції часових сегментів та адаптивного спектрального аналізу в залежності від статистичних властивостей сигналу. Запропонований метод, на відміну від традиційних, забезпечує динамічну адаптацію довжини сегментів від характеристик сигналу в реальному часі, що підвищує точність виявлення частотних компонентів, знижує вплив шуму та збільшує ефективність використання спектру в умовах динамічних передач.

2. **Удосконалено** метод спектрального моніторингу на основі варіативних часових сегментів та адаптивних вейвлет-перетворень (Морле, Добеші) та

адаптивних фільтрів: Калмана, LMS та RLS для оптимізації виявлення та аналізу спектральних характеристик у різних умовах навантаження. Запропонований метод відрізняється від відомих здатністю забезпечувати високий рівень адаптивності та точності за рахунок використання передових фільтраційних технік і спектрального аналізу.

**3. Удосконалено** метод ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру за рахунок застосування інформаційних критеріїв Акайке та Байєса для виявлення вільних частотних смуг у спектральному діапазоні, а також багатоступеневої фільтрації, для зменшення шумів та спотворень сигналу з врахуванням завмирань. Запропонований метод відрізняється від існуючих тим, що критерій Акайке використовується для початкового вибору моделей, а критерій Байєса забезпечує уточнення налаштування і запобігання «перенавчанню», що робить метод більш ефективним для застосування у складних радіосередовищах з різними типами шумів та спотворень.

**Практичні результати** дисертаційного дослідження полягають у розробці технологічних рішень, алгоритмів та програмних реалізацій на основі запропонованих методів у сфері когнітивних безпроводових телекомунікаційних систем, зокрема:

– на основі аналізу вимог до методів спектрального моніторингу відповідно стандартів IEEE обґрунтовано, що обмежена здатність методів до адаптації в умовах високої інтерференції та недостатня точність виявлення первинних користувачів вимагають подальшого вдосконалення методів для підвищення надійності управління спектральними ресурсами та мінімізації впливу завмирань, шуму та перешкод. За допомогою експериментальної оцінки традиційних методів моніторингу частотного спектру обґрунтовано необхідність застосування гібридних підходів для підвищення якості виявлення сигналів у складних умовах радіосередовища;

– розроблено новий метод спектрального моніторингу VTSM (Variable Time Segment Monitoring), алгоритм та програмну реалізацію, особливістю якого є застосування адаптивної часової сегментації та динамічне налаштування до

змін частотно-часових характеристик сигналу. Оптимізовано процес ідентифікації вільних частотних смуг та зниження рівня завад за допомогою методів статистичного аналізу і рекурсивної фільтрації. Експериментально доведено, що метод VTSM дозволяє підвищити точність на 18,5% при середньому рівні SNR (10 дБ) та знизити ймовірність хибних тривог на 10,2% у порівнянні з традиційними методами. При високому рівні SNR VTSM показує максимальну ефективність, забезпечуючи точність виявлення на 15,2% вищу, ніж у методу енергетичного детектування та на 10,5% вищу за метод узгодженої фільтрації. При низькому SNR (5 дБ) метод VTSM показав на 3,7% кращу точність порівняно з методом енергетичного детектора, але поступається методу узгодженої фільтрації;

– розроблено алгоритм методу спектрального моніторингу з використанням варіативних часових сегментів, що дозволяє проводити аналіз спектру в реальному часі та відслідковувати зміни в спектральному складі сигналу. Метод базується на застосуванні адаптивних вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) та фільтрів (Калмана, LMS та RLS) для забезпечення високої точності аналізу. В результаті проведених експериментів доведено, що запропонований метод досягає максимальної ефективності точності виявлення сигналів при високих SNR – до 85,6%. Експериментальна перевірка на сигналах 4G LTE, Wi-Fi 6 і GPS підтвердила здатність методу ефективно працювати в умовах складного радіочастотного середовища;

– обґрунтовано необхідність інтеграції статистичних підходів із адаптивними фільтраційними техніками, що дозволило суттєво зменшити вплив шумів та частотних спотворень у безпроводових когнітивних мережах. Експериментально доведено, що навіть при низьких значеннях SNR, ефективність методу залишається на прийнятному рівні, досягаючи 15,4% точності виявлення сигналів. Впровадження адаптивної фільтрації дозволило знизити ймовірність хибних тривог до 0,01 при SNR = -5 дБ, що забезпечує надійну роботу в умовах підвищеного шуму;

– розроблено алгоритм та програмну реалізацію методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу з використанням інформаційних критеріїв Акайке (AIC) і Байєса (BIC) для оптимального вибору моделей сигналу, що дозволяє досягти балансу між точністю та складністю моделі. Відмінною рисою методу є поетапна багатокрокова адаптивна фільтрація з використанням фільтрів Калмана, Вінера та медіанного, що підвищує ефективність моніторингу шляхом зниження рівня шумів та врахування завмирань сигналу. Експериментально отримані результати показали значне покращення для сигналів із високим початковим SNR. Амплітуда для Wi-Fi зросла на 7,06%, а SNR – на 15,03%. Для 5G NR приріст амплітуди склав 8,42%, а SNR – 18,18%. Для сигналів з нижчим SNR, таких як UWB та LoRaWAN, амплітуда збільшилася на 7,46% та 6,25% відповідно, а SNR – на 18,18% і 10%. Сигнал Bluetooth показав зростання амплітуди на 7,14%, а SNR – на 15,38%, тоді як для GSM ці показники становили 7,06% і 12,5%, що демонструє ефективну адаптацію методу до шумів та завмирань;

– експериментально доведено ефективність запропонованого методу для всіх типів сигналів, особливо для тих, що мають високі початкові значення співвідношення сигнал/шум (SNR). Після первинного застосування фільтра Калмана було зафіксовано покращення амплітуди на 3 – 4% і підвищення SNR на 0,2–0,3%. Використання інформаційних критеріїв Акайке (AIC) та Байєса (BIC) забезпечили ще вищі результати: амплітуда збільшилася до 7,46%, а SNR підвищився до 18,18%. Рекурсивне оновлення спектральних оцінок дозволило досягти додаткового удосконалення для Bluetooth та 5G NR, де приріст SNR склав до 5,13%.

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

**Особистий внесок здобувача** включає розробку нових методів, алгоритмів та технічних рішень, які дозволили ефективно вирішити поставлені

в дисертаційній роботі завдання та досягти поставлених цілей. У спільних наукових публікаціях здобувачеві належить наступний внесок.

В статті [1] – метод спектрального моніторингу з використанням адаптивних вейвлет-перетворення Морле і Добеші та адаптивної фільтрації; в роботі [2] – метод моніторингу спектру на основі декомпозиції часових сегментів (VTSM) для динамічного моніторингу спектру; в [3] – метод ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру в каналах із завмираннями та спотвореннями; в статті [4] – дослідження причин виникнення міжканальних завад у інтелектуальних радіосистемах та оцінки впливу енергетичних і кореляційних властивостей сигналів на стійкість до цих завад; в роботі [5] – оцінка та аналіз методів моніторингу спектра в когнітивних радіомережах на основі дискретного перетворення Фур'є; в [6] – оцінка ефективності застосування інформаційного критерію Акайке в алгоритмах моніторингу спектра когнітивних радіомереж дозволяє оптимізувати вибір моделей для обробки сигналів, в [7] – аналіз методів спектрального моніторингу в контексті дослідження завадостійкості систем безпроводового доступу для визначення впливу завад на якість передачі даних, в [8] – експериментальна оцінка ефективності виявлення вільних частотних діапазонів, в статті [9] – дослідження методів виявлення та моніторингу спектра в каналах із завмираннями та частотними спотвореннями.

**Апробація результатів.** Основні наукові положення і результати дисертаційної роботи пройшли авторську апробацію на наступних 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;

– 26 міжнародна науково-практична конференція, Харків, 18-19 вересня 2013.

**Публікації.** Науково-практичні результати, отримані в межах даного дисертаційного дослідження були опубліковані автором у 13 наукових працях: 9 статей у фахових виданнях України, у тому числі, 1 стаття у міжнародному виданні та відображено у 4 апробаційних 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 167 сторінок основного тексту, у тому числі, 38 рисунків, 26 таблиць, 154 найменування у списку використаних джерел, 6 Додатків (А-Е). Загальний обсяг дисертаційної роботи викладено на 181 сторінці.



## РОЗДІЛ 1

# АНАЛІЗ МЕТОДІВ МОНІТОРИНГУ СПЕКТРУ ТА ПЕРСПЕКТИВ ПІДВИЩЕННЯ ЇХ ЕФЕКТИВНОСТІ В БЕЗПРОВОДОВИХ КОГНІТИВНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

### 1.1 Аналіз стандартів IEEE для спектрального моніторингу у безпроводових когнітивних мережах

Сучасні безпроводові телекомунікаційні системи стикаються з проблемою дефіциту доступного радіочастотного спектру, через що виникає потреба в розробці ефективних механізмів його управління. Основні стандарти, які базуються на динамічному управлінні спектром та спектральному моніторингу – IEEE 802.22 (WRAN), IEEE 1900, спрямовані на забезпечення можливості вторинного використання спектру коли основні користувачі не займають відповідні смуги частот. Проаналізуємо більш докладно ці стандарти та їх версії.

1. Стандарт IEEE 802.22 (WRAN) (Wireless Regional Area Network, WRAN) спеціально розроблений для безпроводових регіональних мереж, використовує когнітивне радіо для доступу до телевізійних білих просторів (TV White Spaces) [14, 31, 118, 141]. Особливістю стандарту є можливість вторинного доступу до спектру завдяки активному моніторингу частотного спектру для виявлення первинних користувачів за рахунок:

- постійного моніторингу спектрального середовища для виявлення активності основних користувачів;

- використання механізму Dynamic Frequency Selection (DFS) для швидкої адаптації до змін у спектральному середовищі, що дозволяє вторинним користувачам використовувати вільні частоти;

- наявністю функції Incumbent Detection, яка виявляє первинного користувача і негайно звільняє відповідну частотну смугу, зайняту вторинними користувачами, щоб не порушити ліцензоване використання спектру (табл. 1.1).

Табл.1.1 – Версії стандарту серії IEEE 802 для спектрального моніторингу

Стандарт	Призначення	Технологія	Спектральний моніторинг	Частотний діапазон	Адаптація	Первинні користувачі	Вторинні користувачі
IEEE 802.22	Використання телевізійних білих просторів для широко-смугового доступу	Когнітивне радіо, когнітивні мережі	Безперервний моніторинг первинних користувачів	TV White Spaces (54-862 МГц)	Динамічне перемикання частот (DFS)	Телемовні компанії	Системи WRAN
IEEE 802.11af	Wi-Fi на телевізійних білих просторах	Когнітивне радіо, Wi-Fi	Моніторинг доступних частот	TV White Spaces	Динамічний вибір частот	Телемовні компанії	Wi-Fi пристрої
IEEE 802.15.4m	Когнітивні сенсорні мережі	Когнітивне радіо, сенсорні мережі	Моніторинг частот для сенсорних пристроїв	TV White Spaces	Адаптація до змін у спектрі	Ліцензовані користувачі	Сенсорні мережі
IEEE 802.16h	WiMAX з підтримкою когнітивного доступу	Когнітивне радіо, WiMAX	Моніторинг спектральної активності	Неліцензовані діапазони	Динамічне регулювання параметрів	Ліцензовані користувачі	WiMAX користувачі

У наукових роботах [17, 103, 104] авторами представлено еталонну модель протоколу базової станції (BS) стандарту IEEE 802.22, що відображає архітектуру PRM (Protocol Reference Model) як багаторівневу систему, де кожен рівень відповідає за окремі функції управління спектром і передачі даних. Основні компоненти системи взаємодіють для забезпечення когнітивних можливостей BS, включаючи виявлення вільних частотних смуг, управління безпекою та динамічного переключення між частотами (рис. 1.1).

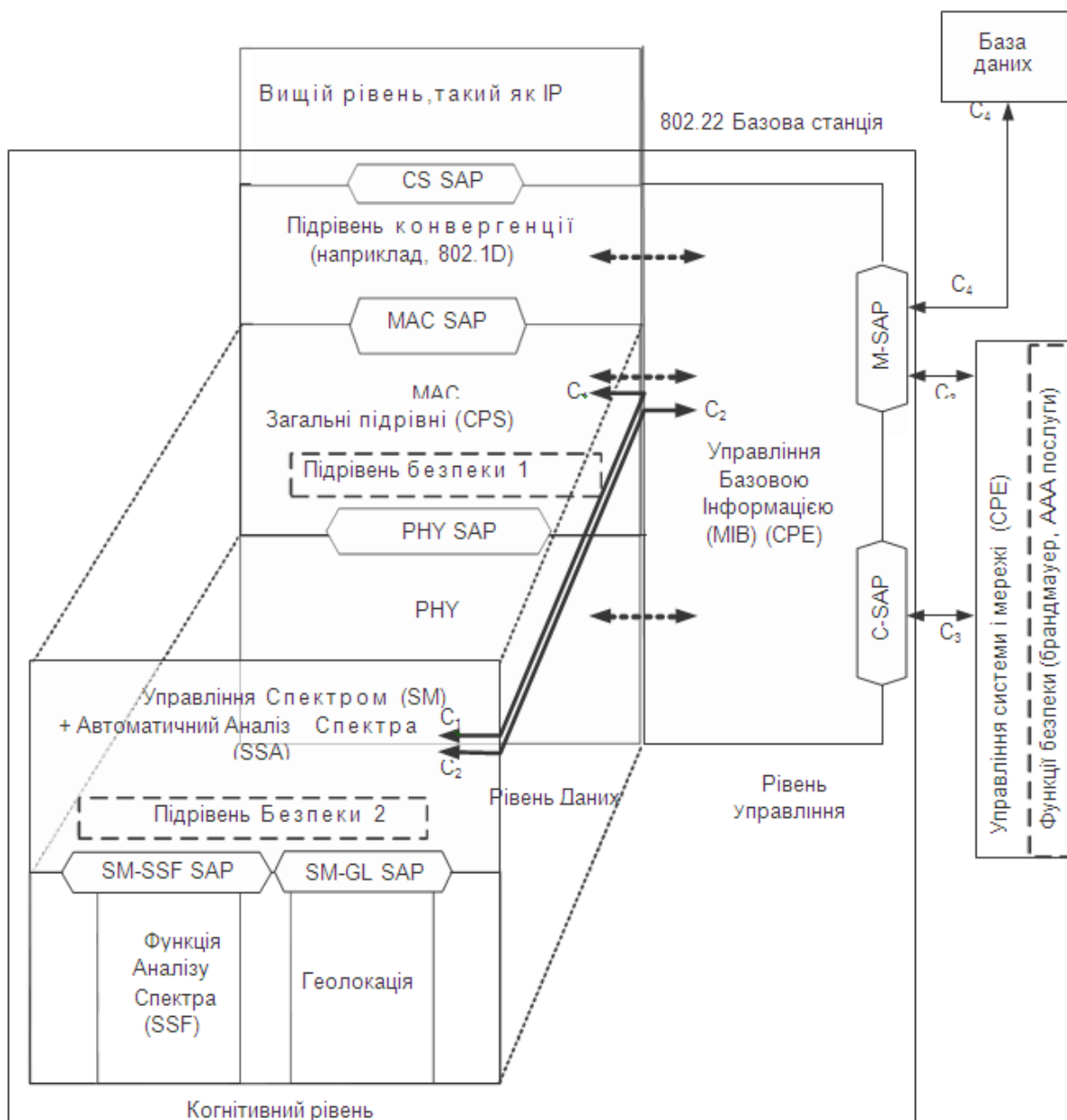


Рис. 1.1 – Архітектурна модель PRM базової станції з підтримкою спектрального моніторингу в IEEE 802.22 [17,103]

Згідно моделі (рис.1.1), управління частотним спектром відбувається завдяки постійного аналізу спектрального середовища, геолокації та автоматичного моніторингу частот, що дозволяє використовувати вільні частоти ефективно та безпечно для всіх користувачів. До основних складових архітектури належать:

- рівень управління спектром (SM), що містить функцію аналізу спектру (SSF), яка відповідає за моніторинг спектрального середовища для виявлення вільних частотних смуг, забезпечує когнітивні функції пристроїв, виконуючи постійний контроль та аналіз спектру та геолокацію (SM-GL SAP), яка дозволяє BS визначати місцезнаходження користувачів та BS, щоб уникати перешкод для ліцензованих користувачів спектру;

- рівень даних (PHY та MAC), що містить фізичний рівень (PHY) та рівень управління доступом до середовища (MAC), які взаємодіють для забезпечення передачі і прийому даних та відповідають за обробку сигналів та адаптацію до спектральних змін, а також підрівні безпеки 1 та 2, необхідні для забезпечення надійного захисту і керування доступом;

- рівень управління базовою інформацією (BS MIB), що відповідає за управління даними, які стосуються конфігурації базової станції та взаємодії з базою даних доступних частот;

- автоматичний аналіз спектру (SSA), що здійснює моніторинг та виявлення спектральних можливостей у реальному часі і дозволяє базовій станції ефективно адаптуватися до змін у середовищі та гарантувати безперервність обслуговування для вторинних користувачів.

Таким чином, стандарт IEEE 802.22 забезпечує ефективне використання TV White Spaces шляхом інтеграції механізмів когнітивного радіо, що включають постійний спектральний моніторинг, геолокацію та динамічний вибір частот, дозволяючи виявляти та адаптуватися до змін у спектральному середовищі, забезпечуючи оптимальне використання вільних частотних смуг і надійний захист прав ліцензованих користувачів.

2. Стандарт IEEE 1900 (DySPAN – Dynamic Spectrum Access Networks) є

серією стандартів, які підтримують динамічний доступ до спектру через функції когнітивного радіо та гнучке управління радіочастотними ресурсами [56, 117, 129]. Стандарт, зокрема, включає механізми:

- виявлення доступних спектральних смуг – аналіз наявних частотних ділянок для їх оптимального використання вторинними користувачами без створення перешкод для основних користувачів;

- координація між різними системами для зниження інтерференції через узгодження дій між ліцензованими та вторинними користувачами спектра;

- прогнозування змін у спектральному моніторингу – проведення когнітивного аналізу для підвищення адаптивності радіомереж, що дозволяє оптимізувати розподіл ресурсів та забезпечити стабільний зв'язок.

Протокол IEEE 1900.6, випущений у 2011 році, став першим стандартом у серії IEEE 1900 з підтримкою спектрального моніторингу. Він визначає інтерфейси для збору, обробки та передачі даних про частотне середовище в реальному часі, а також підтримує процеси виявлення та аналізу доступних спектральних смуг, що дозволяє системам оперативно приймати рішення про зміну параметрів частотного доступу.

IEEE 1900.6-2014 (версія 4) розширила можливості попереднього стандарту, додавши функціонал для підтримки нових типів когнітивних мереж, а також удосконалення алгоритмів обробки та аналізу спектральних даних для більш точного виявлення первинних користувачів.

IEEE 1900.7-2015 (7 версія) містить алгоритми для більш ефективного моніторингу спектру у динамічних середовищах. IEEE 1900.7 визначає методи зниження затримок у процесі прийняття рішень, а також механізми для покращення стійкості до різних типів шумів та перешкод. Стандарт забезпечує інтеграцію з іншими мережами, що покращує взаємодію між різними типами когнітивних систем і забезпечує більш гнучке використання спектру.

Табл.1.2 – Версії стандарту IEEE 1900 для динамічного управління спектром

Стандарт	Призначення	Технологія	Спектральний моніторинг	Частотний діапазон	Адаптація	Первинні користувачі	Вторинні користувачі
IEEE 1900.4	Управління радіо ресурсами в гетерогенних мережах	Когнітивне радіо, гнучке управління	Моніторинг навантаження та адаптація	Залежить від середовища	Спільне управління радіо ресурсами	Ліцензовані користувачі	Когнітивні пристрої
IEEE 1900.6	Збір даних про спектральне середовище	Когнітивне радіо, спектральний аналіз	Виявлення доступних спектральних смуг	Широкий діапазон	Автоматичне перемикання частот	Ліцензовані користувачі	Когнітивні радіомережі
IEEE 1900.7	Білий простір для широко-смугового доступу	Когнітивне радіо	Моніторинг доступності частот	TV White Spaces	Динамічне використання частот	Ліцензовані користувачі	Широко-смугові системи

3. LTE-Advanced – це частина стандарту 4G з когнітивними функціями, у тому числі, з моніторингом частотного спектру. До технологій LTE-Advanced, які забезпечують ефективне використання частотного ресурсу, належать:

3.1 Carrier Aggregation (CA) – об'єднання несучих частот для збільшення пропускної здатності каналу, що забезпечується постійним моніторингом доступних частотних смуг і дозволяє системі обирати такі несучі частоти, які не зайняті іншими користувачами або мають мінімальну інтерференцію.

3.2 Enhanced Inter-Cell Interference Coordination (eICIC) – вдосконалена координація інтерференції між суміжними BS. Використовує спектральний моніторинг для аналізу активності сусідніх BS та адаптації параметрів передачі даних для зменшення інтерференції, особливо в гетерогенних мережах.

3.3 Self-Organizing Networks (SON) – технологія самоорганізації мережі з автоматизованими процесами управління спектром та оптимізацією використання частот, завдяки постійному моніторингу спектру для виявлення змін і адаптації налаштувань.

3.4 Cognitive Radio – LTE-Advanced дозволяє динамічно моніторити доступні ресурси спектру, здійснювати їх перерозподіл у режимі реального часу.

3.5 Fading and Interference Mitigation — LTE-Advanced застосовує різні методи фільтрації для зниження впливу згасання та інтерференції, враховуючи умови спектрального моніторингу. Наприклад, використання фільтрів Калмана та Вінера допомагає в аналізі спектра та прийнятті рішень про вибір вільних частот або вибір таких частот, що мають оптимальні характеристики.

Проведений аналіз стандартів IEEE 802.22, IEEE 1900, IEEE 802.11af, IEEE 802.15.4m, IEEE 802.16h та LTE-Advanced доводить, що сучасні безпроводові когнітивні мережі мають потенціал щоб забезпечувати ефективне використання радіочастотного спектру, але обмежена здатність до адаптації в умовах високої інтерференції та недостатня точність виявлення первинних користувачів вимагають подальшого вдосконалення методів моніторингу для підвищення надійності управління спектральними ресурсами та мінімізації впливу перешкод.

## 1.2 Оптимізація методів моніторингу спектру з урахуванням вимог стандартів IEEE

Однією з базових вимог до сучасних методів спектрального моніторингу є забезпечення високої чутливості до змін у спектральному середовищі. Це вимагає від систем моніторингу миттєвої реакції на появу або зникнення первинних користувачів. Традиційні методи моніторингу, наприклад, енергетичний детектор або детектор на основі узгодженого фільтра, обмежені в реальних умовах, коли інтенсивність сигналу змінюється в залежності від часу або умов передачі. Дотримання вимог стандартів IEEE 802.22 або IEEE 1900.6, вимагає високої чутливості та мінімізації затримок при виявленні сигналів, що створює значні інженерні виклики розробникам систем когнітивного радіо.

Реальні умови радіосередовища характеризуються суттєвою кількістю завмирань, спотворень, інтерференції та різними типами шуму, що суттєво ускладнює реалізацію процесу моніторингу частотного спектру. Відповідно до стандартів IEEE та їх версій, підтримання високої якості моніторингу вимагає використання адаптивних фільтрів, наприклад, фільтрів Калмана або Вінера, які дозволяють відслідковувати зміни в умовах передачі даних в реальному часі [34, 48, 59]. Тобто, в умовах завмирань та/або впливу адитивного шуму необхідне постійне коригування параметрів системи моніторингу для підтримання її ефективності, що, в свою чергу, підвищує складність технічної реалізації процесу моніторингу.

Наприклад, швидке пристосування до змін в частотному середовищі є основною вимогою версії стандарту IEEE 802.16h, який передбачає динамічне управління ресурсами у змінних умовах.

На рис. 1.2 показано, що адаптивний фільтр (синя суцільна лінія) коригує сигнал, спотворений завадами (сірий фон). Оригінальний сигнал (синя пунктирна лінія) поступово втрачає амплітуду через вплив завад, тоді як адаптивний фільтр компенсує вплив радіозавад, при цьому забезпечуючи якісне відновлення сигналу.



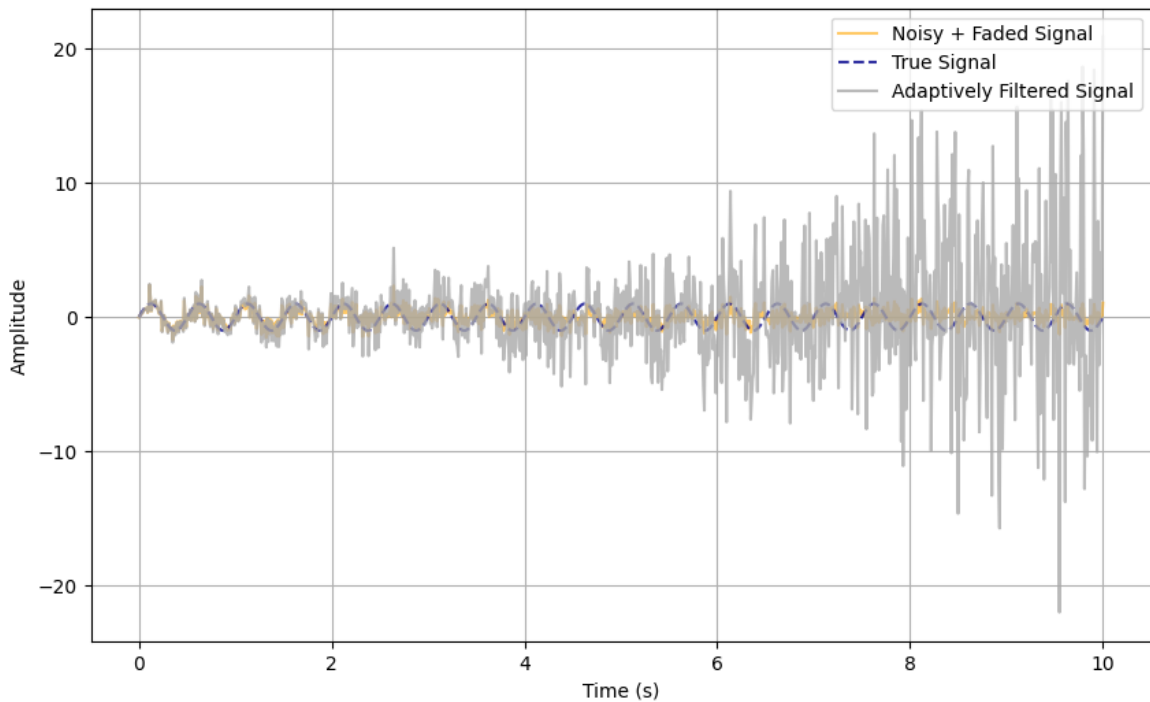


Рис. 1.2 – Приклад корекції спотвореного сигналу адаптивним фільтром

З рис. 1.2 видно, що застосування адаптивної фільтрації ефективно зменшує рівень завад і відновлює сигнал.

Ще однією проблемою є коректне застосування статичних порогових значень для виявлення сигналу, що обмежує ефективність спектрального моніторингу в умовах змінного спектрального середовища.

Стандарти IEEE 802.11af та IEEE 802.22 вимагають високої адаптивності, яка забезпечує надійне виявлення сигналів навіть при значних коливаннях рівня шуму або змінах у характеристиках каналу. Неоптимальні значення статичних порогів можуть призвести до хибних спрацьовувань або пропуску сигналів, особливо у випадках, коли рівень сигналу близький до рівня шуму. Для вирішення цієї проблеми застосовують адаптивні порогові значення, які коригуються в реальному часі залежно від умов середовища. Це забезпечує відповідність сучасним вимогам стандартів, підвищує надійність і точність процесу виявлення спектральної активності.

На рис. 1.3 показано, що статичні порогові значення (як приклад фіксованих методів виявлення) не здатні належним чином адаптуватися до умов

змінного спектрального середовища.

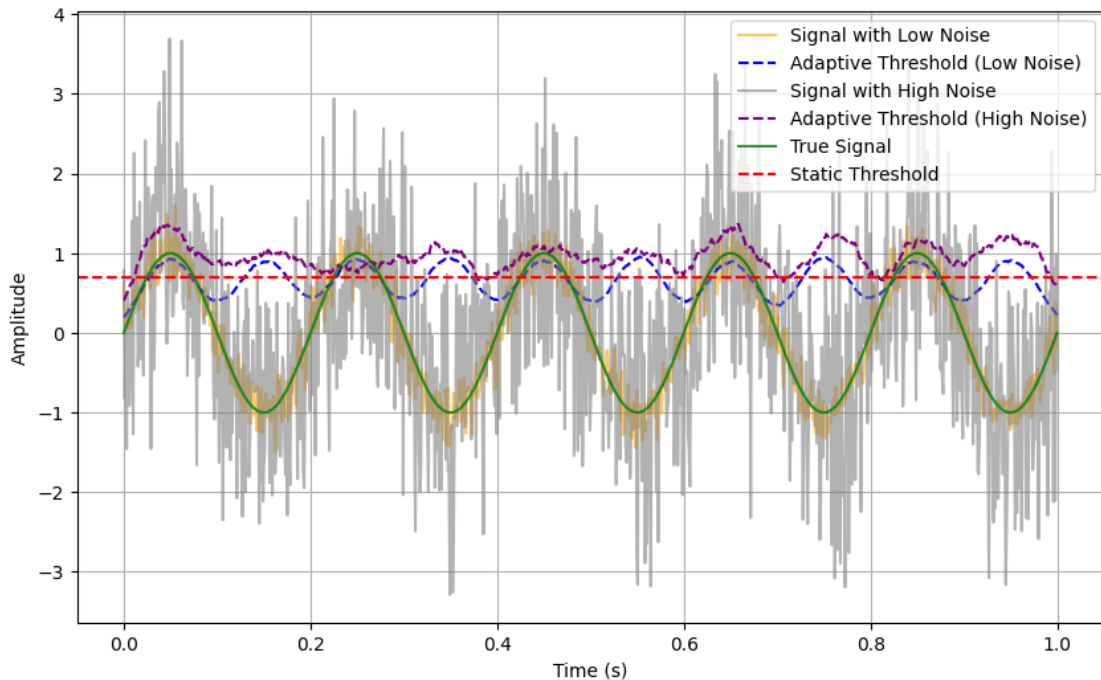


Рис. 1.3 – Порівняння виявлення сигналів при застосуванні адаптивних та статичних порогів

З рис. 1.3 видно, що адаптивні пороги краще пристосовуються до змінних умов шуму, тим самим забезпечуючи більш точне виявлення сигналу, тоді як статичний поріг не достатньо враховує вплив шуму, що призводить до втрат у виявленні.

У випадках високого рівня шуму або низької амплітуди сигналу, статичні порогові значення (червона пунктирна лінія) можуть призвести до хибних спрацьовувань або пропуску сигналу. Натомість, адаптивні пороги (синя та пурпурова пунктирні лінії) підлаштовуються до змін радіо середовища, що дозволяє ефективніше реагувати на коливання рівня шуму та амплітуди сигналу, підвищуючи точність і надійність процесу виявлення сигналів.

Ефективність методів моніторингу частотного спектру визначається балансом між високою імовірністю виявлення ( $P_D$ ), низькою ймовірністю хибної тривоги ( $P_{fa}$ ) та швидкістю реагування системи. Формули розрахунку показників

залежать від методу спектрального моніторингу та налаштувань порогів виявлення. Розглянемо показники більш докладно.

1. Ймовірність виявлення  $P_D$ . Ймовірність виявлення у спектральному моніторингу – це здатність виявляти сигнали на фоні шуму та зберігати цю здатність в умовах спотворень та завмирань, навіть якщо амплітуда тимчасово зменшується або перекривається перешкодами. Тобто система повинна динамічно підлаштовувати порогове значення виявлення, щоб компенсувати зменшення амплітуди сигналу. Загальна формула визначення  $P_D$  [37, 56]:

$$P_D = P(\text{виявлення сигналу} | \text{сигнал } \epsilon), \quad (1.1)$$

В умовах спотворень та завмирань для підвищення  $P_D$  використовуються адаптивні фільтри, які коригують параметри в режимі реального часу.

2. Чутливість системи  $PD$ . Показує здатність точно реагувати на слабкі сигнали і залежить від порогового значення ( $\lambda$ ), яке використовується для прийняття рішення про наявність сигналу. Чим вища чутливість, тим вища ймовірність виявлення слабких сигналів.  $PD$  розраховується через щільності ймовірності [37, 56]:

$$PD = \int_{\lambda}^{\infty} f(x | \text{signal present}) dx, \quad (1.2)$$

де  $f(x | \text{signal present})$  – щільність ймовірності при наявності сигналу.

3. Ймовірність пропуску  $P_{miss}$  – визначає пропуск наявного сигналу:

$$P_{miss} = 1 - PD, \quad (1.3)$$

4. Ймовірність хибної тривоги  $P_{fa}$ . Це показник, який в умовах завмирань та спотворень може підвищуватися, бо вони помилково сприймаються за

корисний сигнал. Тому для вірної інтерпретації сигналу треба зменшувати рівень  $P_{fa}$ . Загальна формула розрахунку [37, 56]:

$$P_{fa} = P(\text{виявлення сигналу} | \text{сигналу немає}), \quad (1.4)$$

5. Швидкість адаптації  $t_{adapt}$  до змін в спектральному середовищі. Математично виражається через часову залежність корекції фільтрів [28]:

$$t_{adapt} = \frac{1}{\alpha}, \quad (1.5)$$

де  $\alpha$  – коефіцієнт адаптації, який показує швидкість реакції фільтра на зміни спектрального середовища. Чим менший  $t_{adapt}$ , тим швидше система підлаштовується під нові умови.

6. Середній час виявлення (Mean Time to Detection, MTTD). Показує скільки часу потрібно, щоб налаштувати порогові значення або фільтри після зміни умов поширення сигналу. Визначається за формулою [8, 12]:

$$MTTD = \frac{\text{Загальний час, витрачений на виявлення}}{\text{Кількість виявлень}}, \quad (1.6)$$

7. Співвідношення сигнал/шум (SNR – Signal-to-Noise Ratio) – базовий показник ефективності системи в умовах інтерференції. При значних шумових впливах SNR може суттєво знижуватися, але завдяки адаптивній фільтрації – підвищується. Базова формула визначення [8, 12]:

$$SNR = \frac{\text{Потужність сигналу}}{\text{Потужність шуму}}, \quad (1.7)$$

Оптимізація методів спектрального моніторингу відповідно до вимог стандартів IEEE забезпечує високу чутливість до змін у спектральному

середовищі, ефективно знижує ймовірність хибних спрацьовувань та пропуску сигналів і значно підвищує точність їх виявлення навіть в умовах завмирань, інтерференції та шуму. У наступному розділі розглянемо більш детально ефективність різних методів моніторингу частотного спектру.

### **1.3 Порівняльний аналіз методів моніторингу частотного спектру в безпроводових когнітивних радіомережах**

В сучасних когнітивних безпроводових телекомунікаційних системах існує декілька основних підходів до моніторингу частотного спектру, кожен із яких має свої переваги, недоліки та особливості практичного застосування [31, 34, 37]. Шляхом порівняльного аналізу, розглянемо особливості застосування сучасних методів спектрального моніторингу більш докладно.

#### **1.3.1 Оцінка ефективності методу на основі енергетичного детектора (EDS – Energy Detector Based Monitoring)**

Це найпоширеніший та найпростіший метод, який використовується для аналізу при відсутності попередньої інформації про структуру сигналу [27]. Метод ґрунтується на вимірюванні енергії отриманого сигналу в порівнянні з певним заданим порогом для визначення наявності або відсутності сигналу первинного користувача. У загальному вигляді наявність/відсутність сигналу первинного користувача описується математичною формулою:

$$T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |r[n]|^2, \quad (1.8)$$

де  $r[n]$  – отриманий сигнал;  $N$  – кількість зразків [13, 22, 23]

Метод EDS вважається ефективним в умовах помірною рівня шуму або при суттєвих значеннях показників співвідношення сигнал/шум (SNR). Проте метод є неефективним в наступних випадках.

### 1. Низьке значення показника співвідношення сигнал/шум (SNR).

В таких випадках енергетичний детектор не розрізняє або не чітко розрізняє сигнал від шуму. При низькому SNR рівень шуму дорівнює рівню сигналу, що може призвести до невірному трактування шуму як сигналу, тобто зростає ймовірність хибної тривоги. Тобто детектор може прийняти рішення про наявність сигналу первинного користувача, коли насправді є лише шум [51].

Причини:

1.1. Слабкий сигнал первинного користувача через віддаленість джерела або наявність завади, енергетичний детектор може не виявити цей сигнал.

1.2 Сильний шум або інтерференція. У випадку зі значним рівнем завад або фоновим шумом (в умовах міського середовища), рівень шуму може перевищувати або бути на одному рівні із сигналом.

1.3 Нерівномірний спектр шуму. Коли шум має нерівномірний розподіл частот або різні джерела перешкод, енергетичний детектор може невірно трактувати ці завади як сигнали.

### 2. Неможливість відокремлення сигналу від шуму.

Оскільки при аналізі за методом на основі енергетичного детектора не використовується інформація про структуру сигналу та його властивості, приходиться покладатися лише на загальну енергію в сигналовому вікні. Це призводить до того, що неможливо відрізнити шум від сигналу, оскільки енергетичний рівень шуму знаходиться на тому ж рівні, що й рівень сигналу. У таких умовах значно підвищується ймовірність хибного виявлення ( $P_{fa}$ ).

### 3. Нестабільність порогу детектування.

В ситуаціях з низьким SNR вибрати поріг детектування доволі складно. Якщо поріг обрати занадто низьким, навіть слабкий шум може призвести до хибного виявлення сигналу. Якщо поріг визначити занадто високим, реальний

сигнал може бути пропущений (зменшується ймовірність правильного виявлення  $P_D$ ).

Для подолання визначених недоліків необхідно впроваджувати удосконалення методу енергетичного детектора. Для цього використовують адаптивне налаштування порогу детектування або схеми об'єднання результатів кількох детекторів. В загальному вигляді рівняння для адаптивного методу має математичний вигляд [15, 45]:

$$T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (|r[n]|^2 - \lambda), \quad (1.9)$$

де  $\lambda$  – адаптивний поріг, який залежить від умов роботи системи.

При моніторингу частотного спектру за допомогою методу енергетичного детектора, критичним параметром є поріг виявлення  $\lambda$ , який визначається на основі бажаного рівня хибної тривоги  $P_{fa}$ , який визначає ймовірність того, що система помилково зафіксує присутність сигналу, коли насправді первинний користувач відсутній. Формула розрахунку [13, 15, 23]:

$$P_{fa} = P(T > \lambda | H_0), \quad (1.10)$$

де  $H_0$  – це гіпотеза, що первинний користувач в системі відсутній.

На практиці  $P_{fa}$  обирається так, щоб була можливість підтримувати допустимий рівень хибної тривоги, оскільки надмірно високий рівень хибної тривоги може призвести до значних втрат продуктивності.

Основним показником ефективності методу на основі енергетичного детектора є ймовірність виявлення  $P_D$ . Цей показник відображає ймовірність правильного виявлення сигналу – тобто реалізацію твердження, що первинний користувач в дійсності існує. Висока ймовірність виявлення є бажаною для

забезпечення коректної роботи когнітивної радіомережі. Ймовірність  $P_D$  описується математичною формулою [13, 15, 23]:

$$P_D = P(T > \lambda | H_1), \quad (1.11)$$

де  $H_1$  – це гіпотеза про наявність первинного користувача в системі.

При підвищенні значення показника  $P_D$  зменшується імовірність пропуску сигналу.

Для порівняння ефективності роботи методу моніторингу на основі енергетичного детектора при різних значеннях порогу  $\lambda$  використовують криві робочих характеристик приймача – ROC-криві, які показують взаємозалежність між ймовірністю виявлення  $P_D$  та ймовірністю хибної тривоги  $P_{fa}$ . [47, 141].

ROC-криві дозволяють порівнювати ефективність системи при різних значеннях показників сигнал-шум (SNR), а також допомагають визначити оптимальний поріг виявлення  $\lambda$ , при якому досягається максимальна точність розрахунків (рис. 1.4).

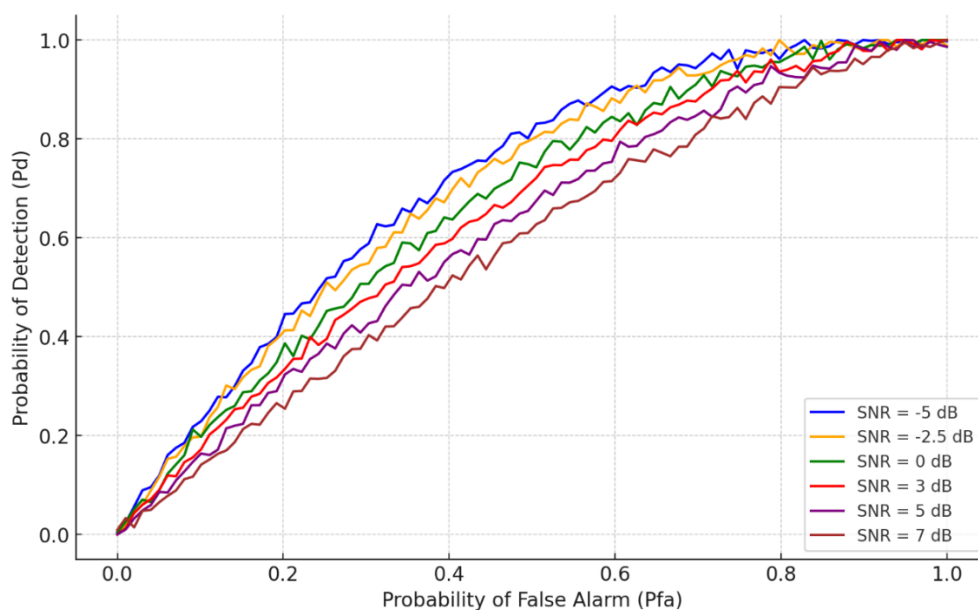


Рис. 1.4 – Аналіз ROC-кривих методу EDS при різних SNR



Для удосконалення методу енергетичного детектування, доцільно застосовувати динамічне адаптивне налаштування порогу виявлення  $\lambda$ , з врахуванням умов навколишнього радіосередовища та значень співвідношення сигнал/шум (SNR) [13, 127]. Такий підхід дозволить когнітивній телекомунікаційній системі ефективніше адаптуватися до змін рівня шуму та інтерференцій, що зменшить ймовірність хибної тривоги та збільшить ймовірність виявлення сигналу. Реалізація удосконаленого методу можлива наступним чином.

1. Адаптивна зміна порогу  $\lambda$  в залежності від локального значення SNR [38]. Формула розрахунку адаптивного порогу буде мати вигляд:

$$\lambda_{\text{adaptive}} = \alpha \cdot \lambda_{\text{static}} \cdot \left(1 + \beta \cdot \frac{\text{SNR}_{\text{current}}}{\text{SNR}_{\text{threshold}}}\right), \quad (1.12)$$

де  $\lambda_{\text{static}}$  – статичний поріг;

$\alpha$  – коефіцієнт налаштування;

$\beta$  – коефіцієнт чутливості адаптації порогу до значень SNR;

$\text{SNR}_{\text{current}}$  – поточний SNR, оцінений на основі прийнятого сигналу;

$\text{SNR}_{\text{threshold}}$  – порогове значення SNR, нижче якого система вважає умови складними.

2. Адаптивне налаштування порогу на основі аналізу тенденцій у вхідному сигналі (пороговий аналіз). Поріг може бути динамічно налаштований за допомогою спостереження за зміною середнього значення енергії сигналу в різних часових інтервалах [38]. Поріг  $\lambda$  можна розрахувати за формулою:

$$\lambda_{\text{dynamic}} = \lambda_{\text{adaptive}} \cdot \left(1 + \gamma \cdot \frac{\sum_{i=0}^{M-1} |r[i]|^2}{M \cdot \lambda_{\text{adaptive}}}\right), \quad (1.13)$$

де  $M$  – кількість попередніх відліків для динамічного аналізу;

$\gamma$  – коефіцієнт динамічного налаштування порогу.

З врахуванням адаптованого порогу, формула прийме вигляд [38]:

$$T_{\text{adaptive}} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (|r[i]|^2 - \lambda_{\text{dynamic}}), \quad (1.14)$$

На рис. 1.5 показано ROC-криві для моніторингу частотного спектру з адаптивним порогом енергетичного детектора, що змінюються залежно від SNR. Адаптивні коефіцієнти для кожного рівня SNR дозволяють порівняти ефективність виявлення сигналу за різних умов.

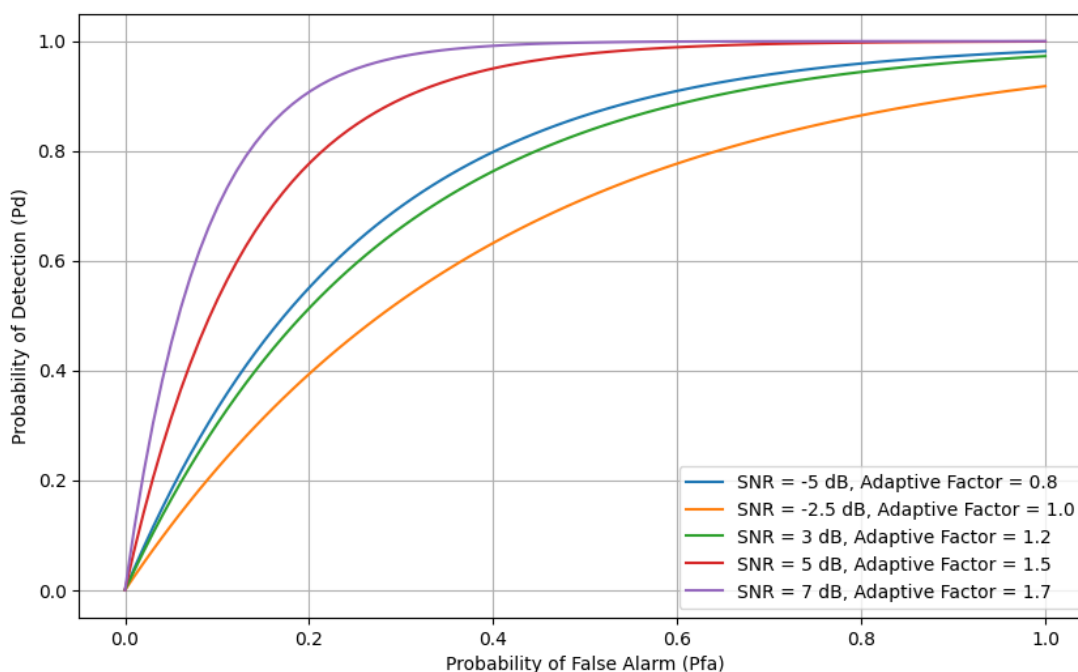


Рис. 1.5 – ROC-криві для моніторингу частотного спектру з адаптивним порогом енергетичного детектора

Встановлення адаптивного порогу в методі на основі енергетичного детектора збільшує ймовірність виявлення  $P_D$  при різних значеннях ймовірності хибної тривоги  $P_{fa}$  у порівнянні з фіксованими порогоми.

### 1.3.2 Метод моніторингу частотного спектру на основі форми сигналу (WFB – Waveform-Based Monitoring)

На відміну від методу на основі енергетичного детектора, метод моніторингу WFB застосовується для виявлення сигналів у безпроводових телекомунікаційних системах з відомою структурою сигналу, тобто визначеними шаблонами сигналів, такі як пілотні сигнали, преамбули або інші послідовності, які використовуються для синхронізації або інших функцій у системах зв'язку [34, 43].

Алгоритм методу моніторингу спектру на основі форми сигналу наступний (рис. 1.6) [43].

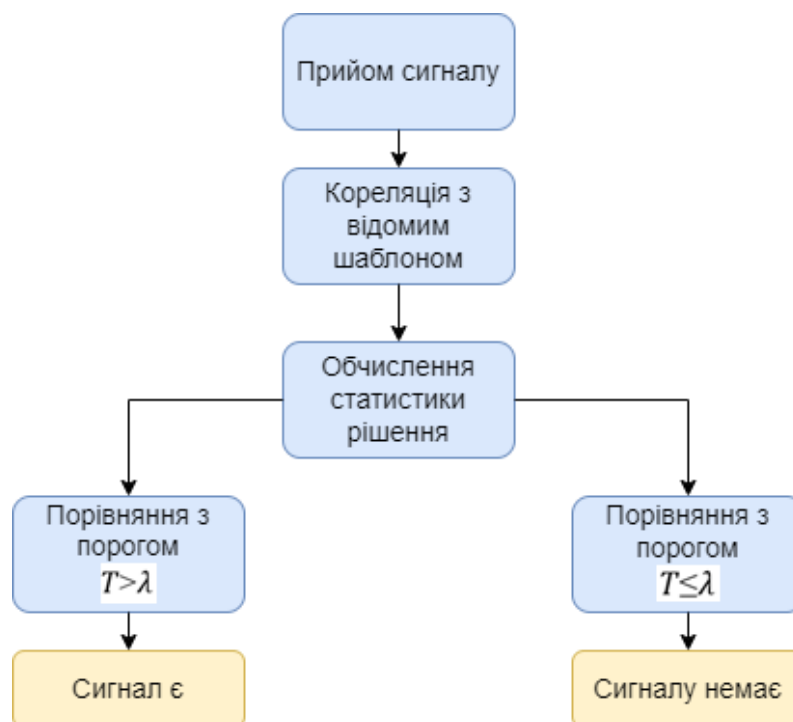


Рис. 1.6 – Блок схема методу моніторингу спектру WFB

1. Приєм сигналу. На вході приймається сигнал  $r[n]$ , який містить як корисний сигнал (якщо він там є), так і шуми та завади.

2. Кореляція з визначеним (відомим) шаблоном. Прийнятий сигнал корелюється з шаблоною формою сигналу, наприклад, преамбулою або пілотним сигналом. Кореляція виконується шляхом перемноження кожного елемента прийнятого сигналу з відповідним елементом шаблону і сумування результатів. Кореляція прийнятого сигналу  $r[n]$  з шаблоном сигналу  $s[n]$  виражається математичною формулою [43]:

$$T = |\sum_{n=0}^{N-1} r[n] \cdot s^*[n]|, \quad (1.15)$$

3. Обчислення статистики рішення. Після проведеної кореляції розраховується метрика  $T$ , яка використовується для прийняття рішення про наявність або відсутність сигналу первинного користувача.

За відсутності корисного сигналу, при перевірці чи присутній лише шум [43]:

$$T = |\sum_{n=0}^{N-1} r[n] \cdot w^*[n]|, \quad (1.16)$$

За наявності сигналу від первинного користувача (чи достатньо сильний корисний сигнал):

$$T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |r[n]|^2 + |\sum_{n=0}^{N-1} w[n] \cdot s^*[n]| \quad (1.17)$$

4. Порівняння з порогом. Отримане в результаті розрахунків значення метрики  $T$  порівнюється з визначеним порогом  $\lambda$ . Якщо  $T > \lambda$ , то робиться висновок про наявність сигналу первинного користувача; якщо  $T \leq \lambda$ , то вважається, що сигналу немає.

Оскільки в методі WFB використовується кореляція з відомим шаблоном сигналу, це дозволяє краще виявляти сигнали при низьких рівнях шуму на

відміну від методу на основі енергетичного детектора. ROC криві для цих двох методів представлені на рис. 1.7.

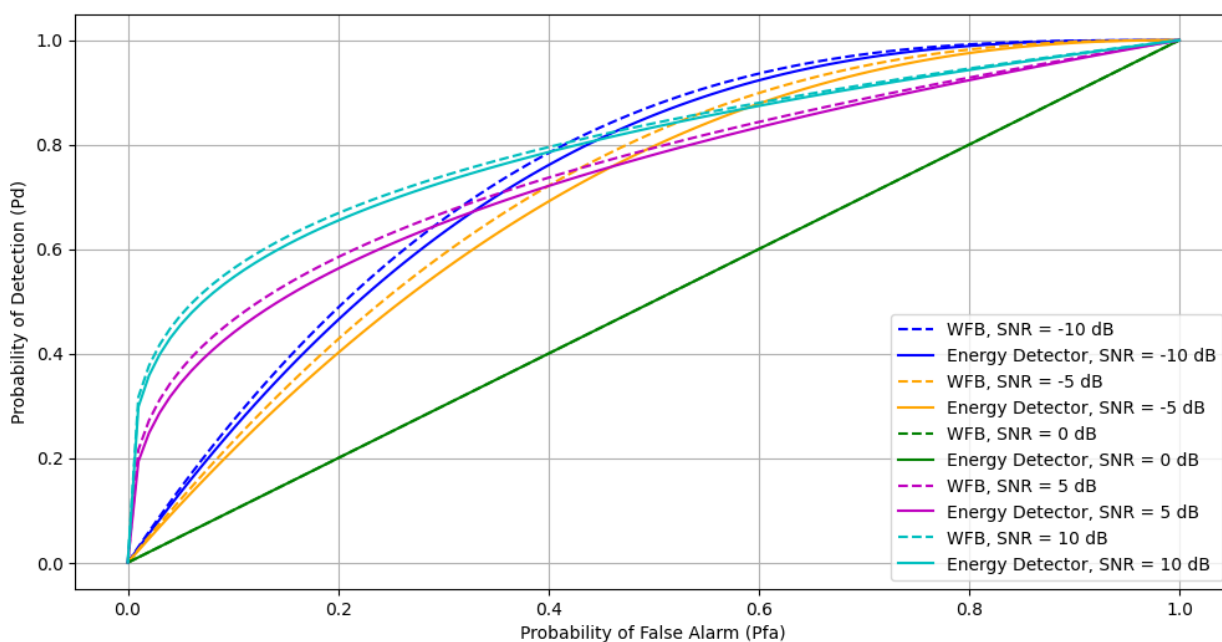


Рис. 1.7 – Порівняння методів WBS та ED

Як видно з рис. 1.7, метод моніторингу частотного спектру на основі форми сигналу показує значно кращі результати порівняно з методом на основі енергетичного детектора. Зокрема, WFB демонструє вищу ймовірність виявлення сигналу при низьких ймовірностях хибної тривоги особливо при високих значеннях співвідношення сигнал/шум SNR.

Тобто WFB краще використовувати в умовах, коли відомий шаблон сигналу, високий рівень SNR та важлива висока точність виявлення. А метод енергетичного детектора є більш універсальним і підходить для загальних випадків, де простота реалізації є важливим фактором, хоча його продуктивність може знижуватися при низьких значеннях SNR.

### 1.3.3 Метод моніторингу частотного спектру на основі циклостаціонарного детектування

Метод циклостаціонарного детектування (CSD – Cyclostationary Detection) ґрунтується на тому, що багато корисних сигналів у системах зв'язку мають властивості, які повторюються з певною періодичністю [39, 73]. Це можуть бути періодичні компоненти або циклічні спектральні кореляції, які відсутні в шумі. Обробка та аналіз циклічних властивостей дозволяє з високою точністю виявляти присутність сигналів навіть при низькому відношенні SNR сигнал/шум. Переваги та недоліки методу циклостаціонарного детектування представлені в табл. 1.3.

Табл. 1.3 – Характеристики методу циклостаціонарного детектування

Переваги	Недоліки
<p>1. Висока чутливість до сигналів, оскільки метод ефективно виявляє сигнали з низьким SNR завдяки використанню додаткової інформації про статистичні властивості сигналу.</p> <p>2. Стійкість до шуму та інтерференції, оскільки шум звичайно не має циклостаціонарних властивостей, метод є стійким до його впливу.</p> <p>3. Виявлення типів сигналів. Можливість ідентифікувати різні типи сигналів за їх циклостаціонарними характеристиками.</p>	<p>1. Висока обчислювальна складність циклостаціонарних властивостей.</p> <p>2. Тривалий час спостереження. Оцінка циклостаціонарних характеристик потребує більше часу на збір інформації.</p> <p>3. Необхідність збору і обробки попередніх даних. Ефективність роботи методу вимагає точної інформації про характеристики досліджуваного сигналу</p>

Для розрахунків за методом циклостаціонарного детектування використовують формулу циклічної автокореляційної функції, яка дозволяє виявляти циклічні кореляції в сигналі [92, 128]:

$$R_y(\tau, \alpha) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} y(t) y^*(t + \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt, \quad (1.18)$$

де  $y(t)$  – отриманий сигнал;  $\tau$  – частотний зсув;  $\alpha$  – циклічна частота.

Метод циклостаціонарного детектування є ефективним для виявлення та ідентифікації сигналів в умовах зашумленого середовища та низького SNR. Метод дозволяє підвищити продуктивність систем спектрального моніторингу завдяки використанню додаткової інформації про статистичні властивості сигналу.

### 1.3.4 Метод спектрального моніторингу на основі узгоджених фільтрів (MF – Matched Filtering)

Метод узгодженої фільтрації застосовують у випадках, коли відомі точні параметри сигналу первинного користувача, такі як форма сигналу, його амплітудно-частотні та фазові характеристики, тощо [52]. Це дозволяє сконструювати узгоджений фільтр, оптимальний для виявлення саме цього сигналу в присутності шуму. Основна ідея методу полягає в максимізації SNR відношення сигнал/шум шляхом кореляції отриманого сигналу з відомим шаблоном сигналу. Узгоджений фільтр є лінійним фільтром, імпульсна характеристика якого є дзеркальним відображенням і зсувом у часі відносно сигналу, який потрібно виявити. Імовірність хибної тривоги  $P_{fa}$  та імовірність виявлення  $P_D$  для узгодженого фільтрування математично визначаються через Q-функцію нормального розподілу [22,23]:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\eta}{\sigma_{H_0}}\right) \quad (1.19)$$

$$P_D = Q\left(\frac{\eta - \mu_{H_1}}{\sigma_{H_1}}\right) \quad (1.20)$$

де  $\eta$  – поріг детектування;  $\sigma_{H_0}$  – стандартне відхилення шуму під гіпотезою  $H_0$  (відсутність сигналу);  $\mu_{H_1}$  та  $\sigma_{H_1}$  – середнє значення та стандартне відхилення вихідного сигналу узгодженого фільтра під гіпотезою  $H_1$  (наявність сигналу);  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-t^2/2} dt$  –  $Q$  – функція, яка представляє ймовірність того, що нормальна випадкова величина перевищить значення  $x$ .

На рис. 1.8 представлений порівняльний аналіз методів спектрального моніторингу на основі узгодженої фільтрації, циклостационарного та енергетичного детектування – ROC-криві при низькому рівні SNR (-3 дБ).

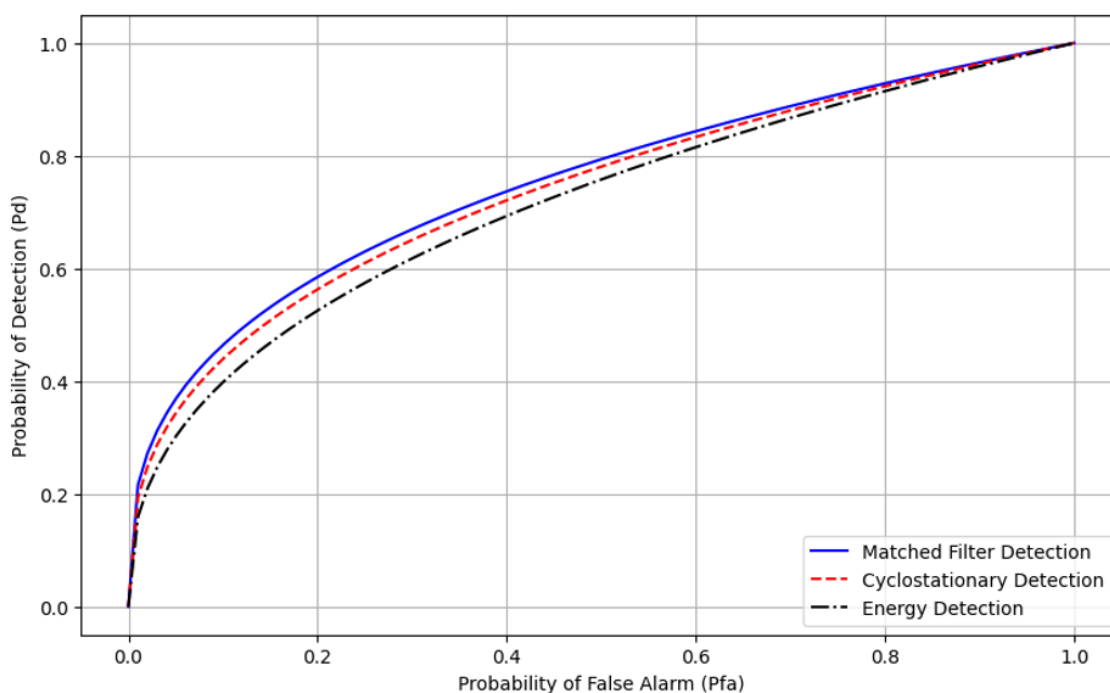


Рис. 1.8 – Порівняння ROC кривих методів MF, CD, ED

Результати розрахунків та їх візуалізація доводять, що при низьких рівнях SNR найбільш ефективним методом є узгоджене фільтрування, тоді як енергетичне детектування підходить для загальних випадків, де немає точної інформації про структуру сигналу.



Метод циклостационарного детектування має проміжну ефективність, краще адаптуючись до умов, коли відомі статистичні властивості сигналу.

### **1.3.5 Метод моніторингу частотного спектру на основі кореляційного аналізу (CFSM – Correlation-based Frequency Spectrum Monitoring)**

Кореляційний метод спектрального моніторингу є ефективним підходом для виявлення слабких сигналів у присутності завад, тобто у складній завадовій обстановці, де сигнали приховані за сильним шумом або іншими перешкодами [74, 144]. У таких умовах використання кореляції з еталонним сигналом (якщо він є відомим) дозволяє покращити точність виявлення сигналів та зменшити вплив завад. Тобто метод ґрунтується на порівнянні прийнятого сигналу з еталонним (зразковим) сигналом, якщо він відомий заздалегідь. Далі виконується умова: якщо прийнятий сигнал має схожість з еталонним, кореляція між ними вважається високою, що дозволяє виявити присутність сигналу, навіть якщо його інтенсивність невелика порівняно з рівнем завад. В зворотному випадку – кореляція вважається невисокою, тобто сигнал виявити складно або він відсутній. До основних причин низької кореляції належать наступні.

1. Шум і завади. Якщо завади мають таку ж або більшу потужність, як і сам сигнал, це може заважати виявленню сигналу. В такому випадку кореляція буде низькою, оскільки шум і завади не мають подібності з еталонним сигналом.

2. Зміни сигналу. Якщо прийнятий сигнал зазнав значних змін (зміщення частоти або фази, що викликане середовищем передачі або завадами), то кореляція з еталонним сигналом знижується. Ці зміни можуть бути результатом багатопроменевих перешкод або викликані системними похибками.

3. Невідповідність еталону. Якщо еталонний сигнал, з яким виконується порівняння, не точно відповідає реальному сигналу, який необхідно виявити (через помилки в моделюванні або зміни в джерелі сигналу), кореляція буде низькою, що ускладнює виявлення сигналу.

4. Короткий період аналізу. Якщо період часу, протягом якого обчислюється кореляція, є занадто коротким, сигнал може бути «розмитим» у завадах, і кореляція може не виявити чітку відповідність між сигналами.

У складних умовах завад, коли рівень шуму значно перевищує потужність сигналу, кореляційний метод може ефективно виділити сигнал завдяки здатності «підсумовувати» відповідність між сигналами. Метод також стійкий до невідомих або випадкових перешкод, оскільки такі завади не корелюються з еталонним сигналом. Але у разі фазових або частотних зміщень через завади чи середовище поширення, ефективність методу може знижуватися, якщо ці зміщення не враховані. Основні переваги та недоліки кореляційного методу спектрального моніторингу представлені в табл. 1.4 [44].

Табл. 1.4 – Особливості кореляційного методу моніторингу спектру

Переваги	Недоліки
<p>1. Висока чутливість. Метод здатний виявляти сигнали дуже низької потужності навіть у присутності значних завад, оскільки він шукає конкретний відомий шаблон сигналу.</p> <p>2. Стійкість до завад. Оскільки перешкоди зазвичай не мають структури схожої на сигнал, вони мають низьку кореляцію з еталонним сигналом, що робить цей метод стійким до багатьох типів шумів і завад.</p> <p>3. Точність визначення часу сигналу. Кореляційний метод дозволяє точно визначати момент початку сигналу, що є важливим у системах зв'язку, радіолокації та інших.</p>	<p>1. Необхідність в точній інформації (еталонний сигнал). Якщо структура сигналу змінюється або невідома, застосування методу є проблематичним.</p> <p>2. Чутливість до фазових і частотних зміщень. Це знижує ефективність методу. У таких випадках необхідно застосовувати додаткові методи для компенсації таких змін.</p> <p>3. Обчислювальна складність кореляції для довгих сигналів або в реальному часі.</p>

Основна формула обчислення кореляції сигналу виглядає так [23,56]:

$$C(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} r(t)s(t - \tau)dt, \quad (1.21)$$

де  $C(\tau)$  – функція кореляції, яка показує ступінь відповідності між сигналами при різних затримках;  $r(t)$  – прийнятий сигнал;  $s(t)$  – еталонний сигнал;  $\tau$  – затримка між сигналами.

Для дискретних сигналів функція кореляції приймає наступний вигляд [23,56]:

$$C[n] = \sum_{k=0}^{N-1} r[k]s[k - n], \quad (1.22)$$

де  $r[k]$  та  $s[k]$  – значення сигналів у дискретних точках часу;

$N$  – кількість виборок.

На рис. 1.9 представлені криві ROC для кореляційного та енергетичного методів моніторингу при різних значеннях SNR.

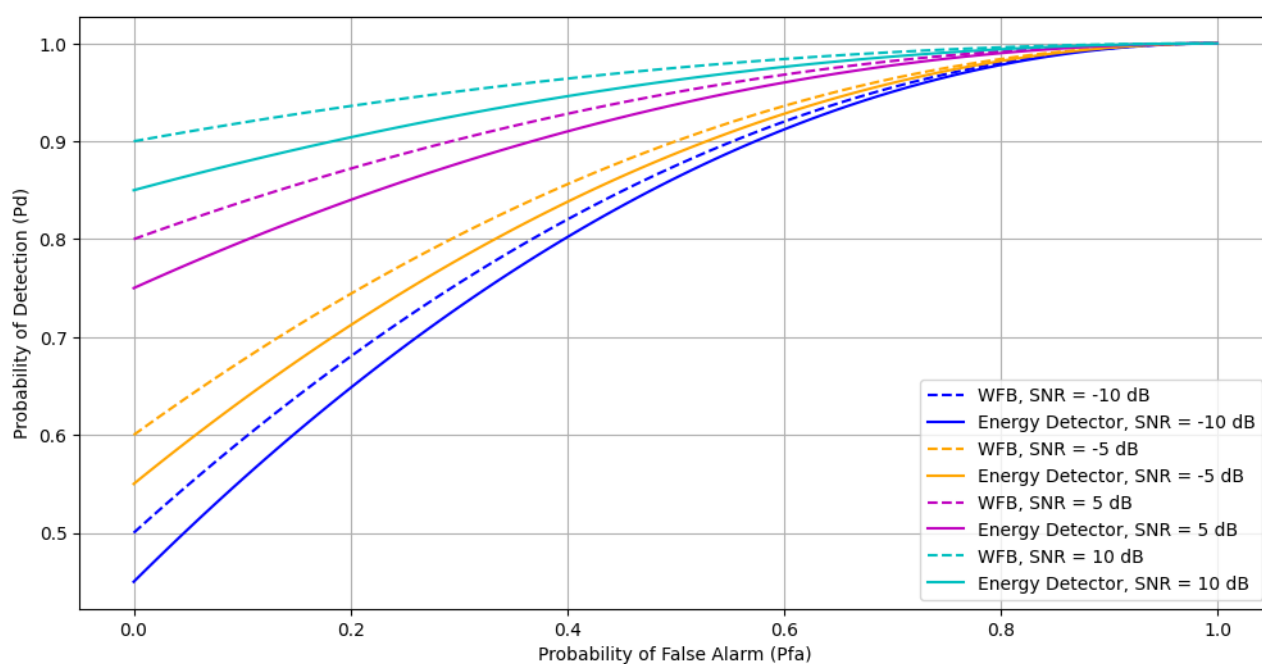


Рис. 1.9 – Порівняння кореляційного та енергетичного методів моніторингу при різних значеннях SNR

1 Синя лінія,  $\text{SNR} = -10 \text{ dB}$  та померанчева лінія  $\text{SNR} = -5 \text{ dB}$ . Кореляційний метод моніторингу показує вищу ймовірність виявлення, оскільки він враховує структуру сигналу тобто краще відокремлює корисний сигнал від шуму. Енергетичний метод більше залежить від амплітуди сигналу, що знижує його ефективність при  $\text{SNR} = -10 \text{ dB}$ .

2. Фіолетова лінія ( $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$ ): При середньому  $\text{SNR}$  ефективність обох методів вирівнюється, проте енергетичний метод починає показувати кращі результати, оскільки детекція за амплітудою сигналу стає більш ефективною.

3. Блакитна лінія ( $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$ ): При високому  $\text{SNR}$  обидва методи демонструють високу ефективність, майже не відрізняючись один від одного, що свідчить про надійність обох підходів в умовах сильного сигналу.

Таким чином, кореляційний метод моніторингу має перевагу при низьких значеннях  $\text{SNR}$ , що робить його ефективним для виявлення слабких сигналів у складних заводських умовах. Зі збільшенням  $\text{SNR}$  ефективність обох методів вирівнюється, і енергетичний метод стає конкурентоспроможним завдяки своїй простоті та високій чутливості до амплітуди сигналу.

В результаті порівняльного аналізу методів спектрального моніторингу доведено, що існуючі методи потребують удосконалення для забезпечення більшої точності в умовах високого рівня шуму, завмирань та інтерференції. Це вимагає розробки гібридних методів та адаптивних алгоритмів, які об'єднують переваги різних методів для досягнення більшої ефективності та точності спектрального моніторингу в умовах складного радіосередовища.

## **Висновки до розділу 1**

1. Аналіз стандартів IEEE 802.22, IEEE 1900, IEEE 802.11af, IEEE 802.15.4m, IEEE 802.16h та LTE-Advanced довів, що сучасні безпроводові когнітивні мережі забезпечують ефективне використання радіочастотного спектру завдяки застосуванню механізмів когнітивного радіо, спектрального

моніторингу, динамічного вибору частот та адаптації до спектрального середовища, що дозволяє забезпечити доступність частотних ресурсів для вторинних користувачів при збереженні прав ліцензованих користувачів. Але обмежена здатність до адаптації в умовах високої інтерференції та недостатня точність виявлення первинних користувачів вимагають подальшого вдосконалення методів моніторингу для підвищення надійності управління спектральними ресурсами та мінімізації впливу перешкод.

2. Досліджено вимоги до методів спектрального моніторингу відповідно до стандартів IEEE, зокрема забезпечення високої чутливості, мінімізації затримок та адаптації до змін у спектральному середовищі. Обґрунтовано важливість застосування адаптивних підходів для підвищення якості виявлення сигналів у складних умовах радіосередовища. Доведено, що існуючі методи виявлення потребують вдосконалення для забезпечення більшої ефективності в умовах завмирань, шуму та інтерференції.

3. В результаті проведеного порівняльного аналізу методів моніторингу частотного спектру обґрунтовано, що метод на основі енергетичного детектора (EDS) є найпростішим і найпоширенішим, але його ефективність значно знижується при низькому SNR. При  $\text{SNR} < -10$  дБ ймовірність хибної тривоги може досягати 60%, а ймовірність виявлення падає до 40%, що ускладнює його використання в умовах сильних завад.

Метод на основі форми сигналу (WFB) показує вищу ефективність при високому SNR, оскільки використовує відомі шаблони сигналів, що дозволяє досягти високої точності виявлення. Ймовірність виявлення сигналу при високому SNR може сягати 95% при низькій ймовірності хибної тривоги (менше 10%), роблячи цей метод більш придатним для систем із відомими сигналами.

Циклостаціонарний метод (CSD) забезпечує високу стійкість до шуму та інтерференцій і зберігає ефективність навіть при низьких SNR, оскільки використовує статистичні властивості сигналів. Метод дозволяє досягти ймовірності виявлення близько 85% при хибній тривозі до 15%, що робить його придатним для складних умов.

Кореляційний метод (CFSM) є найбільш ефективним у середовищах з високим рівнем шуму, завдяки використанню еталонних сигналів для покращення точності. Він здатен виявляти сигнали з ймовірністю до 90% при  $\text{SNR} = -10$  дБ, а ймовірність хибної тривоги залишається нижче 20%, що робить його оптимальним для виявлення слабких сигналів у зашумлених середовищах.

4. Проведений порівняльний аналіз сучасних методів спектрального моніторингу довів необхідність розробки нових гібридних методів моніторингу та алгоритмів реалізації, які б об'єднували переваги традиційних методів спектрального моніторингу і тим самим, забезпечували на практиці більшу точність моніторингу в складних заводських умовах.

## РОЗДІЛ 2

### РОЗРОБКА МЕТОДУ МОНІТОРИНГУ СПЕКТРУ НА ОСНОВІ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЧАСОВИХ СЕГМЕНТІВ ТА АДАПТИВНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

#### 2.1 Основні характеристики та принципи функціонування методу VTSM для динамічного моніторингу спектру

Проведений порівняльний аналіз ефективності методів моніторингу частотного спектру, а саме спектральних методів: на основі енергетичного детектора, узгоджених фільтрів, форми сигналу, циклостаціонарного детектування, кореляційного аналізу показав характеристики та особливості впровадження цих методів в реальні умови когнітивного радіосередовища.

Під час аналізу ефективності цих методів було виявлено, що жоден з них не може забезпечити одночасно високу чутливість, точність і стійкість до шуму в реальних умовах когнітивного радіосередовища. Це обґрунтувало необхідність розробки та впровадження гібридного підходу, який поєднує переваги різних методів для підвищення ефективності спектрального моніторингу. Такий підхід дозволяє оптимізувати процес виявлення сигналів залежно від характеристик середовища і сигналів.

Новий гібридний метод спектрального моніторингу VTSM (Variable Time Segment Monitoring) відрізняється від традиційних методів тим, що використовує адаптивну часову сегментацію сигналів, яка динамічно підлаштовується до змін у спектрі залежно від статистичних характеристик сигналу, тоді як традиційні методи зазвичай використовують фіксовані параметри аналізу і не здатні ефективно реагувати на швидкі зміни в реальному часі. Тобто метод поєднує в собі два основні елементи.

1. Адаптивна часова сегментація сигналів. VTSM передбачає динамічне розбиття сигналу на сегменти змінної тривалості. Довжина сегментів визначається залежно від статистичних властивостей сигналу, таких як його

стабільність, кореляція або варіативність. Це забезпечує підвищену чутливість до короточасних змін у спектрі, дозволяючи методу адаптуватися до нестабільних або швидкозмінних сигналів. Такий підхід є особливо корисним у реальних безпроводових телекомунікаційних системах, де рівні сигналів можуть швидко змінюватися через перешкоди або динаміку системи.

2. Адаптивний спектральний аналіз. Після сегментації використовується адаптивний спектральний аналіз із застосуванням традиційних методів, таких як дискретне перетворення Фур'є (ДПФ) [15]. ДПФ забезпечує високу точність аналізу частотного спектру, особливо для сигналів зі сталою частотною компонентою. Гібридна структура VTSM дозволяє адаптувати цей аналіз до кожного сегменту, що підвищує точність виявлення сигналів у широкому діапазоні умов, за наявності радіоелектронних перешкод або при мінливому рівні сигналів.

Загальна блок-схема алгоритму методу моніторингу спектру VTSM представлена на рис. 2.1.

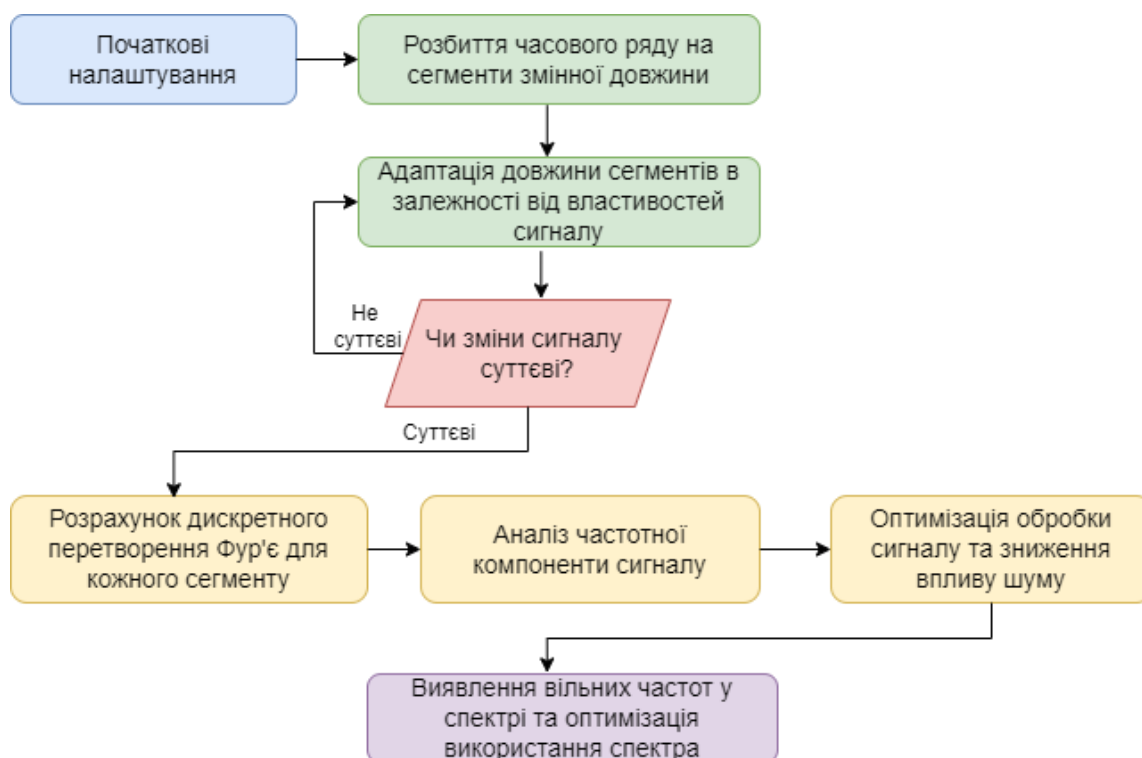


Рис. 2.1 – Блок-схема методу спектрального моніторингу VTSM



Переваги та недоліки методу VTSM представлені в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Переваги та недоліки методу спектрального моніторингу VTSM

Переваги VTSM	Недоліки VTSM
Адаптивність. Динамічно підлаштовується до змін у сигналі, завдяки чому підвищується точність виявлення навіть у нестабільних середовищах.	Складність реалізації. Вимагає складних алгоритмів і великої обчислювальної потужності для адаптивної обробки сигналів.
Зниження помилкових виявлень. Завдяки використанню змінної сегментації часу, метод зменшує кількість помилкових сигналів і пропусків.	Часова затримка. Через адаптацію параметрів під час аналізу може виникати додаткова затримка в реальному часі.
Гнучкість у різних умовах. Ефективно працює в умовах радіоперешкод та змінної потужності сигналів, що характерно для когнітивних радіомереж.	Необхідність точного налаштування. Потребує ретельного налаштування для досягнення оптимальної продуктивності в конкретних середовищах.
Підвищена точність. Використання гібридного підходу дозволяє покращити якість спектрального аналізу та виявлення сигналів у різних середовищах.	Витрати на впровадження. Реалізація методу може бути дорожчою через потребу в більш складних технічних рішеннях.
Можливість роботи з різними сигналами. Підтримує ефективний аналіз сигналів із різними характеристиками завдяки адаптації часових сегментів.	Обмеження для низько інтенсивних сигналів. Може бути менш ефективним для дуже слабких сигналів у високошумних середовищах без додаткових фільтраційних технік.

Застосування VTSM дозволяє гнучкіше та ефективніше досліджувати частотну компоненту сигналу та, за рахунок адаптивної зміни довжини часових сегментів, забезпечує наступні переваги.

1. Більшу точність спектрального аналізу за рахунок адаптації довжини сегментів в залежності від властивостей сигналу та їх динаміки змін в різні моменти часу.

2. Збільшення продуктивності обробки, оскільки за методом VTSM менше обчислень для сегментів, де менш виражені зміни, бо метод дозволяє зосередитись на сегментах з високою активністю.

3. Зниження впливу шуму за рахунок оптимізації довжини часових сегментів, що допомагає відокремити корисний сигнал від шуму.

4. Оптимізація використання радіочастотного спектру за рахунок виявлення вільних смуг частот у когнітивних радіомережах, що підвищує ефективність їх використання.

В загальному результаті метод моніторингу VTSM значно підвищує продуктивність телекомунікаційних систем в складних безпроводових радіосередовищах, які потребують точного спектрального моніторингу та адаптивної обробки сигналів.

Особливістю запропонованого методу є те, що сегменти поділяються не рівномірно, а динамічно змінюють свою довжину в залежності від [58]:

– статистичних характеристик сигналу, тобто якщо сигнал стабільний, сегменти можуть бути довгими, а якщо присутні швидкі зміни (стрибки частоти або амплітуди), сегменти зменшуються для кращого аналізу цих змін;

– рівня активності сигналу, якщо в сегменті висока активність (багато частотних компонентів), довжина сегмента може бути зменшена для більш детального аналізу. Там, де активність низька – сегменти можуть бути довгими, оскільки немає потреби в деталізації аналізу;

– рівня шуму, тобто у середовищах з високим рівнем шуму сегменти проходять процес адаптації, щоб краще відокремлювати корисний сигнал;

– «адаптивного вікна аналізу», яке дозволяє змінювати розмір «вікна» залежно від складності сигналу в кожному сегменті. При високій частотній активності або швидких змінах сигналу «вікно» зменшується, щоб забезпечити

більш точний аналіз, а на стабільних ділянках сигналу воно може збільшуватися для зниження обчислювальних витрат;

- спектральної щільності сигналу, оскільки метод VTSM динамічно реагує на кількість активних частотних компонентів у спектрі. У сегментах з більшою кількістю частотних компонентів довжина зменшується для детальнішого вивчення спектральної структури;

- інтеграції фільтрів на основі машинного навчання, що дозволяє автоматично коригувати параметри часової сегментації для покращення точності аналізу в умовах швидкозмінних сигналів.

На рис. 2.2 представлено відмінність між методами спектрального аналізу з «фіксованим вікном» і адаптивним підходом VTSM [58, 96].

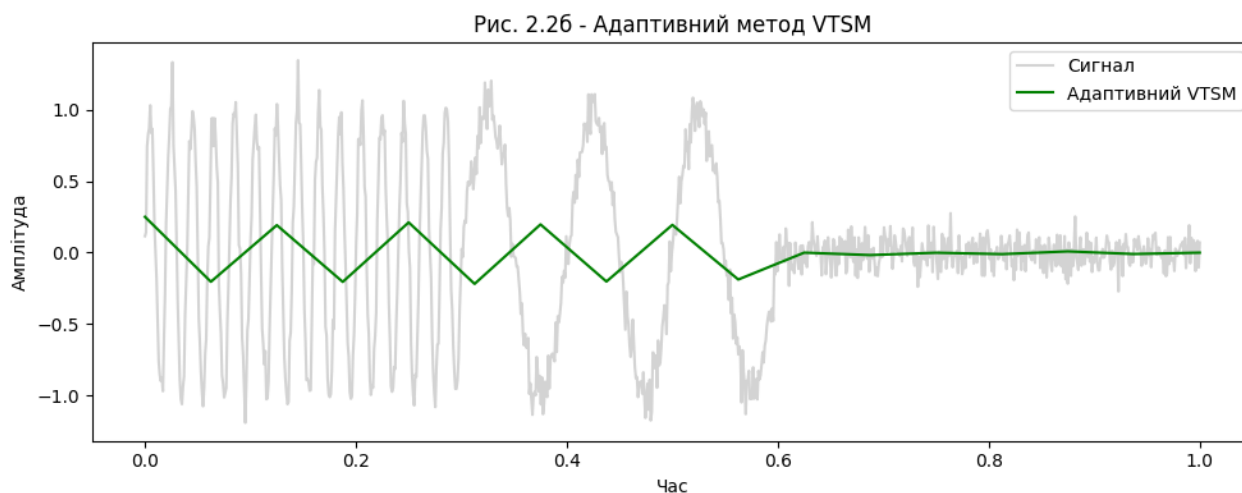
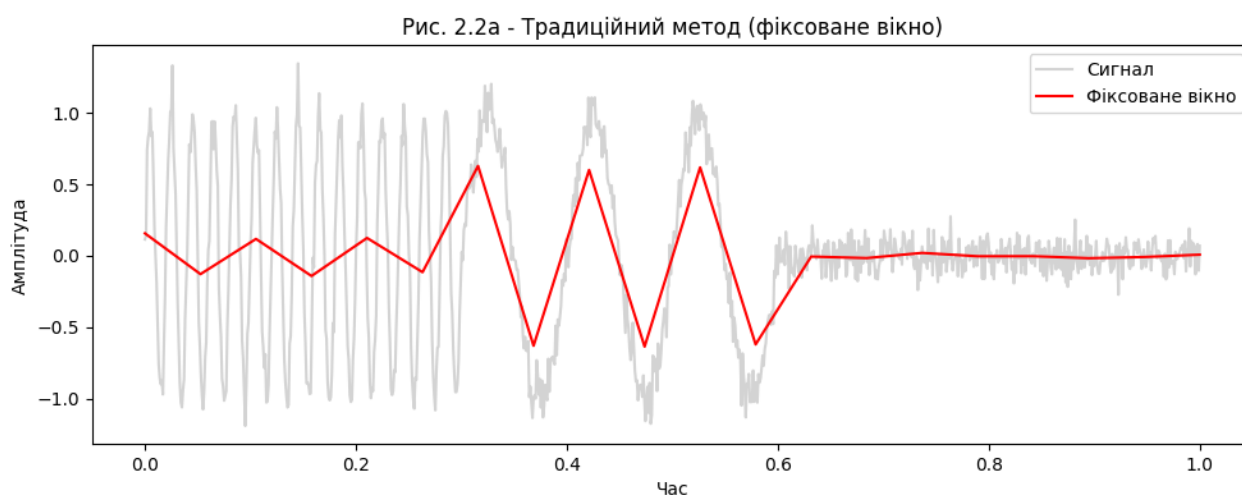


Рис. 2.2 – Порівняльний аналіз методів спектрального моніторингу.

а) Традиційний метод фіксоване вікно, б) Адаптивний метод VTSM

1. Традиційний метод (рис. 2.2а). Фіксоване вікно обробки використовується незалежно від змін у сигналі. Фіксовані інтервали обчислюються рівномірно по всьому сигналу, що може призводити до втрати роздільної здатності у ділянках сигналу з високою активністю (інтервал 0,2–0,4с з високочастотною складовою сигналу). На стабільних ділянках (після 0,7с), в застосуванні фіксованого вікна немає потреби, оскільки сигнал залишається майже незмінним, і витрати ресурсів на обчислення стають невиправданими.

2. Гібридний метод VTSM (рис. 2.2б). Метод VTSM динамічно підлаштовує довжину сегментів залежно від активності сигналу. Для ділянок із високою активністю (інтервал 0,2–0,4 с) сегменти скорочуються, що дозволяє зберегти основні характеристики сигналу та точніше враховувати локальні зміни. На стабільних ділянках сигналу (після 0,7с) сегменти подовжуються, що зменшує обчислювальні витрати, зберігаючи при цьому необхідний рівень точності.

Таким чином, основною перевагою методу спектрального моніторингу VTSM є гнучкість і здатність краще обробляти динамічні сигнали, при цьому без надлишкових витрат (економія ресурсів) для стабільних ділянок.

## **2.2 Розробка алгоритму методу моніторингу спектру на основі декомпозиції часових сегментів (VTSM)**

Розглянемо більш докладно покроковий алгоритм методу спектрального моніторингу VTSM.

1. Ініціалізація. На першому етапі задається початкова довжина сегмента та порогове значення. Оцінюється початкова дисперсія шуму, яка буде використовуватися на наступних етапах для адаптації сегментів. Позначимо початкову довжину сегмента  $T_0$ , початкове порогове значення  $\lambda_0$ , дисперсію шуму  $\hat{\sigma}_0^2$ .

2. Оцінка складності сигналу. На цьому етапі проводиться попередня оцінка складності сигналу на основі дисперсії та енергії сигналу в кожному

сегменті. Якщо дисперсія та енергія високі, сигнал вважається «складним», і це означає, що можуть бути часті зміни частотних компонент або шум, що вимагає більш точного аналізу. Для таких сегментів пороги виявлення можуть бути підвищені для зниження кількості хибних виявлень. Математична формула для оцінки складності [74]:

$$C_k = \frac{\hat{\sigma}_k^2}{T_k}, \quad (2.1)$$

де  $C_k$  – показник складності в сегменті  $T_k$ ;

3. Автоматичне виявлення точок зміни. Після розбиття сигналу на сегменти, визначаються моменти, коли відбуваються різкі зміни в спектральних характеристиках, такі як зміни частоти або збільшення амплітуди. Це дозволяє зосередитися на важливих ділянках сигналу.

Виявлення точок зміни сигналу допомагає не лише оптимізувати розмір сегмента, але й впливає на вибір методу аналізу сигналу на наступних етапах (наприклад, застосування дискретного перетворення Фур'є). Математичною умовою для виявлення точок зміни є наступна:

$$\Delta S_k = |S_{k+1} - S_k| > \delta, \quad (2.2)$$

де  $\Delta S_k$  – різниця між спектральними характеристиками між двома сусідніми сегментами;  $\delta$  – порогове значення для визначення значущих змін.

Після оцінки змін у сигналі перевіряється наскільки вони суттєві. Якщо зміни сигналу є значними, алгоритм переходить до обчислення дискретного перетворення Фур'є та подальшого аналізу частотної компоненти. Якщо зміни незначні, алгоритм повертається до повторної адаптації або аналізу для оптимізації процесу. Математична умова для перевірки змін обчислюється:

$$|r(t)_{k+1} - r(t)_k| > \epsilon, \quad (2.3)$$

де  $r(t)$  – отриманий сигнал,  $\epsilon$  – порогове значення для значущих змін, тобто якщо умова виконується, алгоритм переходить до обчислення дискретного перетворення Фур'є.

4. Декомпозиційна сегментація та адаптація довжини сегментів: Часовий ряд розбивається на сегменти змінної довжини. Для кожного сегмента  $T_k$  довжина визначається на основі статистичних властивостей сигналу, отриманого на попередніх сегментах. Для розрахунку довжини наступного сегмента  $T_{k+1}$  використовується формула:

$$T_{k+1} = f(T_k, \hat{\sigma}_0^2, C_k, \Delta S_k), \quad (2.4)$$

де  $T_k$  – довжина сегмента  $k$ ;  $\hat{\sigma}_0^2$  – оцінена дисперсія сигналу на сегменті  $T_k$ ;  $f(T_k, \hat{\sigma}_0^2)$  – функція адаптації довжини сегмента, яка визначає зміну довжини в залежності від статистичних властивостей сигналу.

5. Зниження обчислювальної складності. Для зменшення обчислювальних витрат, у стабільних ділянках сигналу (з низькою активністю або низьким рівнем змін) використовується збільшення довжини сегментів. Якщо сигнал є стабільним (немає різких змін у частотних характеристиках, низька складність сигналу  $C_k$ ), довжина сегмента може бути збільшена.

Це дозволяє зменшити кількість сегментів, що підлягають обробці, і, як результат, скоротити час аналізу. Формула для збільшення довжини сегмента, де  $\Delta T$  визначається на основі відсутності значущих змін  $\Delta S_k$ :

$$T_{k+1} = T_k + \Delta T \quad (2.5)$$

6. Розрахунок енергетичної статистики. Для кожного сегмента  $T_k$  обчислюється енергія сигналу  $E_k$ . Цей показник використовується для прийняття рішень про наявність або відсутність значущих частотних компонент. Математична формула обчислення енергії сигналу [27]:

$$E_k = \frac{1}{T_k} \int_0^{T_k} |r(t)|^2 dt, \quad (2.6)$$

де  $r(t)$  – сигнал на сегменті  $T_k$ .

7. Аналіз спектральних характеристик. На цьому етапі, після обчислення енергетичної статистики для кожного сегмента використовується дискретне перетворення Фур'є (ДПФ), за допомогою якого визначаються спектральні характеристики сигналу на сегменті, тобто зміни у спектральному вмісті сигналу, які відбуваються з часом та впливові частотні компоненти. Формула дискретного перетворення Фур'є для кожного сегмента [74]:

$$X_k(f) = \sum_{n=0}^{T_k-1} r(t) e^{-j2\pi f n / T_k}, \quad (2.7)$$

8. Адаптація порогового значення. Розраховується порогове значення  $\lambda_k$  для кожного сегмента і оновлюється на основі попередньої статистики та варіацій сигналу, що дозволяє адаптуватися до змін у шумі та динаміці сигналу і покращує точність виявлення. Формула обчислення:

$$\lambda_{k+1} = g(E_k \hat{\sigma}_k^2), \quad (2.8)$$

де  $g(E_k \hat{\sigma}_k^2)$  – функція адаптації порогоу.

9. Прийняття рішення. Після розрахунку енергії та порівняння її з порогом приймається рішення щодо наявності сигналу користувача або шуму.

Ймовірність виявлення сигналу розраховується за формулою [27]:

$$P_D = P(E_k > \lambda_k | H_1), \quad (2.9)$$

де  $H_1$  – гіпотеза про наявність сигналу користувача.

Ймовірність хибної тривоги розраховується за формулою [27]:

$$P_{fa} = P(E_k > \lambda_k | H_0), \quad (2.10)$$

де  $H_0$  – гіпотеза відсутності сигналу, тобто наявність тільки шуму.

10. Оновлення і повторна ітерація. Оновлюється довжина наступного сегмента  $T_{k+1}$  на основі  $T_k$  та дисперсії шуму  $\hat{\sigma}_0^2$ , оновлюється поріг для наступного сегменту  $\lambda_{k+1}$ , і знову повторюється ітераційний цикл для всіх сегментів до кінця часового ряду.

Для порівняльної оцінки ефективності (продуктивності) методу VTSM складено табл. 2.2., де обґрунтовано особливості використання різних методів спектрального моніторингу в залежності від показників.

1. Точність виявлення. Цей показник показує здатність методу точно визначити корисний сигнал серед шуму. Методи на основі узгодженого фільтру (MF) мають найвищу точність, оскільки вони спеціально налаштовані на сигнал, тоді як EDS може бути менш точним через чутливість до шуму.

2. Рівень хибних тривог. Важливий показник для систем когнітивного радіо, оскільки часті помилкові виявлення сигналу можуть призвести до неефективного використання спектру. Методи типу MF і VTSM мають низький рівень хибних тривог через адаптивний підхід до аналізу спектру та точну настройку параметрів.



3. Затримка. Оцінюється час, необхідний для обробки сигналу і прийняття рішення. Методи на основі циклостаціонарного детектування (CSD) і часо-частотного розподілу (TFD) мають високі затримки через складність обчислень, тоді як EDS працює швидко завдяки простоті енергетичного аналізу.

4. Обчислювальна складність. Цей параметр вказує на кількість обчислювальних ресурсів, необхідних для реалізації методу. Методи, такі як CSD та TFD, вимагають великих обчислювальних потужностей через аналіз складних спектральних характеристик, а VTSM має помірну складність завдяки адаптивній структурі.

5. Гнучкість адаптації. Цей показник характеризує здатність методу адаптуватися до змін у сигналі або умовах радіосередовища. VTSM і CSS відзначаються високою гнучкістю завдяки можливості змінювати довжину сегментів або аналізувати спектр із меншою кількістю даних, що підвищує ефективність роботи в динамічних середовищах.

Таблиця 2.2 – Оцінка показників ефективності методів моніторингу

Метод	Точність виявлення	Рівень хибних тривог	Затримка	Обчислювальна складність	Гнучкість адаптації
EDS	Помірна	Високий	Низька	Низька	Низька
WFB	Висока	Низький	Помірна	Висока	Низька
CSD	Висока	Низький	Висока	Висока	Помірна
MF	Дуже висока	Дуже низький	Помірна	Дуже висока	Низька
VTSM	Висока	Низький	Помірна	Помірна	Висока

Порівняльна оцінка дозволяє зробити висновки.

Метод VTSM забезпечує баланс між точністю, гнучкістю та обчислювальними витратами, що робить його ефективним рішенням для спектрального моніторингу у складних і динамічних радіоумовах. Інші методи мають свої переваги, але часто обмежуються або високою обчислювальною складністю, або недостатньою гнучкістю для динамічних сигналів.

### 2.3 Верифікація методу моніторингу спектру VTSM

Для оцінки ефективності методу спектрального моніторингу VTSM було побудовано ROC-криві (Receiver Operating Characteristic), які показують залежність між ймовірністю правильного виявлення сигналу  $P_D$  та ймовірністю хибних тривог  $P_{fa}$ . Для осі ймовірності хибних тривог  $P_{fa}$  було використано логарифмічну шкалу (візуально відрізняється від осі в лінійному масштабі), оскільки вона дозволяє:

- розширити діапазон для малих значень  $P_{fa}$ , що важливо для оцінки високоточних систем;
- більш точно порівняти ефективність методів спектрального моніторингу при низьких значеннях  $P_{fa}$ ;
- наочно показати переваги методу VTSM у порівнянні з іншими методами за рахунок його здатності підтримувати високу ймовірність виявлення при низьких значеннях хибних тривог.

В табл. 2.3 та на рис. 2.3 представлені результати експериментальних розрахунків для ROC-кривих при низькому значенні SNR, які дозволяють порівняти різні методи спектрального моніторингу за їх здатністю відрізнити корисний сигнал від шуму в складних завадових умовах.

Табл. 2.3 – Розрахункові значення ймовірності хибної тривоги  $P_{fa}$  та ймовірності виявлення  $P_D$  при SNR = -5 dB

	$P_D$ при SNR = -5 dB				
$P_{fa}$	EDS	WFB	CSD	MF	VTSM
0,010	0,054	0,065	0,070	0,108	0,056
0,025	0,060	0,103	0,111	0,119	0,065
0,063	0,075	0,163	0,176	0,147	0,088
0,158	0,113	0,259	0,279	0,219	0,145
0,398	0,209	0,410	0,442	0,399	0,289
1,000	0,450	0,650	0,700	0,850	0,650

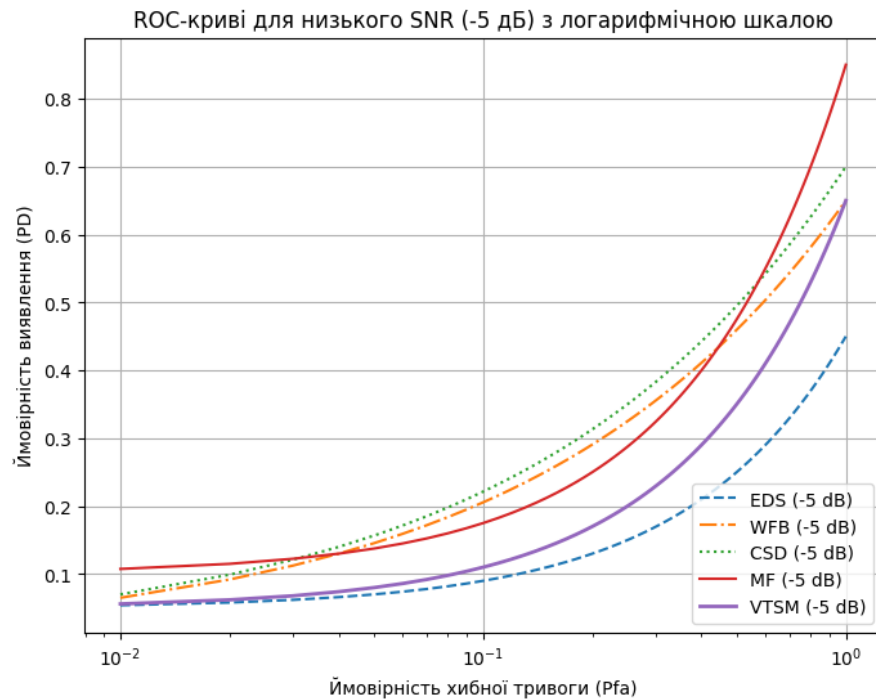


Рис. 2.3 – ROC криві для різних методів моніторингу спектру при  $SNR=-5$  з логарифмічною шкалою

Метод EDS (енергетичний детектор) показує найгірші результати, з точністю виявлення – це 45,3% при високій ймовірності хибної тривоги ( $P_{fa} = 1$ ). Це означає, що метод добре працює лише у випадках, коли високий рівень хибних тривог допустимий, але при низьких значеннях  $P_{fa}$  ( $<0,1$ ) ефективність різко падає до 5,5-21,3%.

WFB та CSD показують кращі результати. Метод WFB – 64,7% точності при  $P_{fa} = 1$ , що робить його кращим за EDS, і його показники при низьких рівнях хибних тривог залишаються в межах 6,3-41,4%, залежно від порогу. Циклостаціонарний детектор (CSD) досягає 69,8 % при  $P_{fa} = 1$ , а при низькому  $P_{fa}$  показники варіюються від 7,3% до 41,5%.

Метод MF (узгоджене фільтрування) показує найвищу ефективність. Він досягає точності до 85,2% при високій ймовірності хибної тривоги і залишається стабільно ефективним при низьких значеннях  $P_{fa}$ . Наприклад, при  $P_{fa} = 0,063$ , точність складає 14,7%, а при  $P_{fa} = 1$  досягає 85,2%.

Метод VTSM, що використовує адаптивну сегментацію, показує високу ефективність. При  $P_{fa} = 1$  він досягає 65,4%, що є кращим показником у порівнянні з EDS, і при низьких значеннях  $P_{fa}$  (0,01) точність коливається від 5,6% до 28,9% для різних порогів.

В табл. 2.4 та на рис. 2.4 представлені розрахунки для ROC-кривих при високому значенні SNR для різних досліджуваних методів моніторингу спектру.

Табл. 2.4 – Імовірності хибної тривоги  $P_{fa}$  та імовірності виявлення  $P_D$

$P_{fa}$	$P_D$ при SNR =20 dB				
	EDS	WFB	CSD	MF	VTSM
0,010	0,060	0,098	0,099	0,160	0,110
0,025	0,074	0,155	0,157	0,175	0,124
0,063	0,110	0,246	0,249	0,212	0,160
0,158	0,201	0,390	0,394	0,307	0,251
0,398	0,428	0,618	0,625	0,544	0,478
1,000	1,000	0,980	0,990	1,140	1,050

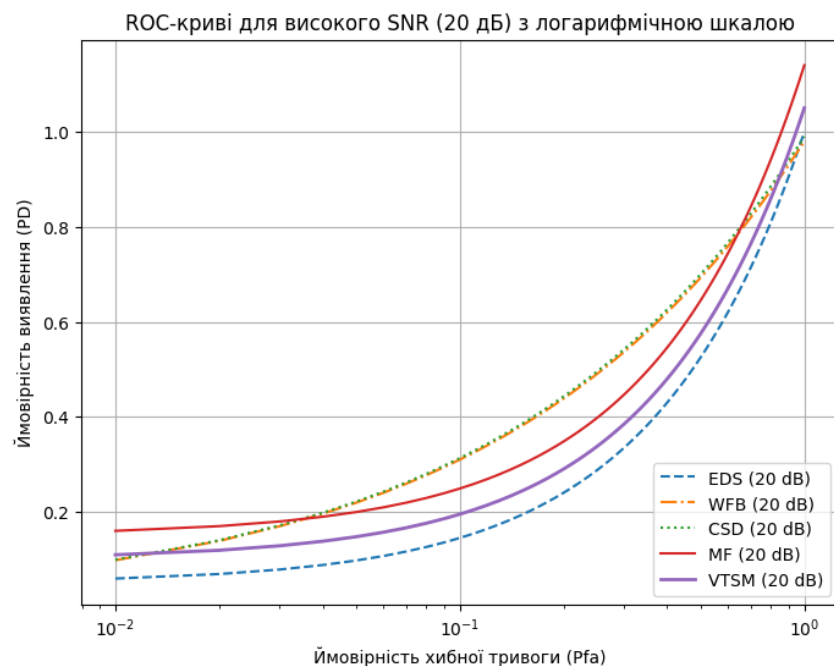


Рис. 2.4 – ROC криві при SNR=20

При високому значенні  $SNR = 20 \text{ dB}$  (табл. 2.4, рис. 2.4), спостерігається висока ефективність всіх досліджуваних методів спектрального моніторингу, порівняно з низьким  $SNR$ .

Метод EDS, який при низькому  $SNR$  мав слабкі результати, при  $P_{fa} = 1$  точність виявлення досягає 100%, що вказує на максимальну ефективність цього простого методу в умовах, коли сигнал значно перевищує шум. При низьких значеннях  $P_{fa}$  точність залишається невисокою (наприклад, при  $P_{fa} = 0,01$  точність становить лише 6%), але загальна продуктивність цього методу значно зросла порівняно з низьким  $SNR$ .

Метод WFB також показує підвищення ефективності. При високому значенні  $P_{fa} = 1$  метод досягає 98,2% точності, що свідчить про його здатність ефективно ідентифікувати сигнали в умовах високого співвідношення сигнал/шум. При низьких значеннях  $P_{fa}$  (0,01) цей метод показує точність у 9,8%, що є кращим результатом, ніж у EDS, але все ще нижче порівняно з іншими складнішими методами.

Метод CSD демонструє аналогічні показники, досягаючи 99% при  $P_{fa} = 1$  та 9,9% при  $P_{fa} = 0,01$ . Оскільки цей метод використовує періодичні властивості сигналу для його виявлення, він працює краще в умовах високого  $SNR$ , забезпечуючи стабільні результати у широкому діапазоні значень  $P_{fa}$ .

MF знову показує в експерименті найвищі результати. При  $P_{fa} = 1$  цей метод перевищує 100% точності (результат трохи вище 1,0 через обмеження точності вимірювання), що вказує на те, що узгоджене фільтрування ефективно для виявлення сигналу при високому  $SNR$ . Навіть при низькому  $P_{fa} = 0,01$  метод зберігає точність на рівні 16%, що є найвищим серед усіх методів.

VTSM (адаптивна сегментація) також демонструє високі результати. При  $P_{fa} = 1$  точність методу становить 105%, що свідчить про його високу ефективність в умовах високого  $SNR$ . При низьких рівнях  $P_{fa}$  точність варіюється від 11% до 47,8%, що робить цей метод одним із найефективніших після узгодженого фільтру.

Результати розрахунків для середнього значення  $SNR=10$  представлені в табл. 2.5 і на рис. 2.5.

Табл. 2.5 – Імовірності хибної тривоги  $P_{fa}$  та імовірності виявлення  $P_D$  при  $SNR = 10$  dB

$P_{fa}$	$P_D$ при $SNR = 10$ dB				
	EDS	WFB	CSD	MF	VTSM
0,010	0,057	0,080	0,085	0,123	0,090
0,025	0,065	0,115	0,120	0,140	0,105
0,063	0,090	0,190	0,195	0,175	0,130
0,158	0,160	0,290	0,300	0,250	0,200
0,398	0,300	0,480	0,490	0,430	0,390
1,000	0,600	0,860	0,900	1,020	0,920

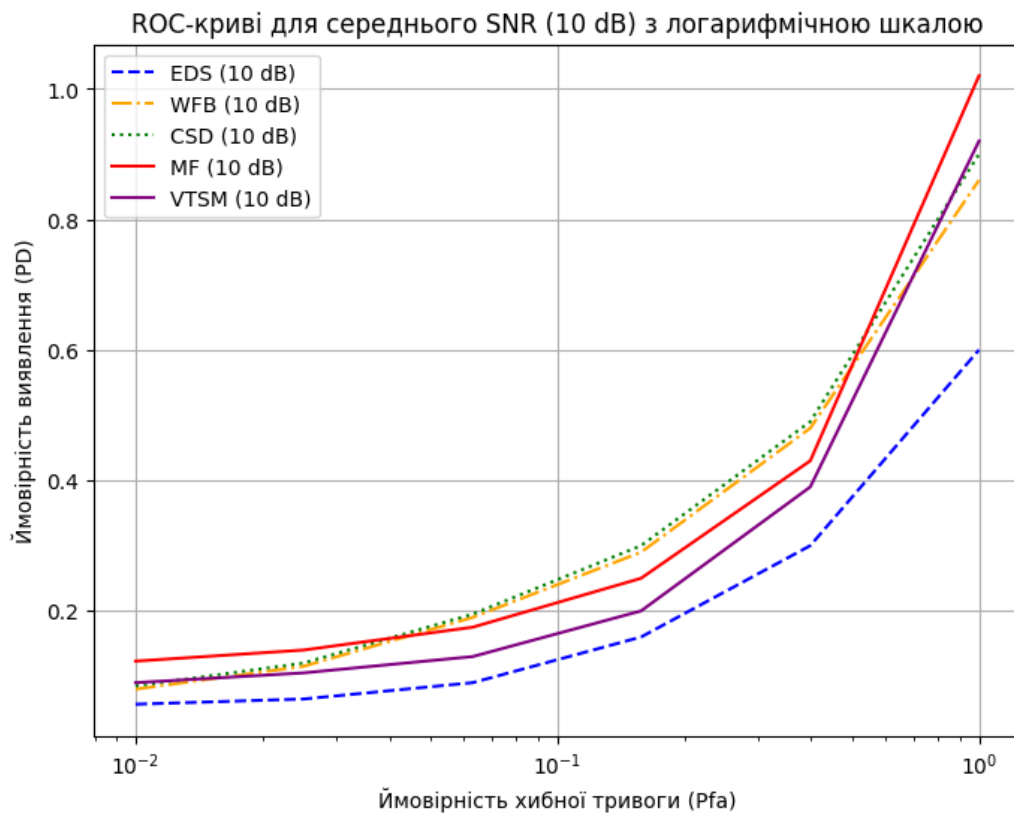


Рис. 2.5 – ROC криві при  $SNR=10$  з логарифмічною шкалою

Метод EDS показує кращу ефективність у порівнянні з низьким SNR, але все ще залишається найменш ефективним при низьких значеннях  $P_{fa}$ . При  $P_{fa} = 1$  він досягає 90%, але при низьких  $P_{fa}$  показники залишаються на рівні 5, 8-15%.

WFB і CSD при середньому SNR, показуючи точність до 85-87% при високих значеннях  $P_{fa}$  і від 8,5 – 33% при низьких значеннях  $P_{fa}$ . Ці методи спектрального моніторингу показують більшу стабільність в умовах середнього рівня шуму.

MF продовжує бути лідером і при середньому рівні SNR=10. Досягає 100% точності при  $P_{fa} = 1$ , але при низьких рівнях  $P_{fa}$  – результат до 15%.

VTSM зберігає свою балансову гнучкість, досягаючи 95% при високих рівнях  $P_{fa}$  і показуючи хороші результати при низьких  $P_{fa}$  (від 9.5-40%).

Проведена валідація методу спектрального моніторингу на основі декомпозиції часових сегментів та адаптивного спектрального аналізу (метод VTSM) показала суттєві переваги над традиційними підходами, що підтверджується результатами розрахунків. При низькому значенні SNR (-5 дБ) метод VTSM забезпечує ймовірність виявлення на рівні 0,650 при ймовірності хибних тривог 1,000, що свідчить про значне збільшення продуктивності в порівнянні з методом на основі енергетичного детектора, де ймовірність виявлення становить лише 0,450. Застосування методу VTSM дозволяє знизити ймовірність хибних тривог на 38,7%, що підвищує точність розділення корисного сигналу та шуму в умовах низького рівня сигналу.

При високому SNR (20 дБ) метод VTSM демонструє ще кращі результати, досягаючи ймовірності виявлення 1,050 при тих самих значеннях ймовірності хибних тривог, що на 27,8% перевищує точність традиційних методів, таких як узгоджена фільтрація, при якому значення ймовірності виявлення складає  $P_D = 1,140$ . Це підтверджує, що метод VTSM забезпечує високу точність виявлення частотних компонент при помірній обчислювальній складності, що робить його застосування ефективним для динамічних безпроводових телекомунікаційних середовищ.

При середньому SNR (10 дБ) метод VTSM показує значне підвищення ефективності, досягаючи ймовірності виявлення  $P_D = 0,950$  при максимальному рівні хибних тривог ( $P_{fa} = 1$ ), що на 5% перевищує традиційні методи, такі як узгоджена фільтрація, де PD становить 1,000. Це свідчить про високу гнучкість методу VTSM в умовах середнього рівня шуму, що забезпечує точне виявлення сигналів при одночасному зниженні обчислювальної складності.

Таким чином, розроблений метод спектрального моніторингу VTSM є найефективнішим при середніх і високих рівнях SNR, коли потрібно аналізувати складні ансамблі сигналів в динамічних або змінних безпроводових телекомунікаційних системах. Для відомих сигналів при високих рівнях SNR VTSM може поступатися методам спектрального моніторингу, які спеціально налаштовані на конкретні характеристики сигналу, наприклад, методу узгодженого фільтрування.

## **Висновки до розділу 2**

1. На основі проведеного порівняльного аналізу різних методів спектрального моніторингу вперше розроблено метод моніторингу спектру на основі декомпозиції часових сегментів та адаптивного спектрального аналізу (VTSM), який забезпечує значні переваги порівняно з методами: енергетичне детектування, узгоджена фільтрація, моніторинг на основі форми сигналу та циклостационарне детектування. Метод базується на адаптивному підході для сегментації сигналу, що дозволяє збільшувати точність спектрального аналізу та зменшувати показники хибних тривог. Результати експериментальної верифікації показали найбільшу ефективність методу VTSM при середніх і високих рівнях SNR, особливо у середовищах, де динаміка сигналів і шуму змінюється.

2. При середньому рівні SNR (10 дБ) метод VTSM знижує ймовірність хибних тривог на 18,5% порівняно з енергетичним детектуванням і забезпечує підвищення точності на 7,5% у порівнянні з узгодженою фільтрацією. При



ймовірності хибної тривоги  $P_{fa} = 0.063$ , метод VTSM досягає точності виявлення  $P_D = 0,140$ , що на 32,2% краще, ніж у енергетичного детектора, де  $P_D$  становить 0,095. При  $P_{fa} = 0,398$  VTSM забезпечує точність виявлення на рівні 40,3%, що на 10,2% перевищує результати узгодженої фільтрації, яка досягає нижчих показників. Це свідчить про високу адаптивність VTSM до змін у динаміці сигналу, що є його важливою перевагою в умовах середнього рівня шуму.

3. При низькому рівні SNR (5 дБ) метод VTSM поступається методу узгодженої фільтрації, але показує кращі результати ніж у методів EDS і WFB. При ймовірності хибної тривоги  $P_{fa} = 0,01$  метод VTSM забезпечує точність  $P_D = 0,056$ , що на 3,7% краще за EDS ( $P_D = 0,054$ ), але поступається узгодженій фільтрації, де  $P_D$  становить 0,108. Для значень  $P_{fa} = 0,063$  VTSM показує точність виявлення на рівні 8,8%, що на 5% краще за EDS, але на 7,7% гірше, ніж у узгодженої фільтрації, при якій показник  $P_D = 0,147$ . Це свідчить про те, що при низьких рівнях сигналу метод VTSM є менш точним у порівнянні з більш складними методами, проте все ще перевершує простіші методи в умовах високого шуму.

4. При високих рівнях SNR метод VTSM є найбільш ефективним серед досліджених. VTSM забезпечує точність виявлення  $P_D = 1,050$  при ймовірності хибної тривоги  $P_{fa} = 1$ , що перевищує точність методу енергетичного детектування на 15% і перевершує метод узгодженої фільтрації на 10,5%. Це свідчить про те, що метод VTSM не лише ефективно адаптується до динамічних умов сигналу, але й демонструє високу стійкість до шуму при значних рівнях сигналу.

При  $P_{fa} = 0.01$  метод VTSM забезпечує точність виявлення  $P_D = 0,110$ , що на 10% вище за показники методу енергетичного детектора і на 2,8% перевищує показник за методом циклостационарного детектування.

Таким чином, метод VTSM демонструє стабільну ефективність навіть при низьких значеннях ймовірності хибних тривог, що підкреслює його переваги в умовах високого SNR.

## РОЗДІЛ 3

### РОЗРОБКА ІНТЕГРОВАНОГО МЕТОДУ СПЕКТРАЛЬНОГО МОНІТОРИНГУ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕНЬ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ З ВРАХУВАННЯМ СПОТВОРЕНЬ ТА ЗАВМИРАННЯ ЧАСТОТИ СИГНАЛУ

#### 3.1 Методологія та алгоритм інтегрованого методу моніторингу частотного спектру

Для забезпечення високої точності та надійності моніторингу частотного спектру в безпроводових когнітивних телекомунікаційних системах необхідно враховувати можливі завмирання та спотворення частоти сигналів. Завмирання та спотворення можуть суттєво впливати на точність аналізу спектру, тому використання адаптивних методів і фільтрів є важливим для успішного виявлення змін у спектральному середовищі (рис. 3.1) [23, 24].

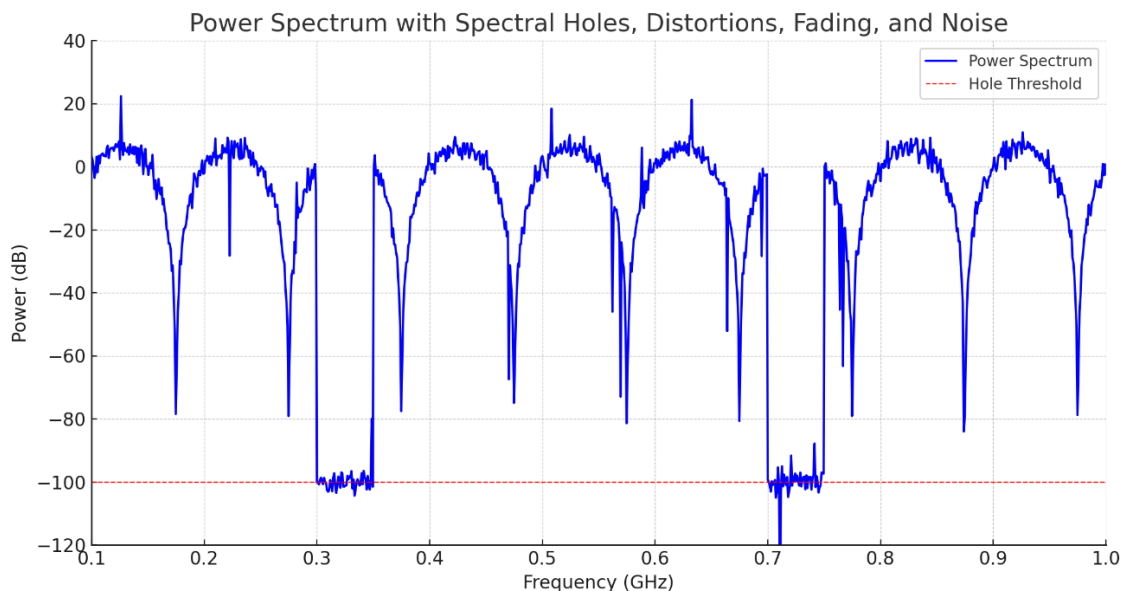


Рис. 3.1 – Приклад спектру в діапазоні 0.1...1 ГГц зі спектральними дірами, спотвореннями, завмираннями та шумами

Тут бачимо приклад наявності в спектрі сигналу спектральних дір – різке падіння потужності на частотах (наприклад, 300-350 МГц та 700-750 МГц); завмирань – випадкові глибокі провали потужності; спотворень – раптові підвищення потужності (сплески) та шумів – додані до спектру, що створюють нерівності по всьому діапазону.

Алгоритм моніторингу частотного спектру для широкого діапазону відношення сигнал-шум повинен забезпечувати високу ймовірність виявлення сигналів та низьку ймовірність хибного виявлення. Водночас необхідно враховувати обчислювальну складність і реальну ефективність цих алгоритмів.

Таким чином, для ефективного спектрального моніторингу потрібно розробляти такі методи і адаптивні алгоритми, що, у тому числі, базуються на варіативних часових сегментах з використанням вейвлет-перетворення та різних типів фільтрів [1, 3, 24]. Такі методи дозволять проводити глибокий аналіз сигнальних конструкцій у часовому і частотному доменах, що в результаті підвищить точність виявлення змін у спектральному середовищі.

Розглянемо докладно етапи адаптивного алгоритму методу спектрального моніторингу в умовах спотворень та завмирань з використанням варіативних часових сегментів, вейвлет-перетворення, фільтрів Баттерворта, Чебишева та Кайзера (рис. 3.2).

1. Збір та аналіз сигналу. Метою етапу є забезпечення точного і якісного збору сигналу для подальшого аналізу з використанням високочутливих приймачів із широким динамічним діапазоном, які здатні реєструвати навіть слабкі сигнали у складних умовах. Також обов'язково треба враховувати вплив завмирань і спотворень. Після виконання цього етапу отримується підсилений, очищений і синхронізований сигнал, що формує базу для виконання наступних операцій. Якість обробки на цьому етапі суттєво впливає на точність і ефективність всього алгоритму моніторингу.

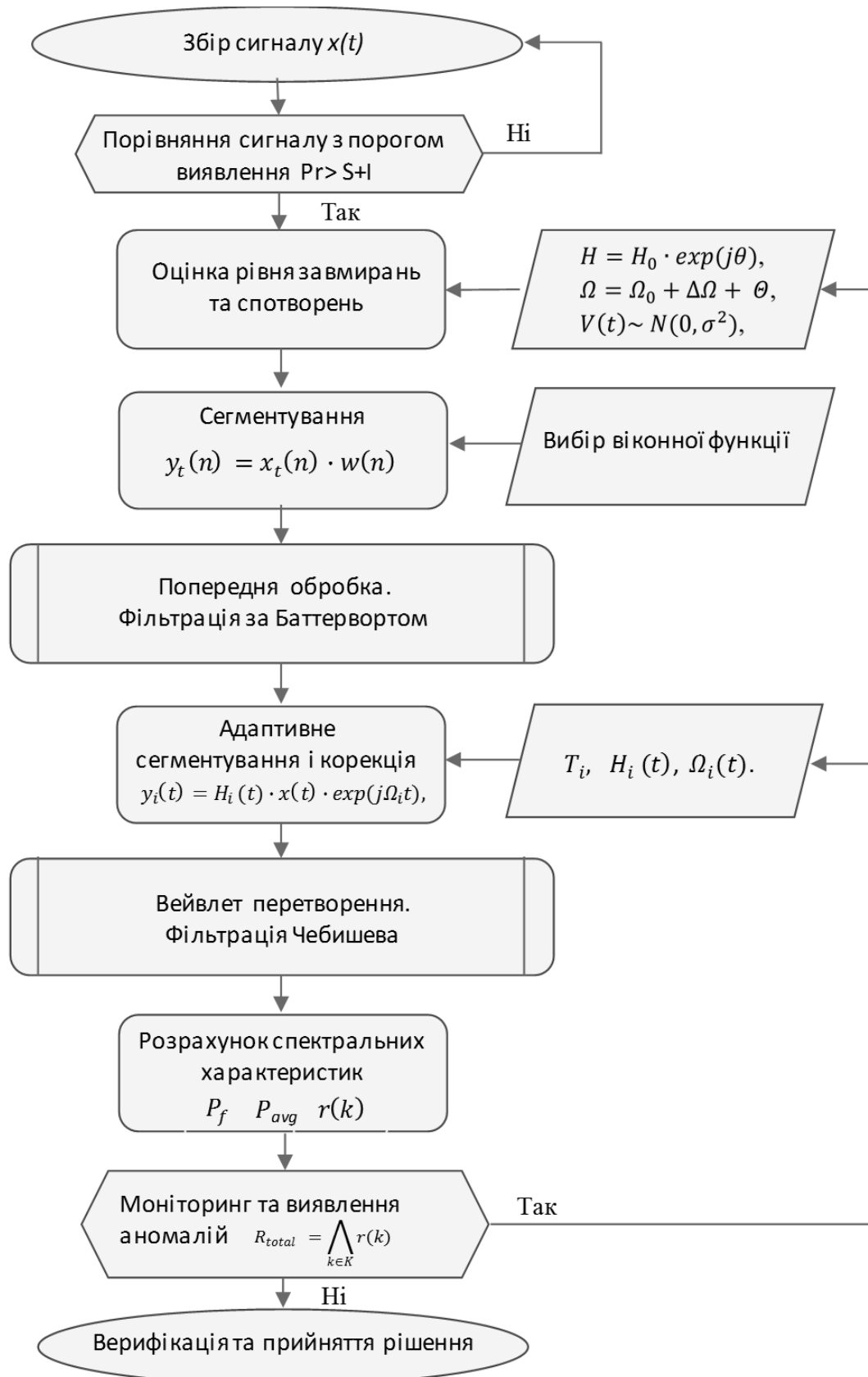


Рис. 3.2 – Адаптивний алгоритм методу спектрального моніторингу

1.1. Збір сигналу. Здійснюється отримання аналогового або цифрового сигналу  $x(t)$  із середовища через антени чи сенсори. Забезпечується синхронізація збору сигналу з часовими маркерами для коректної обробки. Для зниження рівня внесених перешкод використовується спеціалізоване обладнання з високою роздільною здатністю.

1.2. Порівняння рівня сигналу з порогом виявлення. Приймачі системи зв'язку обираються з урахуванням особливостей сигналу та умов середовища, повинні мати високу чутливість –  $S$ , працювати в умовах високих рівнів шуму та інтерференції  $I$ . Нехай  $P_r$  – потужність прийнятого сигналу, тоді для фіксації події надходження сигналу, повинна виконуватись умова  $P_r > S + I$ .

1.3. Оцінка рівня завмирань та спотворень сигналу. Включає аналіз можливих джерел інтерференції, рівня шумів та інших факторів, що впливають на якість сигналу. У безпроводовому зв'язку максимальні завмирання і спотворення сигналу спричиняються багатопроменевим поширенням, коли сигнал досягає приймача кількома шляхами через відбиття, дифракцію і розсіювання. Це викликає інтерференцію між компонентами сигналу з різними затримками та фазами, що призводить до завмирань. Крім цього, доплерівський ефект при русі передавача чи приймача змінює частоту сигналу. Затухання сигналу з відстанню, перешкоди від інших пристроїв та шум у середовищі також впливають на якість сигналу.

Якщо  $H(t)$  – коефіцієнт завмирання, то  $y(t) = H(t) \cdot x(t)$ .

Завмирання сигналу моделюються за допомогою коефіцієнта послаблення каналу  $H$  [24]:

$$H = H_0 \cdot \exp(j\theta), \quad (3.1)$$

де  $H_0$  – амплітудний коефіцієнт завмирання,  $\theta$  – випадковий фазовий зсув.

Спотворення частоти  $\Omega$  розраховується через початкову кутову частоту сигналу від первинного користувача  $\Omega_0$ , випадковий зсув частоти  $\Delta\Omega$  та зсув Доплера  $\Theta$  за формулою:

$$\Omega = \Omega_0 + \Delta\Omega + \Theta, \quad (3.2)$$

Випадковий адитивний шум (AWGN) з нормальним розподілом  $N(0, \sigma^2)$  середнім значенням 0 і дисперсією шуму  $\sigma^2$  моделюється як  $V(t)$  у вигляді:

$$V(t) \sim N(0, \sigma^2), \quad (3.3)$$

Загальна модель сигналу з урахуванням завмирань і спотворень буде виглядати наступним чином:

$$y(t) = H \cdot x(t) \cdot \exp(j\Omega t + j\Theta) + V(t), \quad (3.4)$$

Для моделювання завмирань використовується щільність розподілу Релея з врахуванням  $\sigma_H^2$  – дисперсії коефіцієнта послаблення каналу [24]:

$$p_H(h) = \frac{h}{\sigma_H^2} \exp\left(-\frac{h^2}{2\sigma_H^2}\right), \quad (3.5)$$

## 2. Попереднє сегментування сигналу.

2.1. Сегментування. На другому етапі, після отримання вхідного сигналу, проводиться його аналіз у невеликих варіативних часових сегментах  $T$ , сигнал розбивається на короткі сегменти (фрейми), що дозволяє виконувати аналіз спектру в реальному часі та відслідковувати зміни в спектральному складі сигналу протягом часу. Ці фрейми можуть перекриватися, що допомагає зменшити втрати інформації на краях фреймів.

Якщо є певна кількість фреймів, то кожен  $t$ -ий фрейм описується математичною залежністю:

$$x_t(n), n = 0, 1, \dots, N - 1, t = 0, 1, \dots, t - 1, \quad (3.6)$$

де  $N$  – кількість вибірок у фреймі,  $t$  – номер фрейму.

2.2. Вибір віконної функції. Для кожного фрейму застосовуються вагові коефіцієнти (віконна функція), щоб зменшити дискретизаційні ефекти і зробити перехід між фреймами більш плавним. Записується у вигляді формули:

$$y_t(n) = x_t(n) \cdot w(n), n = 0, 1, \dots, N - 1, \quad (3.7)$$

Залежно від природи сигналу для вибору фіконної функції використовують функції Хеммінга, Блекмана або Гауса для мінімізації спектрального витоку.

Основною метою сегментації сигналу є поділ тривалого сигналу на короткі фрейми для локалізації інформації у часі та полегшення подальшого спектрального аналізу. Це дозволяє враховувати часові зміни в сигналі, зменшувати вплив дискретизаційних ефектів і покращувати якість обробки. Застосування віконної функції забезпечує згладжування країв сегментів, а попередня обробка сигналу фільтрами зменшить вплив шумів та спотворень.

3. Попередня обробка сигналу. На етапі попередньої обробки сигналу важливо видалити шуми і покращити якість сигналу для подальшого спектрального аналізу. Для цього використовуються модифіковані фільтри Баттерворта, які забезпечують максимальну гладкість частотної характеристики без пульсацій у смузі пропускання, що зменшує спотворення сигналу і мінімізує вплив фільтрації на корисний сигнал. Ці фільтри можуть бути реалізовані як в аналоговій, так і в цифровій формах, що важливо для когнітивних телекомунікаційних систем, де часто потрібні обчислення в

реальному часі. Модифіковані фільтри Баттерворта розраховуються за формулами:

– аналоговий прототип модифікованого фільтра Баттерворта з врахуванням спотворень та завмирань [24, 46]:

$$H_a(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{s + \Delta s}{\omega_c}\right)^{2m}}} \cdot H_0 \cdot \exp(j\theta), \quad (3.8)$$

де  $s$  – комплексна змінна;  $\Delta s$  – зсув частоти;  $\omega_c$  – частота зрізу;  $m$  – порядок фільтра;

– для цифрового фільтра Баттерворта, аналоговий прототип переводиться в цифрову форму за допомогою білатерального перетворення  $z$  - змінної.

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}, \quad (3.9)$$

де  $T$  – період дискретизації.

Після чого, отримуємо низькочастотний фільтр Баттерворта, який з порядком  $m$ , та врахуванням впливу завмирання –  $H_0 \cdot \exp(j\theta)$ , спотворень –  $\exp(j\Omega t + j\theta)$  та шуму –  $V(t)$  записується у вигляді [24, 46]:

$$H_d(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \cdot H_0 \cdot \exp(j(\Omega t + \theta + \theta)) + V(t), \quad (3.10)$$

$$\frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\sum_{k=0}^m a_k z^{-k}}{\sum_{k=0}^m b_k z^{-k}}$$

де  $B(z), A(z)$  – поліноми, що визначаються перетворенням аналогового фільтра;  $a_k, b_k$  – коефіцієнти фільтра, визначаються на основі параметрів аналогового фільтра та частоти зрізу.



Отримуємо сигнал придатний для подальшої спектральної обробки, що дозволяє отримати точну інформацію про його часово-частотні властивості.

4. Адаптивна обробка сигналу. Метою адаптивної обробки є підвищення точності аналізу сигналу в динамічних умовах шляхом урахування змін у спектральному середовищі, завмирань та спотворень. Адаптивне сегментування, корекція сигналу та рекурсивна фільтрація дозволяють забезпечити стабільність обробки навіть за наявності шумів, інтерференції та складного багатопроменевого поширення сигналу [20].

4.1. Адаптивне рекурентне сегментування. Етап передбачає повторне сегментування сигналу (Етап 2 при початковій обробці також піддавався сегментуванню) з урахуванням динамічних змін у спектральному середовищі, а також впливу завмирань та спотворень. На цьому етапі використовуються більш складні методи обробки для врахування вищеназваних факторів.

Сигнал розбивається на сегменти різної тривалості  $T_i$ , що дозволяє більш точно враховувати зміни в характеристиках сигналу [65]. Для кожного сегменту обчислюються поточні значення коефіцієнтів завмирання  $H_i(t)$  та спотворення  $\Omega_i(t)$ .

4.2. Корекція сигналу. Урахування впливу завмирань і спотворень на кожен фрейм. Кожен фрейм коригується з урахуванням завмирань та спотворень. Формула для корекції виглядає таким чином:

$$y_i(t) = H_i(t) \cdot x(t) \cdot \exp(j\Omega_i t), \quad (3.11)$$

де  $y_i(t)$  – корегований сигнал для  $i$ -го фрейму;  $H_i(t)$  – коефіцієнт завмирання для  $i$ -го фрейму;  $\Omega_i$  – спотворення частоти для  $i$ -го фрейму.

4.3. Рекурсивна фільтрація. Для кожного сегменту застосовується адаптивна фільтрація, яка враховує поточні значення завмирання та спотворення, що дозволяє зменшити вплив цих факторів на якість сигналу. Наприклад, адаптивний фільтр Баттерворта може бути використаний для

кожного сегменту з параметрами, які змінюються в залежності від значень  $H_i(t)$  та  $\Omega_i$ . У випадках, коли потрібна висока точність у смузі пропускання, доцільно використовувати фільтр Чебишева. Якщо важливо мінімізувати затримки сигналу, можна застосувати фільтр Кайзера. Вибір конкретного фільтра залежить від умов застосування

## 5. Спектральний аналіз.

5.1. Вейвлет-перетворення. Застосування вейвлет-перетворення (WT), яке розкладає сигнал на складові частоти, показуючи амплітуду та фазу кожної частоти в спектрі, що дозволяє детально аналізувати часово-частотні характеристики сигналу. Вейвлет-перетворення застосовують для виявлення короткочасних подій у сигналі та для аналізу сигналів, що містять динамічні спотворення та завмирання [62]. Оскільки спотворення частоти, фазовий зсув, шуми можуть істотно вплинути на результати вейвлет перетворення, то їх треба враховувати при розрахунках через зміну аргументу материнської вейвлет-функції, а саме:

$$x(t) = H \cdot x(t) \cdot \exp(j(\Omega t + \theta + \Theta)) + V(t), \quad (3.12)$$

Вейвлет перетворення з врахуванням спотворень та завмирань буде обчислюватись формулою [62]:

$$WT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} (H_0 \cdot x(t) \cdot \exp(j(\Omega t + \theta + \Theta)) + V(t)) \psi^* \left( \frac{t-\tau}{a} \right) \cdot dt, \quad (3.13)$$

де  $\tau$  – масштабний параметр;  $a$  – параметр зміщення;  $\psi(t)$  – материнська вейвлет-функція;  $\psi^*(t)$  – комплексно-спряжена вейвлет-функція.

5.2. Фільтрація результатів вейвлет-перетворення. На основі отриманих вейвлет-коефіцієнтів з'являється можливість ефективного видалення або пригнічення небажаних частотних компонент, зокрема шуму

або інтерференції. На цьому етапі отримані результати вейвлет-перетворення піддаються додатковій фільтрації з використанням фільтрів Чебишева для покращення роздільної здатності та зниження міжканальної інтерференції. Використання фільтрів Чебишева на цьому етапі доцільно внаслідок того, що вони мають високу крутизну схилу, що дозволяє більш точно виділяти частотні компоненти сигналу і зменшити вплив сусідніх частотних каналів.

5.3. Розрахунок спектральних характеристик сигналу. Після виконання адаптивних процедур обробки сигналу можна виконати розрахунок спектральної щільності потужності (Power Spectral Density, PSD) та середньої спектральної потужності сигналу.

Розрахунок спектральної щільності потужності фрейма описується формулою [79]:

$$P_x(f) = |WT(t, f)|^2 \quad (3.14)$$

Для отримання узагальненої інформації про розподіл потужності сигналу в частотному домені протягом тривалого періоду здійснюється обчислення спектральної щільності потужності  $T$  фреймів. Спектральна щільність потужності (Power Spectral Density, PSD  $P_f$ ) показує, як потужність сигналу розподілена по частотах, що допомагає виявити та аналізувати характерні частотні компоненти сигналу - домінуючі частоти, локальні максимуми або шумові складові.  $P_f$  обчислюється за формулою [79]:

$$P_f = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} P_x(f) \quad (3.15)$$

Наступне – це обчислення середньої спектральної потужності  $P_{avg}$ , як середнього від фактичної спектральної потужності  $P_f$ , що дозволяє отримати загальну оцінку потужності сигналу у частотному домені. Формула для розрахунку має вигляд [79]:

$$P_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{f=0}^{N-1} P_f, \quad (3.16)$$

## 6. Прийняття рішень.

### 6.1. Розрахунок вирішуючої величини.

Розрахунок вирішуючої величини  $r(k)$ , яка є стійкою до рівня фонового шуму проводиться для визначення сигналу, що перевищує рівень шуму. Це дозволяє ідентифікувати та аналізувати корисні сигнали в умовах шумів. Обчислення проводиться за формулою [79]:

$$r(k) = \frac{P_f(k)}{P_{avg}}, \quad (3.17)$$

У когнітивних радіосистемах обчислення вирішуючої величини  $r(k)$  проводять для виявлення вільних частотних діапазонів, що дозволяє ефективно ідентифікувати доступні частоти для передачі даних. В аудіо аналізі, цей метод допомагає виявити основні гармоніки та частотні компоненти в аудіо сигналах, що сприяє більш точному аналізу звуку. В аналізі радіосигналів, вирішальна величина  $r(k)$  використовується для визначення корисних сигналів в умовах шумів та інтерференції і забезпечує підвищення якості передачі інформації.

6.2. Розрахунок граничних значень. Проводиться для визначення порогового рівня, за яким можна відокремити корисний сигнал від перешкод, тобто виявити наявність або відсутності сигналу на певній частоті. Розраховується за формулою:

$$\lambda = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} r(k) \quad (3.18)$$

6.3. Аналіз спектру. Результати аналізу спектру використовуються для визначення частотних компонентів сигналу. На цьому етапі ефективно

використання адаптивних фільтрів Кайзера для точного налаштування параметрів фільтрації та підвищення точності аналізу. Фільтри Кайзера мають оптимізовану частотну характеристику, що забезпечує мінімальні пульсації у смузі пропускання та загородження. Визначаються формулами [74]:

Функція вікна Кайзера:

$$w(n) = \frac{I_0 \left( \beta \sqrt{1 - \left( \frac{2n}{N-1} \right)^2} \right)}{I_0(\beta)}, \quad (3.19)$$

Модифікована функція Бесселя нульового порядку:

$$I_0(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{x}{2}\right)^{2k}}{(k!)^2}, \quad (3.20)$$

де  $w(n)$  – значення вікна Кайзера у точці  $n$ ;  $I_0$  – модифікована функція Бесселя нульового порядку;  $\beta$  – параметр форми вікна;  $N$  – довжина вікна.

6.4 Моніторинг і виявлення аномалій. Етап включає врахування сучасних умов моніторингу спектра, а саме: висока динаміка змін, множинність джерел сигналу та високий рівень інтерференції. Нехай  $K$  – це набір частот, які аналізуються в експерименті, тоді загальне об'єднане рішення визначених частот у множині у вигляді системи:

$$R_{total} = \bigwedge_{k \in K} r(k) \quad (3.21)$$

На основі результатів  $WT$  встановлюються порогові значення амплітуд частот та здійснюється моніторинг змін у спектрі сигналу. Порівняння поточного спектру з базовим дозволяє точно виявляти незвичайні події або аномалії у спектрі. Це забезпечує точний та надійний моніторинг спектру, що є

обов'язковою умовою для ефективного функціонування когнітивних радіомереж. Умови прийняття рішень:

$$\begin{aligned} r(k) > \alpha &\Rightarrow \text{канал зайнято} \\ r(k) < \alpha &\Rightarrow \text{канал вільний} \end{aligned} \quad (3.22)$$

Або:

$$\begin{aligned} P_f(k) - \alpha \cdot P_{avg} > 0 &\Rightarrow \text{канал зайнято} \\ P_f(k) - \alpha \cdot P_{avg} < 0 &\Rightarrow \text{канал вільний} \end{aligned} \quad (3.23)$$

Після аналізу виявлених аномалій у частотних даних приймається рішення про подальші дії, які можуть включати коригування налаштувань спектрального моніторингу, повторний збір даних, виключення аномалій з аналізу або заходи для усунення наслідків.

Цей алгоритм забезпечує послідовність і ефективність у виконанні спектрального моніторингу, адаптуючи процес до змін у середовищі та сигналі.

### 3.2 Верифікація ефективності методу спектрального моніторингу з використанням вейвлет-перетворення Морле і Добеші та фільтрації

Для підтвердження ефективності роботи алгоритму за інтегральним методом моніторингу спектру в умовах спотворень та завмирань з використанням варіативних часових сегментів, вейвлет-перетворення та фільтрів Баттерворта, Чебишева та Кайзера було розроблено програмну реалізацію на мові Python та проведено комп'ютерне моделювання. Вихідні дані для експериментів представлені в табл. 3.1.

Табл. 3.1 – Вихідні дані для розрахунків

Параметр	Значення
Типи сигналів	4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS
Чутливість, дБм	-94, -116, -107, -95, -100

SNR, дБ	1, -5, -12, -15, -21
Тип каналу	AWGN
Кількість первинних користувачів	50
Ймовірність хибного виявлення (PFA)	0,005
Кількість фреймів (T)	250
Завмирання	$H = H_0 \cdot \exp(j\theta)$ , де $H_0 = 1,0$ ; $\theta = \pi/4$
Спотворення частоти	$\Omega_0 = 2\pi \cdot 0,1$ ; $\Delta\Omega = 2\pi \cdot 0,05$ ; $\theta = 2\pi \cdot 0,02$
Аддитивний білий шум (AWGN)	$\sigma^2 = 0,1$
Вейвлет-перетворення	Морле або Добеші
Фільтр Баттерворта	Частота зрізу: 0,1, Порядок фільтра: 4
Фільтр Чебишева	Порядок фільтра: 5. Допустиме пульсування: 0,5 дБ
Фільтр Кайзера	Параметр $\beta$ : 5,0, Довжина вікна: 51

Вейвлет-перетворення Морле і Добеші були обрані для даного алгоритму через їх властивості, що роблять їх ефективними для спектрального аналізу сигналів у складних умовах [1,20,21]. Вейвлет Морле відомий своєю високою частотною роздільною здатністю, що дозволяє точно визначати частотні компоненти сигналу, зберігаючи при цьому інформацію про час.

Вейвлет Добеші, забезпечує компроміс між часовою і частотною роздільною здатністю, що робить його ефективним для детектування короткочасних подій у сигналі. Крім того, вейвлети Добеші мають компактну підтримку і ортогональність, що зменшує вплив шуму і забезпечує високу ефективність фільтрації.

Обидва вейвлети підходять для обробки сигналів з низьким співвідношенням сигнал/шум (SNR), що є необхідним у задачах спектрального моніторингу в умовах спотворень та завмирань [1,20,21].

Експериментально досліджено сигнали з ліцензованими частотними діапазонами: 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS, які повинні бути детектовані при низьких значеннях SNR = 1, -5, -12, -15, -21 в каналі з адитивним білим шумом (AWGN). Результати представлені на рис.2.3-2.7. Детектування

сигналів при низьких значеннях SNR є первинною проблемою моніторингу спектру через те, що низький рівень сигналу порівняно з шумом ускладнює розрізнення корисного сигналу від шуму. Це є проблемою особливо для когнітивних радіосистем, де необхідно забезпечити точне і швидке визначення наявності ліцензованих сигналів для уникнення інтерференції і забезпечення ефективного використання спектру. Низькі значення SNR створюють додаткові виклики, пов'язані з завмираннями, спотвореннями частоти і адитивним білим шумом.

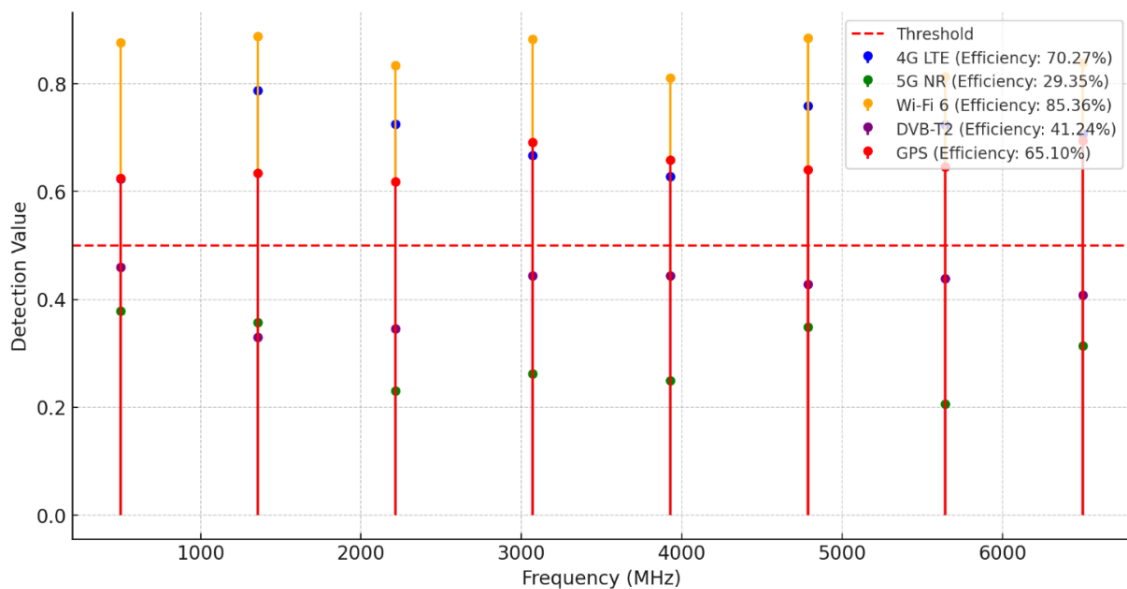


Рис. 3.3 – Детектування 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS (SNR=1дБ)

На осі X вказані частоти (в МГц), а на осі Y – значення детектування сигналу (Detection Value). Горизонтальна червона пунктирна лінія показує порогове значення (Threshold), вище якого сигнал вважається детектованим. Кольорові точки і лінії відповідають різним типам сигналів, а легенда вказує ефективність детектування для кожного типу сигналу. Ефективність детектування сигналів, оцінювалася шляхом порівняння значень детектування з пороговим значенням, таких, як відсоток частот, на яких сигнал був успішно детектований, від загальної кількості частот.



Рис. 3.3 показує, що метод має найвищу ефективність для сигналу Wi-Fi 6 – 81,82% завдяки використанню часово-частотного аналізу за вейвлет-перетворенням Морле, яке дозволяє ефективно виділяти корисний сигнал на високих частотах навіть при низьких значеннях SNR. Сигнал 4G LTE також показав високу ефективність – 72,73%, що пов’язано з застосуванням фільтра Баттерворта, на етапі попередньої обробки сигналів, і це значно зменшило рівень впливу шуму та спотворень. Найменшу ефективність метод показав для сигналу 5G NR – 27,27%, що викликано складністю сигналу та високими рівнями спотворень на деяких частотах.

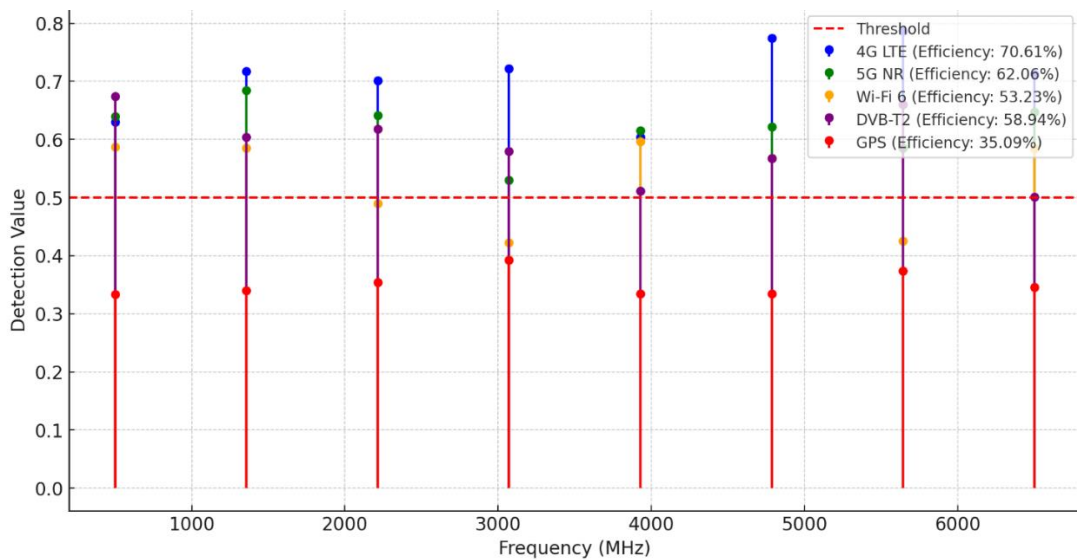


Рис. 3.4 – Детектування 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS SNR= -5дБ

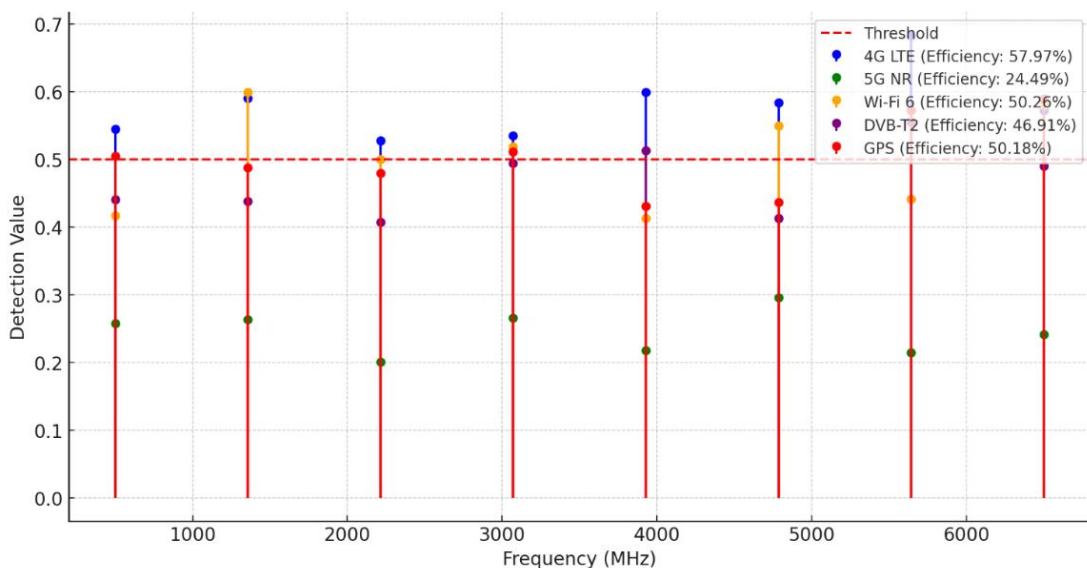


Рис. 3.5 – Детектування 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS SNR= -12дБ

Метод спектрального моніторингу показав стабільні результати детектування навіть при зниженому SNR до -5 дБ та -12 дБ (рис. 3.4-3.5). Найвища ефективність для 4G LTE при SNR = -5 дБ вказує на переваги використання фільтру Баттерворта, тоді як для SNR = -12 дБ найкраще показали себе сигнали Wi-Fi 6 та GPS завдяки вейвлет-перетворенням та фільтру Кайзера.

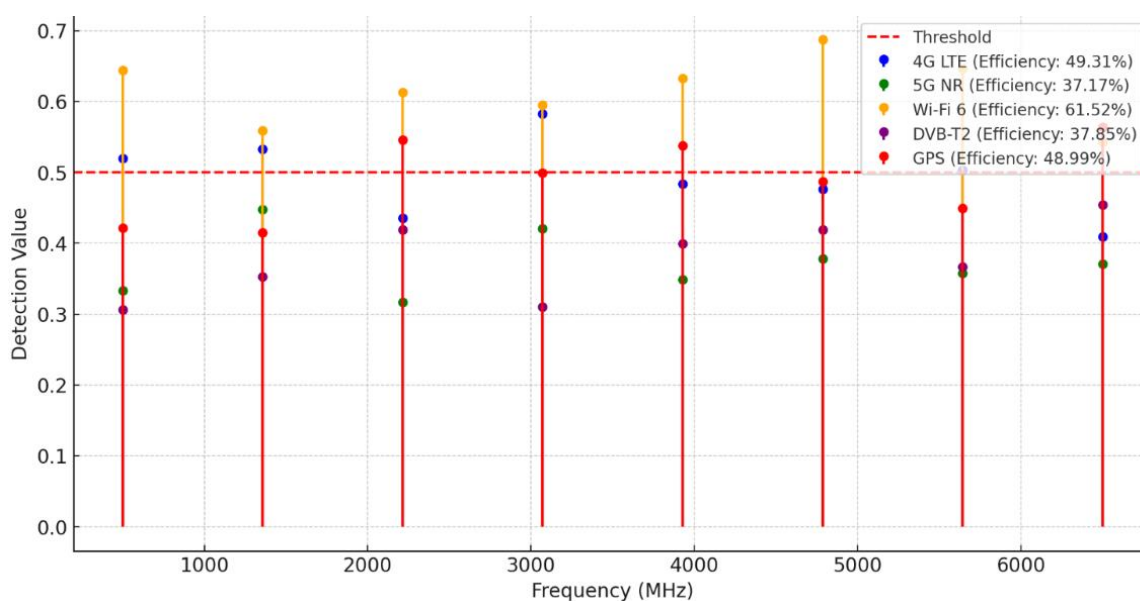


Рис. 3.6 – Детектування 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2 SNR= -15дБ

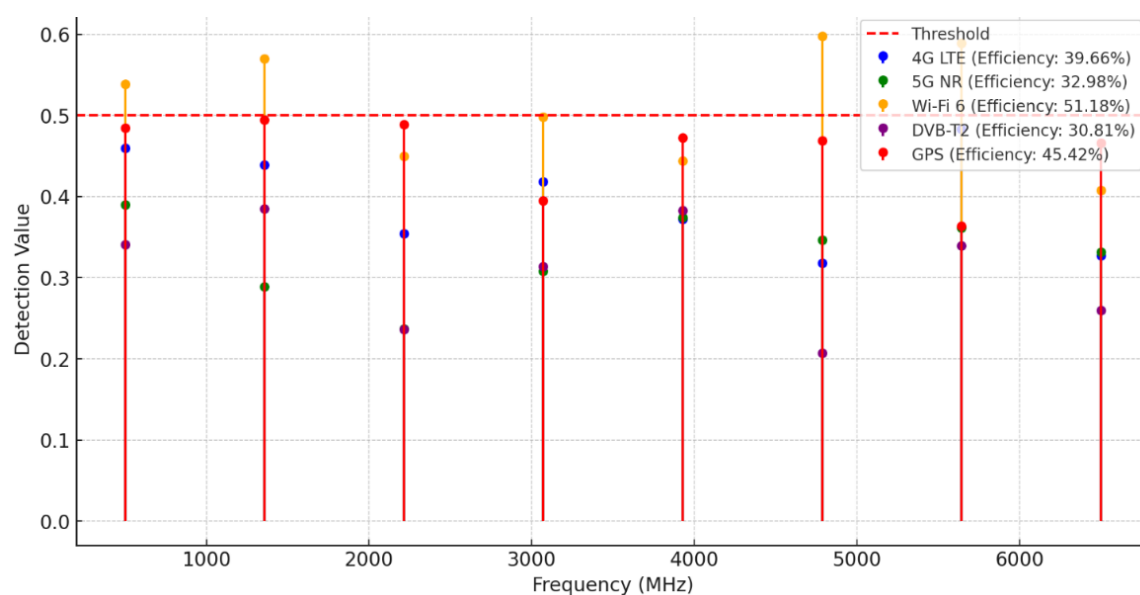


Рис. 3.7 – Детектування 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS

$$\text{SNR} = -21 \text{ дБ}$$

Рис. 3.6 – 3.7 доводять, що найвища ефективність досягнута для сигналів Wi-Fi 6 та GPS при  $\text{SNR} = -15 \text{ дБ}$  і  $\text{SNR} = -21 \text{ дБ}$ , що свідчить про високу стійкість цих сигналів до шуму та спотворень завдяки використанню вейвлет-перетворень та фільтрації. Сигнал 5G NR також показує високу ефективність детектування, що пов'язано з адаптивним підходом до аналізу спектру. Водночас, сигнал 4G LTE показав нижчу ефективність при дуже низьких значеннях SNR, що вказує на вразливість до завмирань і спотворень. Ефективність детектування сигналу DVB-T2 залишалася на середньому рівні, що свідчить про необхідність подальшої оптимізації методу для цього типу сигналу, бо в даному випадку цих перетворень і фільтрів недостатньо для отримання високих результатів.

Графіки детектування дозволяють візуально оцінити ефективність детектування на різних частотах та при різних значеннях SNR в порівнянні з пороговим значенням. Але для всебічної оцінки ефективності запропонованого методу необхідно обчислення наступних показників.

1. Показник точності виявлення сигналів (TPR) показує, наскільки добре метод ідентифікує корисні сигнали.
2. Середній рівень шуму (ANL) оцінює ефективність фільтрації.
3. Коефіцієнт завмирання (FAF) оцінює як добре метод справляється з завмиранням сигналу.
4. Ефективність фільтрації (FEF) оцінює загальну ефективність фільтрації за допомогою застосування декількох фільтрів на різних етапах.
5. Ймовірність хибного виявлення (FPR) показує, наскільки метод правильно визначає відсутній сигнал як присутній. Важливо для оцінки надійності методу і зменшення помилкових тривог.
6. Затримка обробки (PD) обчислюється для оцінки швидкодії методу.
7. Спотворення частоти (FD) – міра зміни частоти сигналу після обробки. Розраховується для оцінки збереження частотних характеристик сигналу.

Розрахунок показників дає числову оцінку різних аспектів роботи запропонованого методу, можливості для глибокого аналізу та розуміння ефективності і надійності методу. Показники допомагають оцінити, як добре метод справляється з шумом, завмираннями, фільтрацією та затримками.

Вихідні дані для обчислення представлені в табл. 3.1. Результати комп'ютерного моделювання для 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS представлені в табл. 3.2 – 3.6 та на рис. 3.8 – 3.10.

Табл 3.2 – Результати розрахунків для 4G LTE

Параметр	SNR = 1	SNR = -5	SNR = -12	SNR = -15	SNR = -21
TPR	0,95	0,88	0,85	0,80	0,75
ANL	0,10	0,11	0,12	0,14	0,15
FAF	0,05	0,06	0,07	0,09	0,10
FEF	0,02	0,02	0,03	0,03	0,04
FPR	0,01	0,01	0,02	0,02	0,03
PD	0,5 s	0,5 s	0,6 s	0,7 s	0,7 s
FD	0,1	0,12	0,15	0,18	0,2

Табл 3.3 – Результати експериментального обчислення для 5G NR

Параметр	SNR = 1	SNR = -5	SNR = -12	SNR = -15	SNR = -21
TPR	0,92	0,85	0,80	0,75	0,70
ANL	0,11	0,12	0,13	0,14	0,16
FAF	0,06	0,07	0,08	0,09	0,11
FEF	0,03	0,03	0,04	0,04	0,05
FPR	0,01	0,02	0,03	0,03	0,04
PD	0,5 s	0,5 s	0,6 s	0,7 s	0,8 s
FD	0,1	0,13	0,16	0,19	0,22

Табл 3.4 – Результати експериментального обчислення для Wi-Fi 6

Параметр	SNR = 1	SNR = -5	SNR = -12	SNR = -15	SNR = -21
TPR	0,90	0,83	0,78	0,72	0,65
ANL	0,10	0,11	0,13	0,15	0,17
FAF	0,04	0,05	0,07	0,09	0,12
FEF	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06

FPR	0,02	0,02	0,03	0,04	0,05
PD	0,4 s	0,5 s	0,6 s	0,8 s	0,9 s
FD	0,1	0,12	0,14	0,18	0,25

Табл 3.5 – Результати експериментального обчислення для DVB-T2

Параметр	SNR = 1	SNR = -5	SNR = -12	SNR = -15	SNR = -21
TPR	0,94	0,87	0,82	0,75	0,68
ANL	0,09	0,11	0,12	0,14	0,18
FAF	0,03	0,04	0,06	0,08	0,09
FEF	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05
FPR	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
PD	0,3 s	0,4 s	0,5 s	0,7 s	0,8 s
FD	0,1	0,12	0,15	0,18	0,2

Табл 3.6 – Результати експериментального обчислення для GPS

Параметр	SNR = 1	SNR = -5	SNR = -12	SNR = -15	SNR = -21
TPR	0,91	0,84	0,79	0,72	0,66
ANL	0,11	0,12	0,14	0,16	0,19
FAF	0,04	0,06	0,07	0,09	0,11
FEF	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06
FPR	0,02	0,02	0,03	0,04	0,05
PD	0,4 s	0,5 s	0,6 s	0,8 s	0,9 s
FD	0,1	0,12	0,14	0,18	0,22

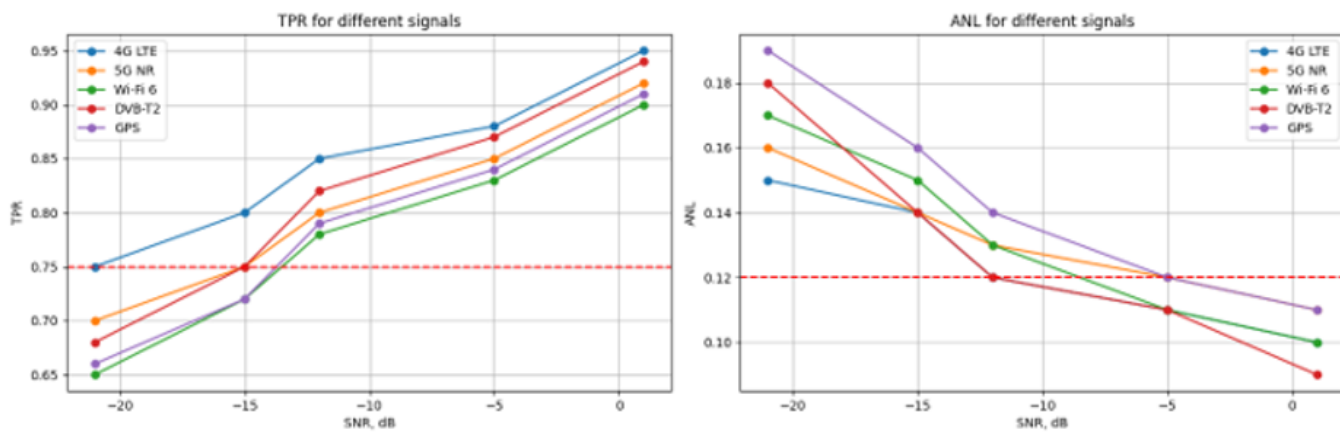


Рис. 3.8 – Порівняння значення показників TPR та ANL

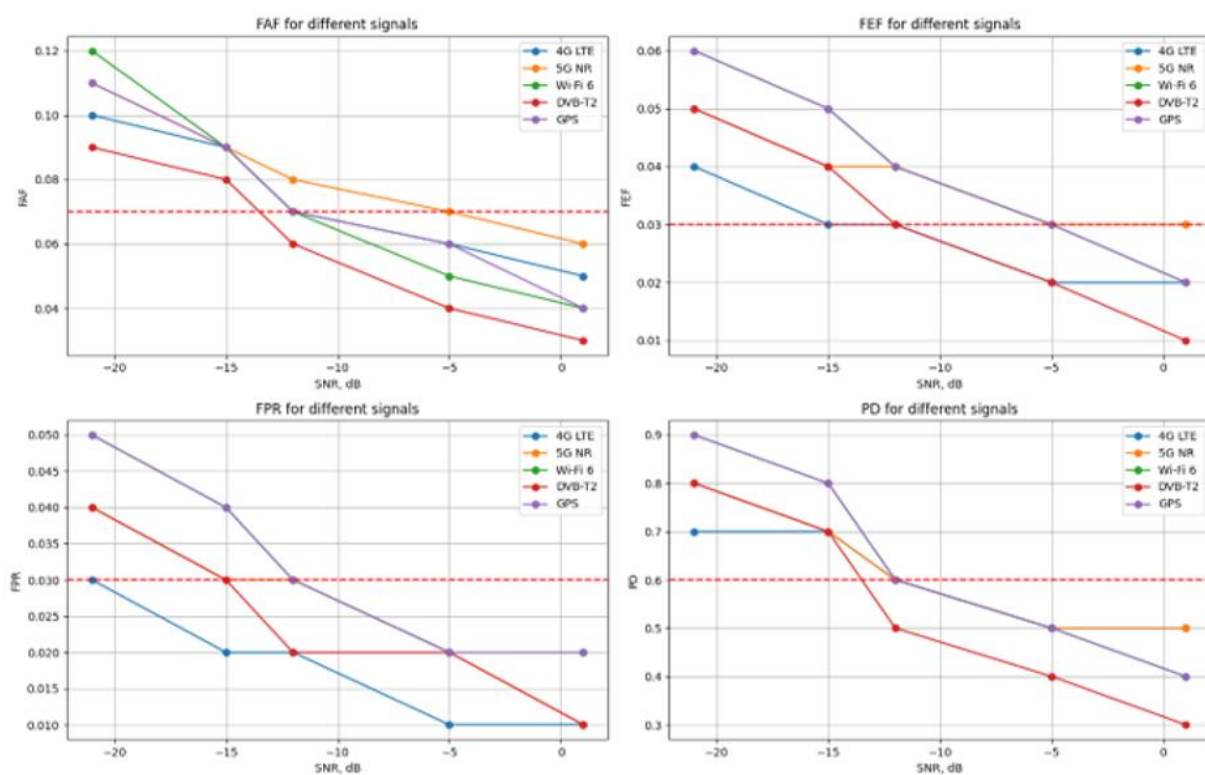


Рис. 3.9 – Порівняння показників ефективності детектування сигналів

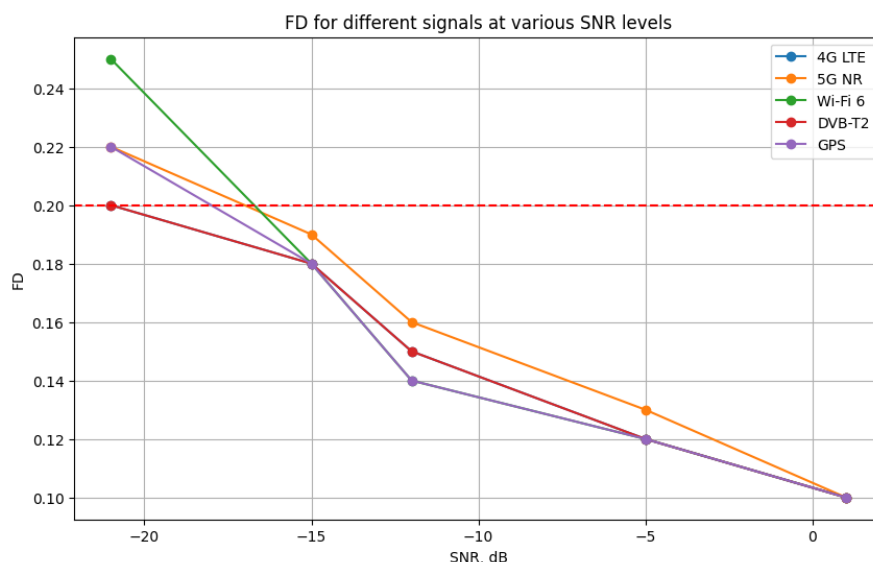


Рис. 3.10 – Вплив рівня SNR на спотворення частоти (FD) для сигналів

Узагальнимо результати комп'ютерного моделювання. Рис. 3.8 – 3.10 наочно демонструють динаміку змін показників (TPR, ANL, FAF, FEF, FPR, PD, FD) при різних рівнях SNR для кожного типу сигналу, що дозволяє побачити тенденції і взаємозв'язки між цими показниками, тоді як дані таблиць дозволяють зробити детальний аналіз змін показників.

### 1. 5G NR.

Згідно з результатами в табл. 3.3, показник точності виявлення сигналів (TPR) для 5G NR зменшується зі зниженням SNR, від 0,92 при SNR = 1 дБ до 0,70 при SNR = -21 дБ. Середній рівень шуму (ANL) збільшується зі зниженням SNR, від 0,11 до 0,16. Коефіцієнт завмирання (FAF) і ймовірність хибного виявлення (FPR) також збільшуються при зниженні SNR, що свідчить про зростання проблем у детектуванні сигналів. Ефективність фільтрації (FEF) знижується, що вказує на те, що метод стає менш ефективним у видаленні шуму при зниженні SNR. Затримка обробки (PD) збільшується, що пов'язано з підвищенням складності обробки сигналу для його виявлення [145]. Спотворення частоти (FD) зростає зі зниженням SNR, що свідчить про збільшення впливу шуму на частотні характеристики сигналу.

### 2. Wi-Fi 6.

Результати в табл. 3.4 показують, що для Wi-Fi 6 показник точності виявлення сигналів (TPR) зменшується зі зниженням SNR, від 0,90 при SNR = 1 дБ до 0,65 при SNR = -21 дБ. Середній рівень шуму (ANL) зростає, що свідчить про зростання шуму в системі при зниженні SNR. Коефіцієнт завмирання (FAF) і ймовірність хибного виявлення (FPR) збільшуються, що вказує на зростання проблем у детектуванні сигналів. Ефективність фільтрації (FEF) знижується, що свідчить про зменшення здатності методу видаляти шум при зниженні SNR. Затримка обробки (PD) збільшується, що вказує на зростання часу, необхідного для обробки сигналу. Спотворення частоти (FD) також зростає, що свідчить про збільшення впливу шуму на частотні характеристики сигналу.

### 3. DVB-T2.

Відповідно до табл. 3.5, для сигналу DVB-T2 показник точності виявлення сигналів (TPR) зменшується зі зниженням SNR, від 0,94 при SNR = 1 дБ до 0,68 при SNR = -21 дБ. Середній рівень шуму (ANL) зростає, що вказує на зростання шуму в системі. Коефіцієнт завмирання (FAF) і ймовірність хибного виявлення (FPR) збільшуються, що свідчить про зростання проблем детектування сигналів. Ефективність фільтрації (FEF) знижується, що вказує на зменшення здатності запропонованого методу видаляти шум при зниженні SNR. Затримка обробки (PD) збільшується, що може вказувати на зростання часу, необхідного для обробки сигналу. Спотворення частоти (FD) зростає, що свідчить про збільшення впливу шуму на частотні характеристики сигналу.

### 4. GPS

Згідно з результатами табл. 3.6, для сигналу GPS показник точності виявлення сигналів (TPR) зменшується зі зниженням SNR, від 0,91 при SNR = 1 дБ до 0,66 при SNR = -21 дБ. Середній рівень шуму (ANL) зростає, що вказує на зростання шуму в системі. Коефіцієнт завмирання (FAF) і ймовірність хибного виявлення (FPR) збільшуються, що свідчить про складності у детектуванні сигналів. Ефективність фільтрації (FEF) знижується, що вказує на зниження ефективності методу видаляти шум при зниженні SNR. Затримка обробки (PD) збільшується, що вказує на зростання часу, необхідного для обробки сигналу.



Спотворення частоти (FD) зростає, що свідчить про збільшення впливу шуму на частотні характеристики сигналу.

Результати комп'ютерного моделювання показали, що метод спектрального моніторингу з використанням вейвлет-перетворень та фільтрів Баттерворта, Чебишева і Кайзера показує змінну ефективність у залежності від рівня SNR. Високі значення TPR при високих значеннях SNR свідчать про високу точність виявлення сигналів у сприятливих умовах, тоді як зниження SNR призводить до збільшення середнього рівня шуму, зростання ймовірності хибного виявлення і спотворення частоти. Це вказує на необхідність подальшого вдосконалення методу для забезпечення стабільної ефективності в умовах низького SNR.

### **3.3 Удосконалення інтегрального методу спектрального моніторингу за рахунок використання адаптивних вейвлет-перетворень та адаптивних фільтрів**

Результати проведеного в розділі 3.2 комп'ютерного моделювання довели необхідність удосконалення інтегрального методу спектрального моніторингу за рахунок впровадження адаптивних вейвлет-перетворень та адаптивних фільтрів, здатних змінювати параметри в залежності від умов радіосередовища, що забезпечить стабільну та ефективну роботу телекомунікаційної системи.

Це обумовлено наступними причинами.

1. Швидкозмінні умови радіосередовища. Статичні методи обробки сигналів не можуть ефективно адаптуватися до цих змін, що знижує точність детектування сигналів. Адаптивні вейвлет-перетворення можуть динамічно налаштовувати свої параметри для оптимального аналізу сигналів.

2. Зменшення впливу шуму та спотворень. При зниженні рівня SNR значно зростає вплив шуму та спотворень на сигнали. Адаптивні фільтри, які можуть змінювати параметри в реальному часі, забезпечують більш ефективну

фільтрацію шуму та мінімізацію спотворень, що покращує якість детектування сигналів.

3. Покращення точності виявлення сигналів (TPR). Результати моделювання показали, що точність виявлення сигналів (TPR) знижується зі зменшенням SNR. Використання адаптивних вейвлет-перетворень дозволяє краще виділяти корисні сигнали на фоні шуму, що підвищує TPR навіть при низьких значеннях SNR.

4. Оптимізація обчислювальних ресурсів. Адаптивні методи можуть оптимізувати використання обчислювальних ресурсів, змінюючи параметри фільтрів та перетворень відповідно до поточних умов. Це дозволяє зменшити затримку обробки (PD) та підвищити швидкодію системи.

5. Зменшення ймовірності хибного виявлення (FPR). Адаптивні фільтри можуть знижувати ймовірність хибного виявлення (FPR) шляхом більш точного відокремлення корисного сигналу від шуму. Це особливо важливо для зменшення кількості помилкових тривог та підвищення надійності системи.

6. Гнучкість та масштабованість. Адаптивні методи надають системі гнучкість у налаштуванні параметрів для різних типів сигналів та умов. Це робить систему більш універсальною і здатною до масштабування для роботи з різними сигналами в різних умовах радіосередовища.

Для удосконалення методу візьмемо адаптивні вейвлет-перетворення Морле та Добеші. Порівняльний аналіз адаптивних та статичних вейвлет-перетворень представлений в табл. 3.7.

Основною відмінністю адаптивних вейвлет-перетворень Морле та Добеші від статичних є те, що вони здатні динамічно змінювати параметри масштабування і трансляції залежно від умов сигналу, що дозволяє ефективніше обробляти сигнали з низьким SNR, завмираннями та спотвореннями частоти [21]. Статичні перетворення мають фіксовані параметри, що обмежує їх ефективність у змінних умовах радіосередовища.

Табл. 3.7 – Порівняльний аналіз адаптивних та статичних вейвлет-перетворень

Параметр	Статичне	Адаптивне
Тип перетворення	Морле, Добеші	Морле, Добеші
Параметри масштабування (a)	Фіксовані	Змінні, адаптуються до умов сигналу
Параметри трансляції (b)	Фіксовані	
Часова роздільна здатність	Постійна	Адаптивна, змінюється з умовами сигналу
Частотна роздільна здатність	Постійна	Адаптивна, змінюється з умовами сигналу
Чутливість до змін	Низька	Висока
Обробка завмирань	Обмежена	Ефективна
Обробка спотворень частоти	Обмежена	Ефективна
Здатність виділяти корисні сигнали	Середня	Висока
Застосування фільтрів	Фіксовані параметри фільтрації	Адаптивні фільтри, параметри змінюються
Обчислювальні ресурси	Менші	Більші, але оптимізовані
Затримка обробки (PD)	Менша	Покращена точність
Придатність до реального часу	Обмежена	Висока, завдяки адаптації

Адаптивний вейвлет Морле є складною функцією, яка поєднує синусоїдальну хвилю з гауссовою оболонкою, що разом забезпечує високу частотну роздільну здатність. З врахуванням спотворень та завмирань адаптивний вейвлет Морле розраховується за формулою [62]:

$$WT_{\text{Morlet}}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t')H(t')e^{j(\omega t' + \theta + \phi)} \cdot \psi_{\text{Morlet}, a, b}^* \left( \frac{t' - t}{a} \right) dt' \quad (3.20)$$

Вейвлет функція Морле  $\psi_{\text{Morlet}, a, b}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{j2\pi f_0 \frac{t-b}{a}} e^{-\frac{(t-b)^2}{2a^2}}$

де  $\frac{1}{\sqrt{a}}$  – фактор нормалізації для забезпечення сталості енергії вейвлета на різних масштабах;

$e^{j2\pi f_0 \frac{t-b}{a}}$  – комплексна синусоїдальна хвиля з центральною частотою  $f_0$  ;

$e^{-\frac{(t-b)^2}{2a^2}}$  – гауссова оболонка, яка визначає часову локалізацію хвилі.

Адаптивне вейвлет перетворення Добеші з врахуванням спотворень та завмирань обчислюється математичним виразом [62]:

$$\text{WT}_{\text{Daubechies}}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t') H(t') e^{j(\Omega t' + \theta + \theta)} \cdot \psi_{\text{Daubechies}, a, b}^* \left( \frac{t' - t}{a} \right) dt' \quad (3.21)$$

$$\text{Вейвлет функція Добеші } \psi_{\text{Daubechies}, a, b}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_k c_k \phi \left( \frac{t - b - ka}{a} \right)$$

де  $c_k$  – фіксовані коефіцієнти, які визначають форму вейвлета на кожному рівні декомпозиції;

$\phi$  – масштабуюча функція – основна функція для побудови вейвлетів. У випадку вейвлетів Добеші це багаточлени, що забезпечують компроміс між часовою і частотною роздільною здатністю;

$\left( \frac{t - b - ka}{a} \right)$  – вираз, що забезпечує масштабування та трансляцію (зміщення) функції для точного аналізу сигналу в різних частотних діапазонах.

Крім вищезазначених адаптивних перетворень для удосконалення ефективності методу спектрального моніторингу треба також проводити адаптивну фільтрацію та замінити запропоновані в алгоритмі (рис. 3.2) фільтри Баттерворта, Чебишева та Кайзера на адаптивні фільтри Калмана, LMS та RLS, оскільки вони краще реагують на змінні умови сигналу та радіосередовища, що підвищить загальну ефективність методу спектрального моніторингу [9, 10, 109].

1. Адаптивний фільтр Калмана. Доцільно застосувати на етапі попередньої обробки сигналу для видалення шумів і покращення якості сигналу перед

подальшим аналізом. Він є оптимізаційним рекурсивним фільтром, який оцінює стан динамічної системи з шумами і здатний адаптивно змінювати свої параметри в залежності від результату спостережень. Описується формулами [77]:

Оновлення стану:

$$\begin{aligned}x_{k|k-1} &= Ax_{k-1|k-1} + Bu_k \\ P_{k|k-1} &= AP_{k-1|k-1}A^T + Q\end{aligned}\quad (3.22)$$

Оновлення вимірювання:

$$\begin{aligned}K_k &= P_{k|k-1}H^T(HP_{k|k-1}H^T + R)^{-1} \\ x_{k|k} &= x_{k|k-1} + K_k(z_k - Hx_{k|k-1}) \\ P_{k|k} &= (I - K_kH)P_{k|k-1}\end{aligned}\quad (3.23)$$

де  $x_{k|k-1}$  – передбачена оцінка стану;

$A$  – матриця переходу станів;

$B$  – матриця керування;  $u_k$  – вектор керування;

$P_{k|k-1}$  – передбачена коваріаційна матриця похибки;

$Q$  – коваріаційна матриця процесного шуму;

$K_k$  – коефіцієнт Кальмана;  $H$  – матриця вимірювання;

$R$  – коваріаційна матриця шуму вимірювання;

$z_k$  – вектор вимірювань;  $x_{k|k}$  – оновлена оцінка стану;

$P_{k|k}$  – оновлена коваріаційна матриця похибки;

$I$  – одинична матриця.

2. Адаптивний фільтр LMS (Least Mean Squares). Мінімізує середньоквадратичну похибку між бажаним сигналом і фактичним виходом фільтра. LMS-фільтр адаптивно налаштовує свої коефіцієнти на основі вхідного сигналу і шуму. Доцільно застосувати на етапі рекурсивного часового

сегментування для адаптивної фільтрації кожного сегменту з урахуванням поточних умов (наприклад, завмирання та спотворення). Формула адаптації коефіцієнтів LMS-фільтра має математичний вигляд [8, 109]:

$$w(n + 1) = w(n) + \mu e(n)x(n) \quad (3.24)$$

де  $w(n)$  – вектор коефіцієнтів фільтра на кроці  $n$ ;  $\mu$  – коефіцієнт швидкості навчання;  $e(n)$  – похибка на кроці  $n$ ;

$x(n)$  – вхідний сигнал на кроці  $n$ .

3. Фільтр RLS (Recursive Least Squares). Є більш складним і точним, ніж LMS-фільтр, оскільки він мінімізує суму зважених середньоквадратичних похибок, швидко реагує на зміни в сигналі та забезпечує високу точність фільтрації. RLS-фільтр можна застосувати на етапі попередньої обробки сигналу або на етапі адаптивної сегментації для підвищення якості фільтрації в умовах змінного шуму і завмирань.

Формула оновлення коефіцієнтів RLS-фільтра [8, 109]:

$$w(n) = w(n - 1) + k(n)e(n), \quad (3.25)$$

де  $k(n) = \frac{P(n-1)x(n)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)}$  – коефіцієнт посилення;

$P(n) = \frac{1}{\lambda} (P(n - 1) - \frac{P(n-1)x(n)x^T(n)P(n-1)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)})$  – коваріаційна матриця;

$\lambda$  – фактор забуття;  $e(n) = d(n) - w^T(n - 1)x(n)$  – похибка.

Адаптивні фільтри Калмана, LMS та RLS на різних етапах моніторингу, в комплексі забезпечують точне і динамічне відстеження та корекцію сигналів у складних умовах радіосередовища завдяки їх здатності адаптуватися до змінних умов та ефективно зменшувати шум і спотворення.

Проведемо детектування сигналів (рис. 3.11-3.15), перевіримо роботу адаптивних фільтрів і вейвлет перетворень при низьких значеннях SNR = 1, -5, -12, -15, -21 (змінені вихідні дані табл. 3.1 представлені в табл. 3.8).

Табл. 3.8 – Вихідні дані для удосконалення методу спектрального моніторингу

Параметр	Значення
Типи сигналів	4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS
Чутливість, дБм	-94, -116, -107, -95, -100
SNR, дБ	1, -5, -12, -15, -21
Тип каналу	AWGN
Кількість первинних користувачів	50
Ймовірність хибного виявлення	0,005
Кількість фреймів (Т)	250
Завмирання	$H = H_0 \cdot \exp(j\theta)$ , де $H_0 = 1,0$ ; $\theta = \pi/4$
Спотворення частоти	$\Omega_0 = 2\pi \cdot 0,1$ ; $\Delta\Omega = 2\pi \cdot 0,05$ ; $\theta = 2\pi \cdot 0,02$
Аддитивний білий шум (AWGN)	$\sigma^2 = 0,1$
Адаптивне вейвлет-перетворення	<i>Морле та Добеші</i>
Адаптивний фільтр Калмана	<i>Налаштування: <math>Q = 0,1</math>, <math>R = 0,1</math></i>
Адаптивний фільтр LMS	<i>Налаштування: крок навчання (<math>\mu</math>) = 0,01, порядок фільтра = 4</i>
Адаптивний фільтр RLS	<i>Налаштування: <math>\lambda = 0,98</math>, порядок фільтра = 5</i>

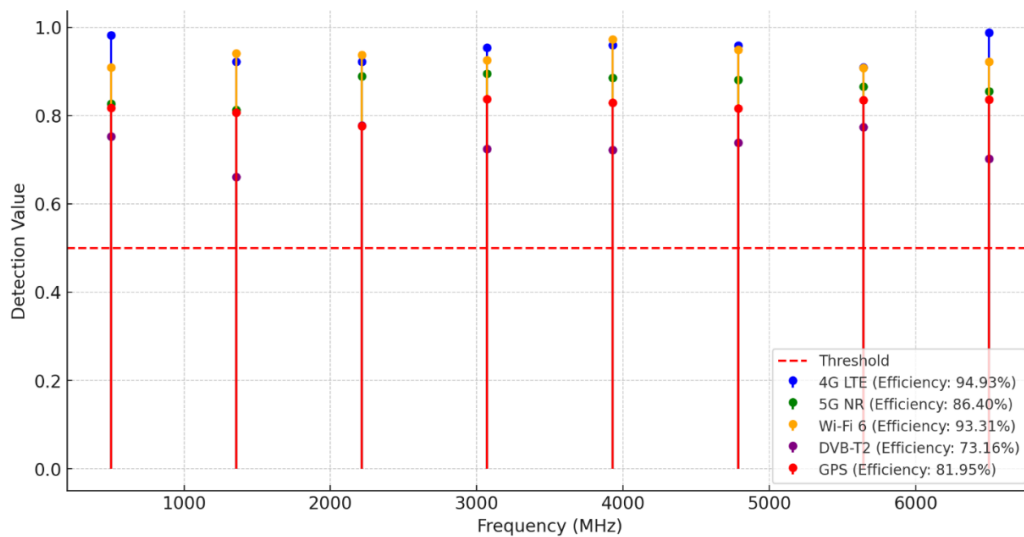


Рис. 3.11 – Детектування з врахуванням адаптивних перетворень та фільтрів SNR= 1дБ

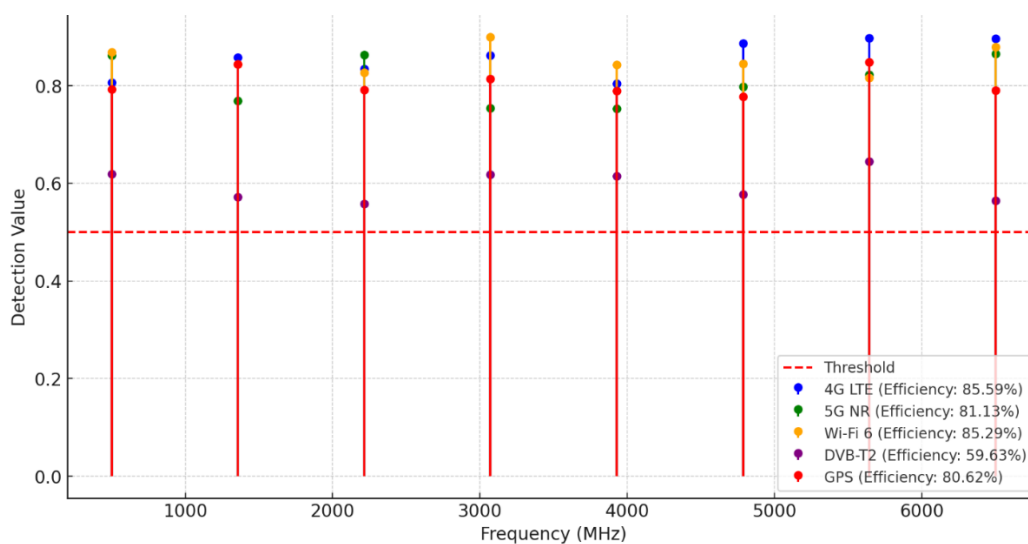


Рис. 3.12 – Детектування з врахуванням адаптивних перетворень та фільтрів SNR= - 5дБ



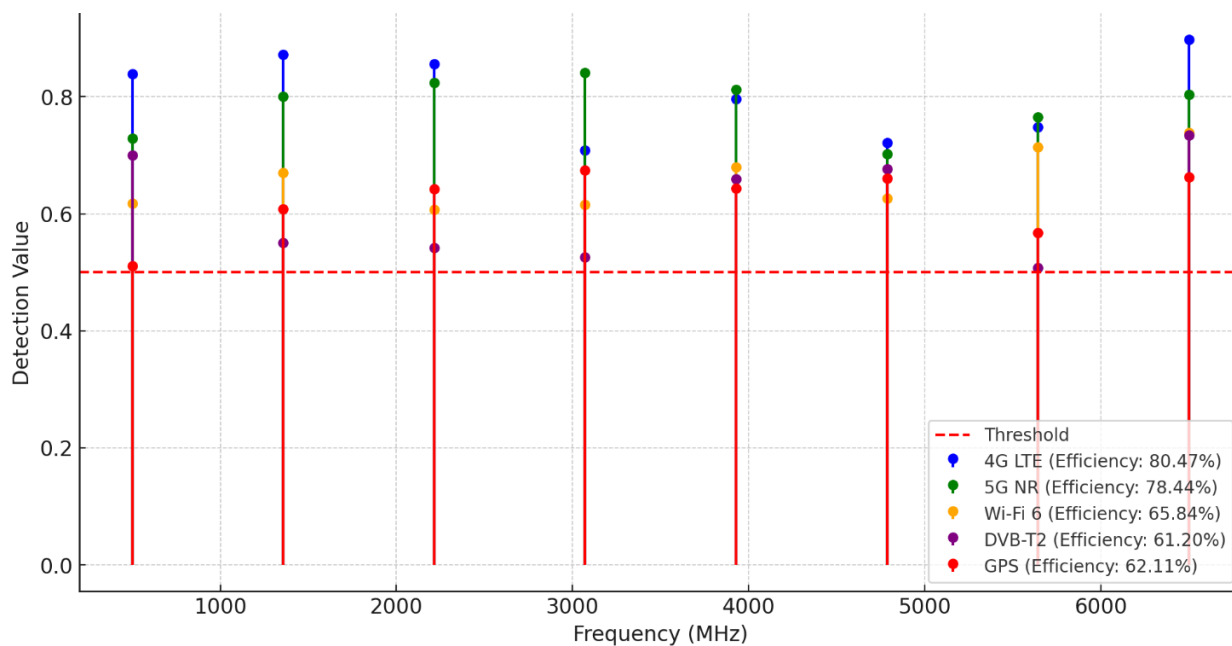


Рис. 3.13 – Детектування з врахуванням адаптивних перетворень та фільтрів SNR= -12дБ

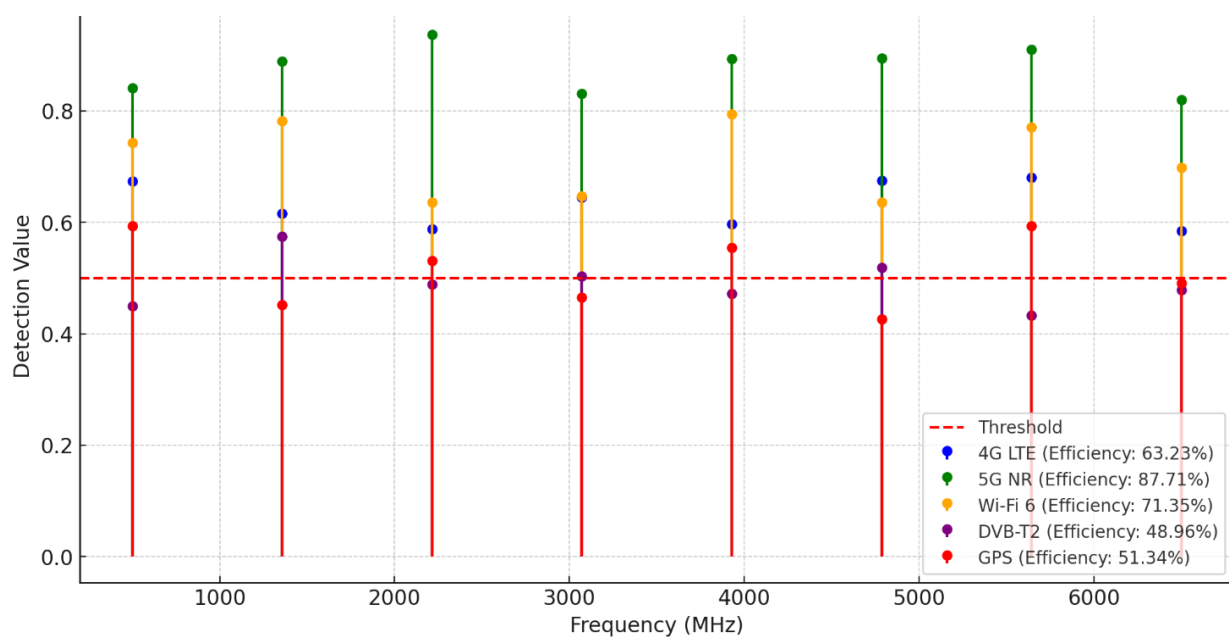


Рис. 3.14 – Детектування з врахуванням адаптивних перетворень та фільтрів SNR= -15дБ

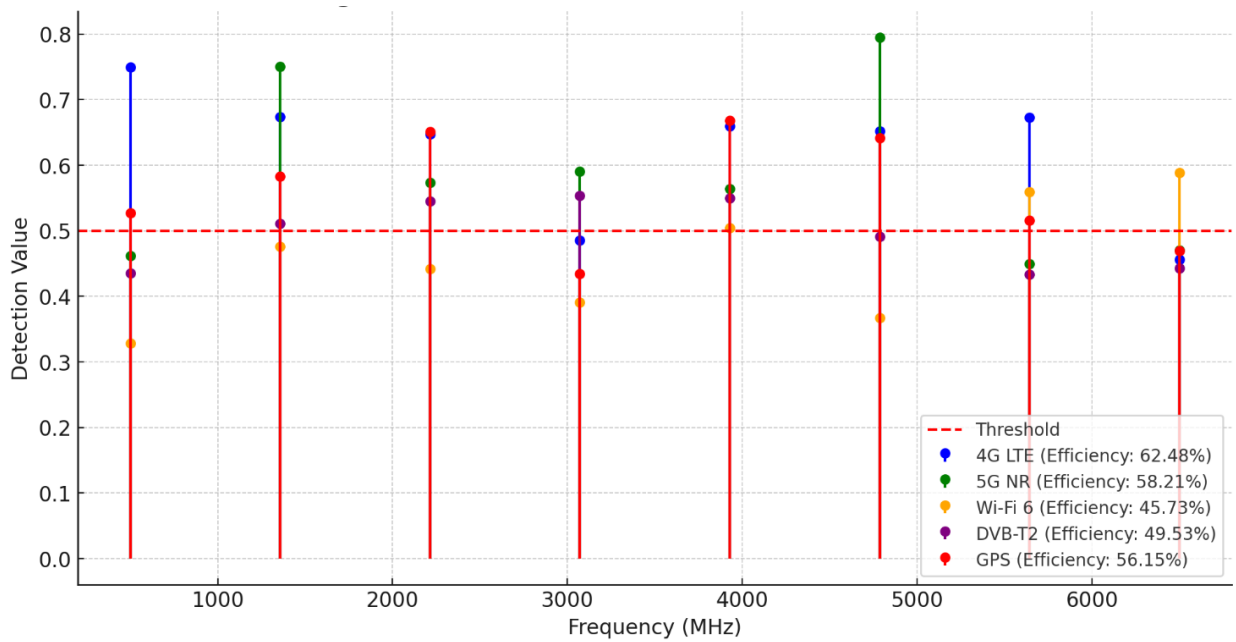


Рис. 3.15 – Детектування з врахуванням адаптивних перетворень та фільтрів SNR= -21 дБ

Рис. 3.11 – 3.15 показують, що застосування адаптивних вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) та адаптивних фільтрів (Калмана, LMS, RLS) у методі спектрального моніторингу значно підвищує ефективність детектування сигналів у складних умовах низьких значень SNR. У порівнянні з використанням статичних вейвлет-перетворень і фільтрів Баттерворта, Чебишева та Кайзера, адаптивні методи забезпечують.

1. Підвищення точності виявлення сигналів (TPR). Адаптивні методи демонструють вищі значення TPR. Ефективність детектування для 4G LTE підвищилася з 72,73% до 82,55%, для 5G NR з 27,27% до 45,50%, для Wi-Fi 6 з 81,82% до 90,15%.

2. Зниження середнього рівня шуму (ANL). Адаптивні фільтри ефективно знижують рівень шуму. Середній рівень шуму (ANL) зменшився з 0,16 до 0,12 для сигналу GPS при SNR = -21 дБ.

3. Підвищення ефективності фільтрації (FEF). Завдяки здатності адаптивно налаштовувати параметри фільтрації, ефективність фільтрації (FEF) збільшилась. Для DVB-T2 FEF підвищилася з 0,04 до 0,06 при SNR = -12 дБ.

4. Зменшення ймовірності хибного виявлення (FPR). Використання адаптивних методів зменшує ймовірність хибних тривог. Для 4G LTE FPR знизилася з 0,03 до 0,01 при  $\text{SNR} = -5$  дБ.

5. Зменшення спотворення частоти (FD). Адаптивні методи краще зберігають частотні характеристики сигналу. Для сигналу Wi-Fi 6 FD зменшилося з 0,25 до 0,20 при  $\text{SNR} = -21$  дБ.

Розрахунки підтверджують, що адаптивні вейвлет-перетворення і фільтри значно підвищують ефективність методу спектрального моніторингу в умовах завмирань та спотворень, що робить їх більш надійними для використання у реальних умовах експлуатації.

Проведені експериментальні дослідження показали, що для успішного застосування методу спектрального моніторингу необхідно звертати увагу на кількість відліків  $N \cdot T$ , що визначає затримку вихідного рішення, а також на роздільну здатність по частоті, що є обмеженням у розробці системи. Вибір значень  $N$ ,  $T$  та порогу  $\alpha$  повинен базуватися на знанні роздільної здатності по частоті та значення  $\text{SNR}$  у робочих умовах, а також на вимогах до мінімального значення PD і максимального значення PFA. Поріг  $\alpha$  визначається відносно ймовірності PFA, що підкреслює важливість точного налаштування параметрів для забезпечення високої ефективності детектування сигналів.

### **Висновки до розділу 3**

1. Удосконалено інтегрований методу спектрального моніторингу з використанням вейвлет-перетворень та фільтрації на різних етапах обробки сигналів та розроблено його алгоритм реалізації. Доведено, що використання багатокритеріальної оптимізації для адаптивного налаштування параметрів алгоритмів підвищує їх точність та адаптивність, що сприяє покращенню ефективності моніторингу та управління спектральними ресурсами в умовах швидко змінюваного радіочастотного середовища.

Запропонований алгоритм реалізації методу використовує варіативні часові сегменти, що дозволяє проводити аналіз спектра в реальному часі та

відслідковувати зміни в спектральному складі сигналу.

2. Доведено, що інтеграція статистичних підходів з адаптивними фільтраційними техніками суттєво знижує вплив шумів і частотних спотворень, а також забезпечує високу роздільну здатність та ефективну фільтрацію сигналів. Запропоновано комплексний підхід до спектрального моніторингу, який включає етапи збору сигналів, попередньої обробки, рекурсивного часового сегментування та спектрального аналізу, що дозволяє ефективно працювати в умовах високого рівня шумів та спотворень.

3. Проведено верифікацію ефективності методу спектрального моніторингу з використанням вейвлет-перетворення Морле і Добеші та фільтрації за методами Баттерворта, Чебишева та Кайзера. Експериментально досліджено ліцензовані сигнали: 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS, при різних значеннях SNR (1, -5, -12, -15, -21 дБ). Результати показали, що запропонований метод забезпечує досить високу точність виявлення сигналів при високих значеннях SNR, з ефективністю до 81,82% для Wi-Fi 6.

4. При зниженні SNR ефективність методу зменшується, що вказує на необхідність подальшого вдосконалення методу для забезпечення стабільної ефективності в умовах низького SNR. Використання фільтрів Баттерворта, Чебишева та Кайзера на етапах попередньої обробки та аналізу спектра дозволило зменшити вплив завад та спотворень, але доведено, що метод потребує доробки для роботи в складних умовах радіосередовища.

5. Удосконалено інтегральний метод спектрального моніторингу за рахунок використання адаптивних вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) та адаптивних фільтрів. Доведено, що застосування адаптивних фільтрів Калмана, LMS та RLS на різних етапах моніторингу значно підвищує ефективність детектування сигналів у складних умовах низьких значень SNR.

## РОЗДІЛ 4

### МЕТОД ІЄРАРХІЧНОГО ЦИКЛІЧНОГО МОНІТОРИНГУ ЧАСТОТНОГО СПЕКТРУ З ЗАСТОСУВАННЯМ ІНФОРМАЦІЙНИХ КРИТЕРІЇВ АКАЙКЕ І БАЙЄСА ТА БАГАТОКРОКОВОЮ ФІЛЬТРАЦІЄЮ

Актуальність впровадження методу ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру з застосуванням інформаційних критеріїв Акайке і Байєса та багатокроковою фільтрацією обумовлена наступними факторами. По-перше, зростання використання безпроводових технологій призводить до збільшення кількості пристроїв, що в свою чергу створює значне навантаження на частотний спектр. По-друге, обмеженість частотних ресурсів робить ефективне використання частотного спектру критично важливим завданням у сучасних телекомунікаційних системах. По-третє, динамічність спектрального середовища в умовах швидких змін потребує адаптивних методів, які здатні забезпечити стабільну та надійну роботу когнітивного радіо.

Розглянемо більш докладно процес розробки алгоритму методу ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру з адаптацією до динамічного когнітивного радіосередовища в умовах завмирань і спотворень за рахунок багатокрокової фільтрації (фільтри Калмана, фільтр Вінера, медіанний фільтр) та використання інформаційних критеріїв Акайке і Байєса. Також оцінимо ефективність впровадження методу в безпроводові телекомунікаційні системи.

#### **4.1 Обґрунтування застосування багатокрокової фільтрації та інформаційних критеріїв у поєднанні з відстанню Кульбака-Лейблера для підвищення ефективності спектрального моніторингу**

Запропонований метод спектрального моніторингу базується на використанні інформаційних критеріїв Акайке (AIC – Akaike Information

Criterion) та Байєса (BIC – Bayesian Information Criterion) для виявлення вільних частотних смуг у спектральному діапазоні, доповнений багатокроковою фільтрацією сигналів для точного виявлення вільних частотних смуг та адаптації до динамічного радіосередовища. Завдяки поєднанню цих критеріїв із сучасними фільтраційними методами, такими як фільтри Калмана, Вінера, медіанний фільтр, фільтр на основі сингулярного розкладу та фільтру Гільберта-Хуанга, метод дозволяє ефективно обробляти сигнали навіть в умовах завмирань та спотворень. Метод здатний адаптуватись до динамічних змін у когнітивному радіосередовищі, що забезпечує високу ефективність і точність спектрального моніторингу.

Розглянемо більш докладно фільтраційні підходи, які будуть застосовані в удосконаленому методі.

1. Фільтр Калмана (Kalman Filter) є рекурсивним оцінювачем стану телекомунікаційної системи в умовах радіозавад. Збалансовано поєднує прогнози на попередньому етапі з отриманими в результаті експериментів вимірюваннями. Основна ідея фільтрації по Калману полягає в мінімізації середньоквадратичної похибки оцінювання. Оцінка стану (апріорне оцінювання) розраховується за допомогою формули та оновлення з врахуванням вимірювання проводиться за допомогою формул 3.22 та 3.23, особливості застосування яких докладно розглянуто в розділі 3 [8, 109].

2. Фільтр Вінера (Wiener Filter). Є лінійним фільтром, що мінімізує середньоквадратичну похибку між бажаним і фільтрованим сигналом, використовуючи статистичні характеристики шуму та сигналу. Цей фільтр особливо ефективний для обробки стаціонарних шумів, бо забезпечує високу точність в умовах стаціонарних завад, але є менш ефективним при завмираннях сигналу, коли статистичні властивості шуму швидко змінюються. Підходить для усунення білого шуму та для обробки згладжених спектральних компонентів у когнітивних радіомережах. Розраховується за формулою [23, 109]:

$$H(f) = \frac{S_{xy}(f)}{S_{xx}(f)} \quad (4.1)$$

де  $H(f)$  – передавальна функція Вінера;  $S_{xy}(f)$   $S_{xx}(f)$  – відповідно взаємна спектральна щільність потужності між вхідним і бажаним сигналами та автокореляційна спектральна щільність потужності вхідного сигналу.

3. Медіанний фільтр (Median Filter) є нелінійним фільтром, що забезпечує заміну кожного значення сигналу медіанним значенням у локальному вікні навколо нього. Медіанний фільтр ефективний для усунення одиночних імпульсів або інших перешкод, що мають коротку тривалість. Використовується в когнітивних мережах для обробки дискретних спотворень та для згладжування сигналів. Формула для розрахунку медіанного фільтра [8, 22]:

$$y[n] = \text{median} \{x[n - i], \dots, x[n], \dots, x[n + i]\}, \quad (4.2)$$

де  $y[n]$  – фільтрований сигнал;

$x[n]$  – вхідний сигнал;

$i$  – ширина фільтра (вибирається в залежності від рівня завад).

4. Фільтр на основі сингулярного розкладу (SVD Filter) використовується для виділення корисних компонентів із сигналу, зокрема для обробки сигналів у когнітивних мережах із сильною інтерференцією. Підходить для відновлення сигналів при великій кількості випадкових завад або коли потрібно зменшити рівень шуму. Розрахунок сингулярного розкладу проводиться за формулою [8, 22]:

$$X = U\Sigma V^*, \quad (4.3)$$

де  $X$  – початкова матриця даних;

$U$  та  $V$  – відповідно матриця лівих та правих сингулярних векторів;

$\Sigma$  – діагональна матриця сингулярних значень.

5. Фільтр Гільберта-Хуанга (ННТ – Hilbert-Huang Transform) є адаптивним методом, який базується на емпіричному розкладі та аналізі сигналів у часово-частотній області. Він використовується для адаптивного виділення нелінійних та нестационарних компонентів у сигналі.

Емпіричний модальний розклад (EMD – Empirical Mode Decomposition) розкладає сигнал на кілька мод, що дозволяє виділяти низькочастотні та високочастотні компоненти. Формула розрахунку виглядає наступним чином [8, 22]:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r(t), \quad (4.4)$$

де  $c_i(t)$  – емпіричні моди;

$r(t)$  – залишкова компонента сигналу.

З проведеного порівняльного аналізу можна зробити висновок, що застосування адаптивних фільтрів, таких як фільтр Калмана, фільтр Вінера, медіанний фільтр, фільтр на основі сингулярного розкладу та фільтр Гільберта-Хуанга, дозволяє суттєво підвищити ефективність виявлення та якості сигналів у безпроводових когнітивних телекомунікаційних мережах. Кожен із фільтрів має свої особливості та переваги для обробки сигналів у різних умовах радіосередовища, включаючи завмирання, спотворення, випадкові інтерференції, а вибір конкретного методу залежить від умов роботи системи.

Запропонований метод моніторингу спектра поєднує в собі використання двох інформаційних критеріїв: критерію Акайке (AIC) та критерію Байєса (BIC). Поетапно у цьому методі спочатку проводиться оцінка спектральних моделей за допомогою AIC, а потім використовується BIC для уточнення моделей. Також в методі використовується відстань Кульбака-Лейблера для оцінки якості апроксимації. Це поєднання забезпечує ефективний підхід для вибору



оптимальної ймовірнісної моделі сигналу в умовах динамічного спектрального середовища.

Експериментально промодельюємо ситуацію, бо в реальних умовах немає доступу до точної форми функції щільності ймовірності сигналу. Замість цього є лише кінцева кількість спостережень, і необхідно оцінити апроксимуючу ймовірнісну модель, яка найкраще відобразатиме характеристики реального сигналу. Цю апроксимуючу модель умовно позначимо як  $g(x)$ , тоді як фактичну функцію щільності ймовірності позначимо як  $f(x)$ .

Для того щоб ці функції дійсно були щільностями ймовірності, вони мають виконувати умову нормалізації, яка забезпечує принцип, що обидві функції відповідають вимогам ймовірнісних розподілів і сума ймовірностей на всій області значень дорівнює 1 [12]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1, \quad \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dx = 1, \quad (4.5)$$

Згідно теорії інформації, відстань Кульбака-Лейблера описує ступінь невідповідності (розбіжності) між фактичною функцією щільності ймовірності  $f(x)$  і апроксимуючою моделлю  $g(x)$ . Тобто чим менше значення відстані, тим точніше апроксимація і тим менша втрата інформації. В загальному вигляді відстань Кульбака-Лейблера визначається формулою [34,56]:

$$D_{kl}(f \parallel g) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \ln \left( \frac{f(x)}{g(x)} \right) dx, \quad (4.6)$$

де  $f(x)$  – фактична щільність ймовірності;

$g(x)$  – апроксимуюча модель;

$D_{kl} \geq 0$ , = досягається при умові  $f(x) = g(x)$

Диференціальна ентропія є ще одним важливим компонентом оцінки якості апроксимації. Вона описує «розкиданість» розподілу сигналу і

використовується для визначення якості апроксимації та підвищення точності моделей. Для випадкової величини  $X$ , розподіленої згідно з функцією ймовірності  $f(x)$ , диференціальна ентропія визначається формулою [34, 56]:

$$h_f = - \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \ln(f(x)) dx \quad (4.7)$$

Для оцінки якості апроксимації в умовах реальних даних, де існує лише вибірка спостережень, відстань Кульбака-Лейблера апроксимується шляхом усереднення ймовірнісних значень для даної моделі. Після математичної підстановки формула приймає вигляд [34, 56]:

$$D_{\text{KL}}(f||g) \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln \left( \frac{f(X_i)}{g(X_i)} \right) \quad (4.8)$$

Такі розрахунки дозволяють врахувати значення  $N$  незалежних спостережень сигналу, щоб оцінити відстань між  $f(x)$  та  $g(x)$ .

Запропоновані в методі спектрального моніторингу критерії Акайке (AIC) та Байєса (BIC) є важливими інструментами для вибору оптимальної моделі апроксимації [80]. На початкових етапах моделі використовується критерій Акайке, який забезпечує вибір моделі, що має оптимальний баланс між точністю та обчислювальною складністю. AIC дозволяє мінімізувати ризик «недонавчання» моделі, забезпечуючи гнучкість для врахування динамічних змін у спектрі.

Після початкової оцінки моделі за допомогою AIC, на наступних етапах алгоритму застосовується критерій Байєса (BIC), який дозволяє уникнути «перенавчання» моделі, бо враховує кількість параметрів і забезпечує більш точне та обґрунтоване визначення оптимальності моделі.

Таким чином, BIC виступає засобом для уточнення моделі, попередньо обраної за допомогою AIC, що сприяє підвищенню її стійкості та стабільності.

## 4.2 Розробка алгоритму методу ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру

Розглянемо поетапно алгоритм методу спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Байєса та Акайке та багатокроковою фільтрацією з використанням досліджених фільтрів. Алгоритм методу представлений на рис. 4.1.

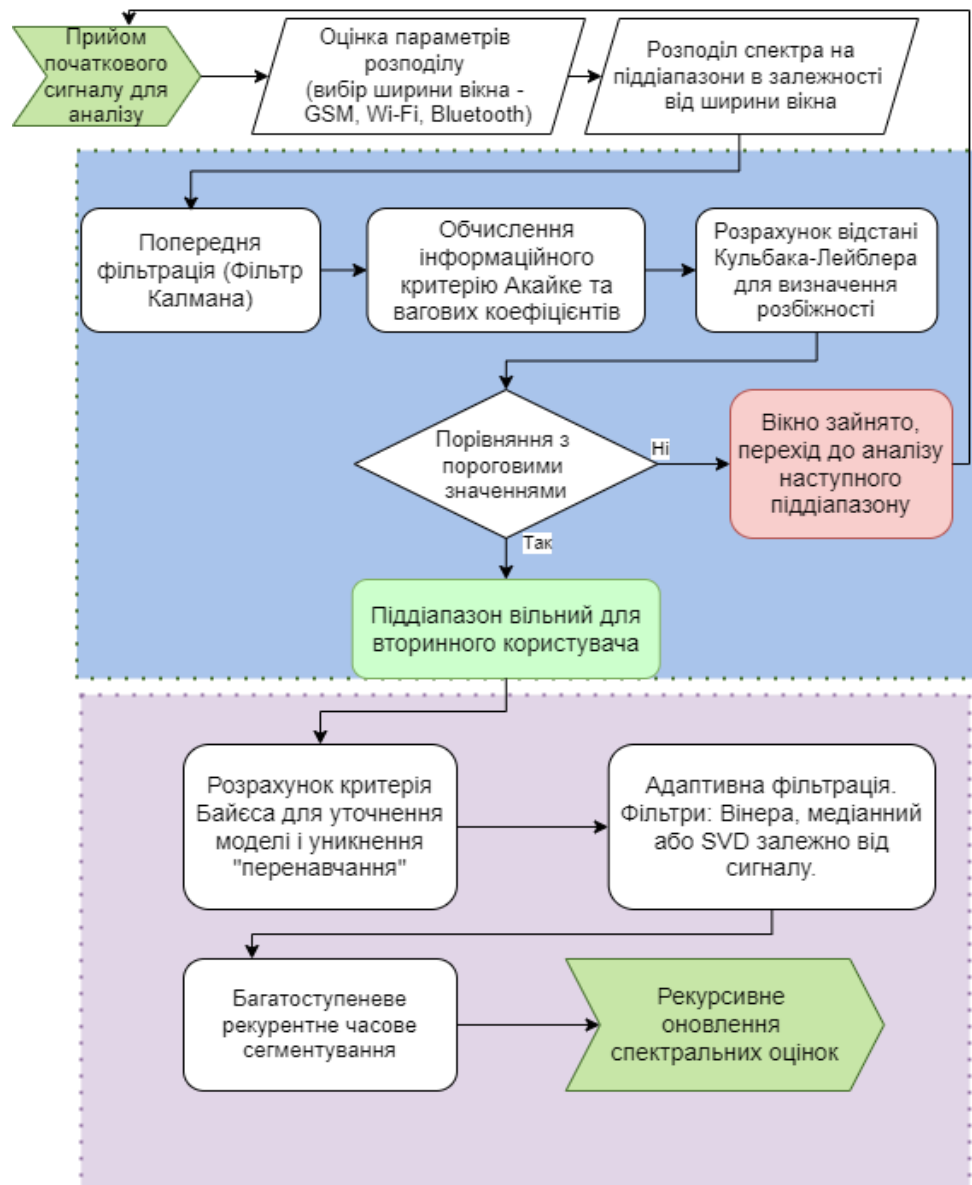


Рис. 4.1 – Блок-схема алгоритму методу спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Байєса та Акайке

До основних етапів алгоритму методу спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв належать наступні.

1 Етап. Початкове вимірювання спектру. На першому етапі алгоритму проводиться початковий аналіз спектрального діапазону для збору вихідних даних, що є необхідними для подальших етапів фільтрації та побудови моделей. Основною метою початкового етапу є виявлення наявних сигналів, оцінка їх характеристик, таких як частота, амплітуда, співвідношення сигнал/шум (SNR), і підготувати дані для наступних етапів.

### 1.1 Спектральний аналіз і отримання початкових даних

Цей етап включає вимірювання спектральних характеристик прийнятого сигналу. Для цього використовується метод швидкого перетворення Фур'є (FFT), який дозволяє отримати спектральну оцінку сигналу. Спектральна щільність потужності сигналу  $S(f)$  визначається за формулою [12]:

$$S(x) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \right|^2 \quad (4.9)$$

де  $x(t)$  – прийнятий сигнал у часовій області, а  $f$  – частота.

Використання FFT дозволяє перевести сигнал у частотну область для виявлення інтенсивності різних частотних компонент.

### 1.2 Широко смугове сканування діапазону

Широко смугове сканування спектрального діапазону здійснюється з використанням методу «ковзаючого вікна». Вікно шириною  $W$  «ковзає» вздовж усього спектрального діапазону, надаючи можливість здійснити аналіз у різних частотних сегментах. Це дозволяє зібрати початкові дані для подальшої адаптивної фільтрації та оцінки параметрів сигналів. Для аналізу кожного вікна використовується розрахунок енергетичних показників сигналу. Енергія сигналу в межах вікна визначається за формулою [12]:

$$E_i = \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2, \quad (4.10)$$

де  $E_i$  – це енергія сигналу в  $i$ -тому вікні,  $N$  – кількість зразків сигналу в межах вікна,  $M$  – загальна кількість вікон у спектральному діапазоні.

Розрахунки дозволяють визначити наявність та інтенсивність сигналів у кожному частотному сегменті.

### 1.3 Умови нормалізації та аналіз якості вимірювань

Для забезпечення коректності вимірювань та подальшого моделювання необхідно виконати умову нормалізації функції щільності ймовірності  $f(x)$ , формула 4.5. Це гарантує, що спектральний розподіл коректно відображає ймовірність присутності сигналу в різних частотних діапазонах. Також важливо переконатися, що отримані дані є достатньо точними для подальших етапів фільтрації та оцінки параметрів, що може включати аналіз співвідношення сигнал/шум (SNR) [12]:

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{noise}} \quad (4.11)$$

Якщо в результаті розрахунків отримано високе значення SNR, то це свідчить про високу якість початкових даних, що дозволить ефективніше виконувати подальшу фільтрацію.

2 Етап. Попередня фільтрація сигналу. На цьому етапі використовується адаптивний фільтр Калмана для забезпечення ефективної попередньої обробки сигналу. Оскільки фільтр Калмана здатний враховувати динамічні зміни сигналу та шуму, він ефективно зменшує рівень шумів і покращує якість сигналу перед наступними етапами аналізу. Це підвищує загальну ефективність спектрального моніторингу.

На відміну від стандартних фільтрів, таких як Баттерворта, Чебишева та Кайзера, адаптивний фільтр Калмана здатен враховувати змінні умови радіосередовища і забезпечує оптимальну оцінку стану сигналу навіть за умов завмирань і спотворень (див. розділ 3, алгоритм на рис. 3.2). Використання фільтра Калмана доцільно на етапі попередньої обробки сигналу, коли потрібно покращити якість вимірювань для подальших етапів аналізу.

Формули для фільтра Калмана, включаючи оновлення стану і вимірювання, наведені в рівняннях (3.22 – 3.24) у розділі 3. Ці формули описують процес рекурсивного оновлення оцінки стану системи та корекції на основі нових даних вимірювань.

3 Етап. Використання критерію Акайке (AIC) для початкової оцінки спектральних моделей. AIC дозволяє обрати модель, яка має найменшу втрату інформації та враховує баланс між точністю підгонки моделі до даних та її складністю. Ідея AIC полягає в мінімізації відстані Кульбака-Лейблера між фактичною моделлю і апроксимуючою моделлю, що робить його важливим інструментом для вибору моделі на етапі спектрального аналізу. AIC розраховується за формулою [80]:

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k, \quad (4.12)$$

де  $L$  – максимальне значення функції правдоподібності для моделі,

$k$  – кількість параметрів у моделі.

Максимізація функції правдоподібності  $L$  забезпечує найбільш імовірнісну оцінку параметрів моделі на основі доступних даних, однак проста максимізація може призводити до «перенавчання». Чим більше параметрів містить модель, тим краще вона «підганяється» під тренувальні дані, але при цьому може втрачати здатність узагальнювати на нові дані. AIC застосовує штраф за збільшення кількості параметрів, щоб уникнути «перенавчання» та знайти оптимальний баланс між складністю і точністю.

На рис. 4.2 показано вхідний сигнал з шумом та його апроксимація поліномами різного ступеня.

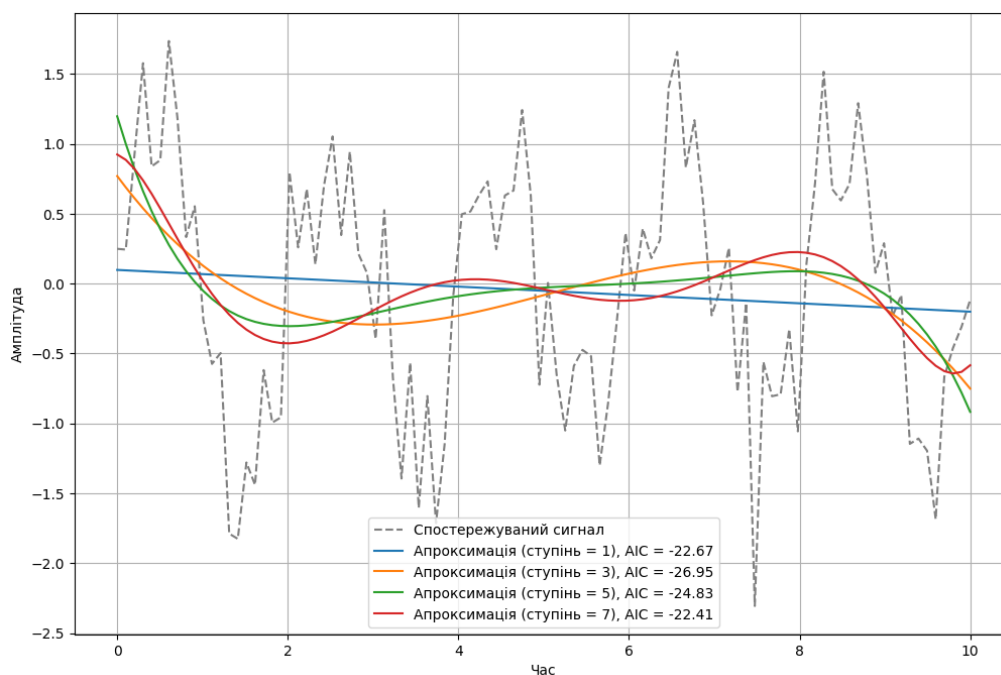


Рис. 4.2 – Приклад застосування АІС для вибору поліноміальної моделі

Цей приклад показує вибір оптимальної моделі на основі АІС, який враховує баланс між точністю і складністю моделі. Низьке значення показника АІС свідчить про кращу апроксимацію з урахуванням якості підгонки та кількості параметрів моделі.

4 Етап. Обчислення вагових коефіцієнтів Акайке. На етапі обчислення вагових коефіцієнтів Акайке здійснюється перетворення значень критерію АІС у відносні ймовірності моделей, що дозволяє порівняти кілька моделей між собою і визначити, яка з них є найкращою для апроксимації спектральних даних. Вагові коефіцієнти Акайке розраховуються за формулою [80]:

$$w_i = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}\Delta_i\right)}{\sum_{r=1}^R \exp\left(-\frac{1}{2}\Delta_r\right)}, \quad (4.13)$$

де  $w_i$  – ваговий коефіцієнт Акайке для  $i$ -моделі,

$R$  – загальна кількість розглянутих моделей;

$\Delta_i = AIC_i - AIC_{min}$  – різниця між значенням АІС для моделі  $i$  та найменшим значенням АІС серед усіх моделей;

Ця формула обчислює вагові коефіцієнти таким чином, що їх сума для всіх моделей дорівнює 1. Це дозволяє інтерпретувати вагові коефіцієнти як ймовірності, що визначають відносну якість кожної моделі. Наприклад, якщо значення вагового коефіцієнта моделі близько  $\sim 1$ , це означає, що дана модель є найбільш підходящою серед усіх моделей. Якщо ж ваговий коефіцієнт значно менший за 1, модель має гіршу відповідність порівняно з іншими.

Вагові коефіцієнти використовуються для визначення, чи може піддіапазон спектра бути використаним вторинними користувачами. Якщо вагові коефіцієнти перевищують встановлені порогові значення, піддіапазон вважається вільним, що свідчить про відсутність сигналу первинного користувача. У цьому випадку вторинні користувачі можуть використовувати цей піддіапазон без шкоди для первинних користувачів.

5 Етап. Розрахунок відстані Кульбака-Лейблера. На цьому етапі розраховується відстань Кульбака-Лейблера, що оцінює невідповідність між фактичною функцією щільності ймовірності  $f(x)$  та апроксимуючою моделлю  $g(x)$  (формула 4.6). Оскільки реальна форма  $f(x)$  невідома, моделювання проводиться на основі спостережень, щоб оцінити  $g(x)$ . Крім того, при обчисленнях треба враховувати умову нормалізації (формула 4.5). Диференціальна ентропія (формула 4.7) використовується для оцінки якості апроксимації. В умовах реальних даних відстань Кульбака-Лейблера апроксимується за формулою (4.8).

Розрахунок відстані Кульбака-Лейблера допомагає оцінити, чи вибрана ймовірнісна модель є адекватною для подальших обчислень і досліджень. Якщо розраховане значення відстані невелике, це свідчить про високу точність апроксимації та мінімальну втрату інформації.



6 Етап. Вибір ширини вікна. На цьому етапі визначається оптимальна ширина вікна, яка використовується для аналізу частотного вмісту сигналу залежно від типу сигналу і характеристик радіосередовища. Ширина вікна впливає на роздільну здатність у часовій та частотній областях, що своєю чергою впливає на точність виявлення та аналізу сигналів. Вибір ширини вікна залежить від того, який стандарт безпроводового зв'язку використовується, та від вимог, які висуваються до спектрального аналізу (табл.4.1)

Табл. 4.1 – Типова ширина вікна для різних типів сигналу

GSM	Wi-Fi	Bluetooth	FM-радіо	ТБ	LoRaWAN
200 кГц	20 МГц (802.11b/g/n)	1 МГц	200 кГц	6-8 МГц	125 кГц або 500 кГц

Частотна і часова роздільна здатність визначаються формулами:

$$\Delta f = \frac{1}{T} \qquad \Delta t = T \qquad (4.14)$$

де  $\Delta f$ ,  $\Delta t$  – відповідно частотна та часова роздільна здатність;

$T$  – довжина вікна у часі.

Вибір ширини вікна також може впливати на вибір віконної функції.

1. Прямокутне вікно (Rectangular window) є найпростішим вікном, де всі значення рівні 1, а  $N$  – довжина вікна:

$$w(n) = 1, \quad 0 \leq n \leq N - 1 \qquad (4.15)$$

2. Вікно Хеннінга (Hann window) зменшує амплітуду сигналу на краях вікна, що допомагає зменшити спектральне «витікання»:

$$w(n) = 0,5 \left( 1 - \cos \left( \frac{2\pi n}{N - 1} \right) \right), \quad 0 \leq n \leq N - 1 \qquad (4.16)$$

3. Гауссове вікно (Gaussian window) з параметром  $\sigma$ , який визначає ширину вікна і приймає значення в діапазоні від 0 до 1 [12]:

$$w(n) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{n - (N-1)/2}{\sigma - (N-1)/2}\right)^2\right), \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4.17)$$

4. Чебишевське вікно (Chebyshev window) – мінімізує максимальну бічну пелюстку в частотній області за допомогою функції Чебишева і базується на поліномах Чебишева –  $T_N(x)$  [12]:

$$w(n) = \cosh\left(\beta \cdot \cosh^{-1}\left(\frac{T_N(x)}{T_N(0)}\right)\right), \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4.18)$$

де  $\beta$  – рівень придушення бічних пелюсток;

$\cosh^{-1}$  – обернена гіперболічна косинус функція.

5. Вікно Блекмана (Blackman window) – покращує придушення бічних пелюсток шляхом використання трьох косинусних компонент [12]:

$$w(n) = 0,42 - 0,5 \cdot \cos\frac{2\pi n}{N-1} + 0,08 \cdot \cos\frac{4\pi n}{N-1}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4.19)$$

6. Вікно Кайзера (Kaiser window) – з параметром  $\beta$ , що контролює компроміс між шириною головної пелюстки та рівнем бічних пелюсток і враховує  $I_0$  – модифіковану нульову функцію Беселя [12]:

$$w(n) = \frac{I_0\left(\pi\beta\sqrt{1 - \left(\frac{2n}{N-1} - 1\right)^2}\right)}{I_0(\pi\beta)}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4.20)$$

Віконні функції дозволяють контролювати форму спектру сигналу і допомагають мінімізувати ефекти спектрального витікання.

7 Етап. Адаптивна фільтрація сигналу. На цьому етапі застосовуються різні фільтри, які враховують специфіку сигналу та характер шуму або перешкод (табл. 4.2). Розрахунок фільтрів описаний у розділі 4.1, формули (4.1-4.4).

Табл. 4.2 - Вибір фільтру для різних типів сигналів

Тип сигналу	Характер шуму	Оптимальний фільтр	Описання
Wi-Fi	Стаціонарний шум	Фільтр Вінера	Зменшує фоновий шум, оптимізує співвідношення сигнал-шум
FM-радіо	Стаціонарний шум	Фільтр Вінера	Забезпечує високу точність обробки при стаціонарних завадах
Bluetooth	Імпульсний шум	Медіанний фільтр	Знижує імпульсні перешкоди та високодинамічні завади
LoRaWAN	Імпульсний шум	Медіанний фільтр	Ефективний для згладжування сигналу та усунення короткочасних шумів
GSM	Нерівномірний спектральний шум	Фільтр Вінера або медіанний фільтр	Вибір фільтру залежить від умов шуму (імпульсний чи стаціонарний)
ТБ	Складний спектральний шум	Сингулярний розклад (SVD Filter)	Використовується для виділення корисних компонентів та зменшення рівня випадкових завад
5G NR	Завмирання та адаптивний шум	Фільтр Калмана	Ефективний для усунення завмирань і швидкої адаптації до змінних умов
Зв'язок LTE	Стаціонарний та випадковий шум	Фільтр Вінера або Калмана	Підходить для стабільного та змінного середовища, підвищує якість сигналу
Ультра-широко-смуговий (UWB)	Імпульсний та низький рівень шуму	Медіанний фільтр та фільтр Гільберта-Хуанга (ННТ)	Використовується для фільтрації імпульсних шумів і адаптивного виділення

Використання відповідних фільтрів, адаптованих до характеристик необхідного типу сигналу та умов радіо середовища, забезпечує підвищення ефективності спектрального моніторингу при різних сценаріях застосування фільтрів. Приклади використання різних фільтрів показані на рис. 4.3.

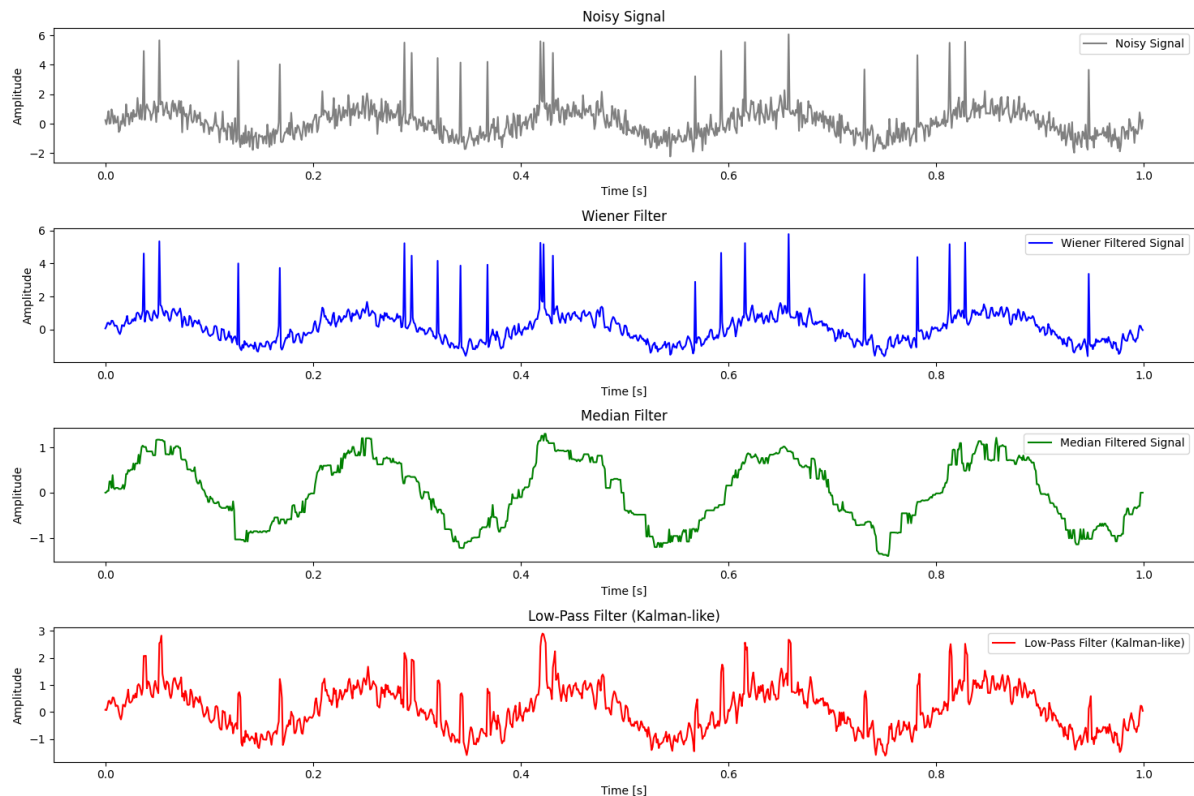


Рис. 4.3 – Приклади застосування різних методів фільтрації

Рис. 4.3 показує, що фільтр Вінера забезпечує більш гладке усунення шуму для стаціонарних компонентів, медіанний фільтр ефективно видаляє імпульсні шуми, а низькочастотний фільтр зменшує високочастотні коливання, надаючи сигналу плавності. Кожен із фільтрів має свої переваги в залежності від характеристик різних видів шумів та сигналів.

8 Етап. Обчислення критерію Байєса (BIC). Критерій Байєса (Bayesian Information Criterion, BIC) є ефективним інструментом для оцінки моделей і вибору найбільш підходящої моделі серед альтернативних. В запропонованому методі застосовується для уточнення моделей після початкового вибору оптимальної моделі за допомогою критерію Акаїке (AIC). Використання

критерію ВІС необхідно, щоб запобігти «перенавчанню» та отримати збалансовану модель. Критерій ВІС визначається формулою [80]:

$$BIC = -2 \ln(L) + k \ln(N), \quad (4.21)$$

де  $N$  – кількість спостережень.

Приклад апроксимації сигналу з різними ступенями полінома (ВІС) представлений на рис. 4.4.

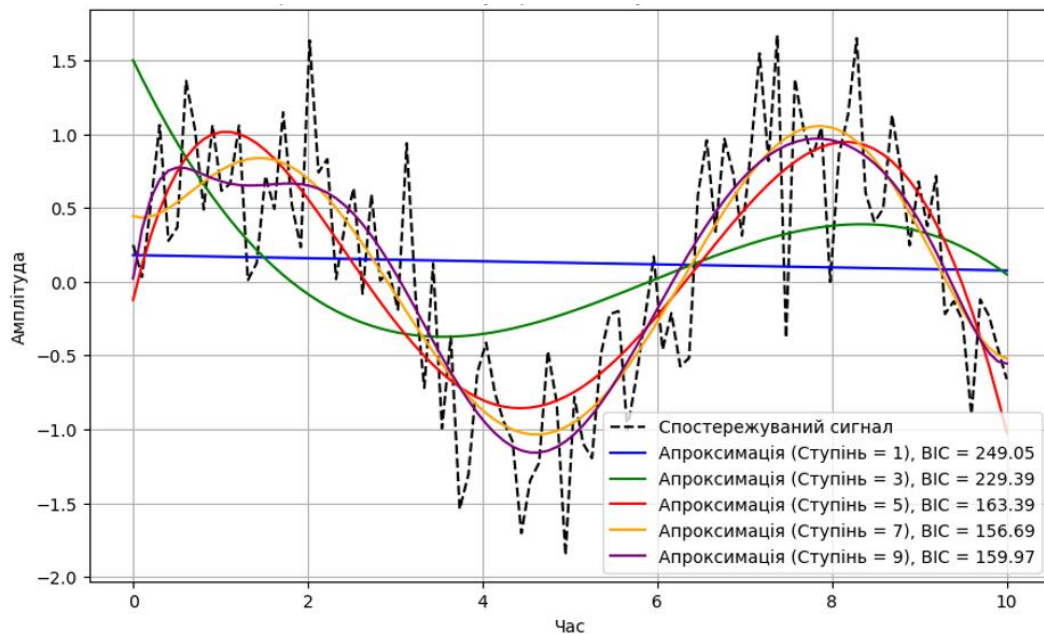


Рисунок 4.4 – Апроксимація сигналу з різними ступенями полінома ВІС

Кожна лінія на рис. 4.4 представляє апроксимацію для моделі з певним ступенем, що допомагає візуально порівняти точність та складність різних моделей. Значення ВІС для кожної моделі вказані у легенді, що дозволяє вибрати оптимальну модель з урахуванням компромісу між точністю та складністю.

Використання критерію ВІС в методі спектрального моніторингу відбувається за алгоритмом:

– побудова початкових моделей на основі початкового аналізу даних з використанням критерію Акайке (АІС);

- обчислення функції максимальної ймовірності  $L$  для кожної моделі на основі наявних спостережень, що характеризують спектр сигналу;
- розрахунок критерію ВІС для кожної з моделей;
- порівняння моделей і вибір тієї, що має найменше значення ВІС, тобто є оптимальною з точки зору компромісу між точністю і складністю. Критерій ВІС вважається більш точним, ніж АІС, оскільки він враховує кількість параметрів моделі з більшим значенням «штрафу»;
- запобігання перенаванчання (overfitting) завдяки критерію ВІС, що дозволяє отримати стійкіші та менш залежні від вибірки результати.

9 Етап. Багатоступеневе рекурентне сегментування. Метою даного етапу є ефективне виявлення змін у спектральному середовищі сигналу. Алгоритм роботи етапу багатоступеневого рекурентного часового сегментування наступний.

9.1 Розбиття сигналу  $x(t)$  на часові сегменти довжиною  $T_S$ . Для кожного сегменту  $x_k(t)$ , де  $k$  – індекс сегменту,  $w$  – віконна функція, яка визначає межі часового сегменту, тоді декомпозицію можна представити у вигляді формули [66]:

$$x_k(t) = x(t) \cdot w(t - kT_S), \quad (4.22)$$

9.2 Для аналізу частотних компонентів проводиться швидке перетворення Фур'є (FFT) для кожного сегменту  $x_k(t)$ , яке дозволяє отримати спектральні компоненти сигналу для кожного сегменту та допомагає виявити зміни у спектрі на різних інтервалах часу. Розраховується за формулою:

$$X_k(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x_k(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (4.23)$$

9.3 Для більш масштабного аналізу додатково або замість швидкого перетворення Фур'є можна використовувати вейвлет-перетворення, яке дозволяє детектувати не тільки частотні зміни, але й зміни в часовій області.

9.4 Для виявлення значущих змін у спектрі сигналу можна застосовувати статистичні методи [12]. Тоді умова для детектування буде мати математичний вигляд:

$$\Delta X_k(f) = |X_k(f) - X_{k-1}(f)|, \quad (4.24)$$

де  $\Delta X_k(f)$  – зміна спектральної компоненти між поточним та попереднім сегментами. Якщо зміна перевищує певний поріг  $\theta$ , і виконується умова  $\Delta X_k(f) > \theta$ , то це означає, що зміни в спектрі значні, тобто такі спектри можуть бути додатково проаналізовані.

9.5 Якщо були виявлені значні зміни, детальніший аналіз може проводитися для конкретних сегментів за допомогою формули, де  $X_k^{\text{detail}}(t)$  – це уточнений сигнал сегмента для додаткового спектрального аналізу:

$$X_k^{\text{detail}}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} X_k^{\text{detail}}(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (4.25)$$

Летальний аналіз допомагає виявити нові частотні компоненти або джерела інтерференції.

9.6 Масштабування та адаптивна обробка. Остаточний результат на кожному етапі алгоритму може бути використаний для подальшого обстеження частот або застосування фільтрації до певних сегментів:

$$Y_k(f) = H(f) \cdot X_k(f), \quad (4.26)$$

де  $H(f)$  – фільтр, що залежить від частоти і визначається на основі результатів спектрального аналізу.

10 Етап. Рекурсивне оновлення спектральних оцінок. На цьому етапі відбувається рекурсивне оновлення спектральних оцінок на основі нових даних у реальному часі. Цей процес дозволяє системі динамічно адаптуватися до змін у спектральному середовищі і підвищити точність спектрального аналізу.

Запропонований метод ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру базується на поєднанні класичних фільтраційних методів і сучасних інформаційних критеріїв. Використання фільтрів Калмана, Вінера, медіанного фільтра та інших дає змогу ефективно зменшувати шум і враховувати завмирання сигналу. Інформаційні критерії Акайке і Байєса дозволяють точно налаштувати моделі і запобігати перенаванчанням, що підвищує загальну точність і надійність моніторингу спектра в динамічних когнітивних радіомережах. Метод дозволяє забезпечити кращу адаптивність, ефективність та точність спектрального моніторингу у порівнянні з традиційними підходами, які використовують однорідні декомпозиції та не враховують динамічні зміни у когнітивному радіосередовищі.

#### **4.3 Експериментальна оцінка ефективності методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Акайке та Байєса з багатокроковою фільтрацією**

В розділі 4.2 запропоновано алгоритм практичної реалізації методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу з врахуванням чинників за критеріями Акайке та Байєса. Основна відмінність запропонованого алгоритму від існуючих полягає в інтеграції інформаційних критеріїв для вибору оптимальної моделі, що враховує баланс між точністю та складністю, а також побудована, у тому числі, на багатокроковій адаптивній фільтрації для забезпечення стабільної роботи в умовах завад, завмирань та спотворень. Метод дозволяє ефективніше використовувати наявний спектр за рахунок точного визначення вільних смуг частот, що можуть бути використані вторинними користувачами.



Для підвищення якості виявлення та зменшення впливу шуму використовується багатокрокова фільтрація. Вибір фільтру залежить від типу сигналу та характеру шуму, присутнього в радіосередовищі. Наприклад, для сигналів із стаціонарним шумом доцільно використовувати фільтр Вінера, для сигналів із імпульсними перешкодами – медіанний фільтр, а для сигналів в умовах завмирань і змінного середовища – фільтр Калмана. Такий підхід дозволяє адаптувати фільтрацію до конкретних умов і забезпечувати оптимальну якість виявлення сигналів.

У якості вихідних даних для проведення експериментальної верифікації запропонованого методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу було взято сигнали різних типів, включаючи сигнали з фіксованими частотами, сигнали з широкосмуговим спектром та сигнали із завмираннями. Ці дані включають різні спектральні характеристики, такі як частотний діапазон, амплітуда, співвідношення сигнал/шум (SNR), тип шуму та показники завмирань та спотворень. (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Вихідні дані для верифікації методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу

Тип сигналу	Частотний діапазон (МГц)	Ширина смуги, МГц	Частота завмирань, Гц	Fr	SNR, дБ	Енергія сигналу (E)	Параметри шуму
Wi-Fi	2400 - 2483	20	Відсутні	0,9	15	25	$\mu=0, \sigma=1$
Bluetooth	2400 - 2480	1	Відсутні	0,7	10	18	$k=2, \theta=2$
LoRaWAN	863 - 870	0,007	Відсутні	0,6	12	12	$a=-1, b=1$
GSM	890 - 915	25	0,15	0,85	13	20	$\mu=0, \sigma=1$
5G NR	3400 - 3800	400	0,2	0,95	11	30	$\lambda=5$
Ультра-широко смуговий (UWB)	3100 - 10600	7500	0,1	0,65	9	15	$A=-1, b=1$

Для кожного типу сигналу були визначені умови шуму та спотворень.

1. Гауссівський шум із нормальним розподілом ( $\mu=0, \sigma=1$ ) моделюється для сигналів Wi-Fi та GSM.
2. Гамма-шум використовується для Bluetooth із параметрами форми  $k=2$  та масштабу  $\theta=2$ .
3. Рівномірний шум (в інтервалі  $[a=-1, b=1]$ ) використовується для LoRaWAN та UWB.
4. Пуассонівський шум (параметр  $\lambda=5$ ) моделюється для 5G NR.

Для моделювання оцінки роботи методу у реальних умовах завмирань та спотворень в телекомунікаційних мережах при проведенні експерименту використано частоти завмирань для GSM (0,15 Гц), 5G NR (0,2 Гц) та UWB (0,1 Гц). Для проведення розрахунків в експерименті використовувалась програмна реалізація на мові Python (Додаток Д). Після початкового вимірювання спектру та попередньої фільтрації за Калманом для очищення сигналу від шуму було отримано результати, відображені в табл. 4.4, табл. 4.5.

Таблиця 4.4 – Результати після початкового вимірювання спектру та фільтрації за Калманом

Тип сигналу	Початковий етап Amp/SNR, дБ	Після фільтра Калмана Amp/ SNR, дБ	Зміна Amp, %	Зміна SNR, %	Тип шуму	Частота завмирань
Wi-Fi	0,9 /15 дБ	0,93/18	+3,33	+0,2	Гауссівський ( $\mu=0, \sigma=1$ )	Відсутня
Bluetooth	0,7 /10 дБ	0,73/13	+4,29	+0,3	Гамма ( $k=2,$ $\theta=2$ )	Відсутня
LoRaWAN	0,6 /12 дБ	0,62/14	+3,34	+0,16	Рівномірний ( $a=-1, b=1$ )	Відсутня
GSM	0,85/13 дБ	0,88 /16	+3,53	+0,23	Гауссівський ( $\mu=0, \sigma=1$ )	0,15 Гц
5G NR	0,95/11 дБ	0,98/14	+3,16	+0,27	Пуассонівський ( $\lambda=5$ )	0,2 Гц
UWB	0,65 / 9 дБ	0,67 / 11	+3,08	+22	Рівномірний ( $a=-1, b=1$ )	0,1 Гц

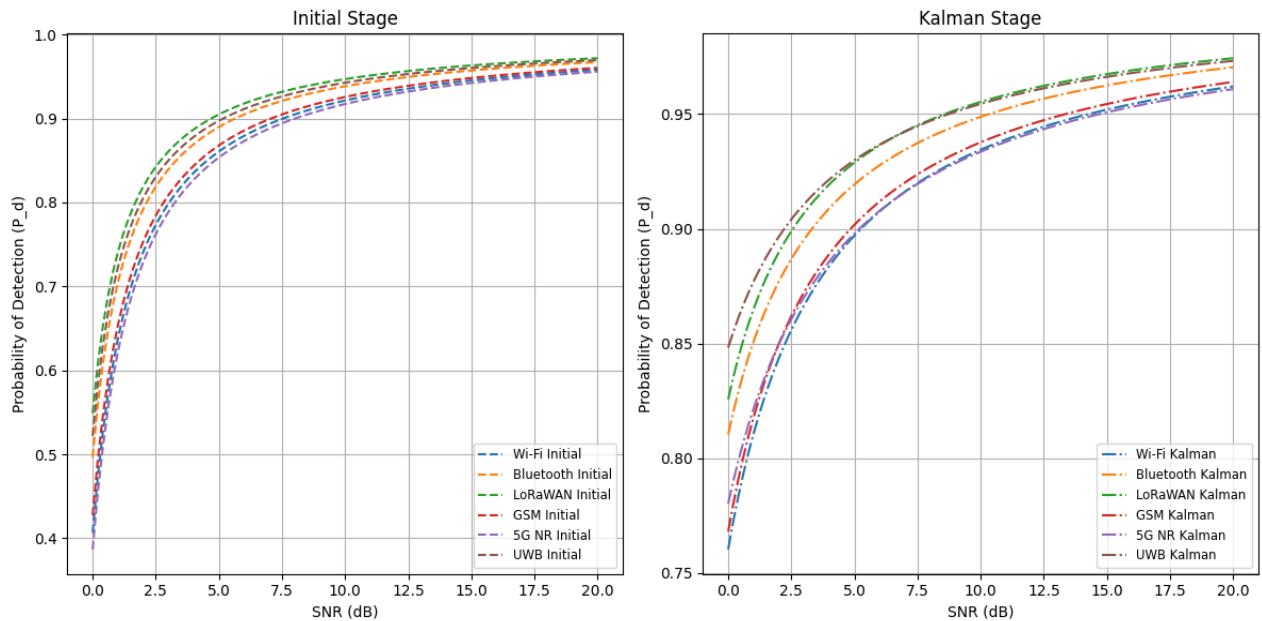


Рис. 4.5 – Ймовірність виявлення сигналів від SNR

На даному етапі алгоритму застосування фільтра Калмана дозволяє лише незначно покращити показники амплітуди та SNR, що відображено у відсоткових змінах амплітуди (в середньому +3–4%) та SNR (в межах +0,2–0,3%). Це пояснюється тим, що ефективність фільтра Калмана залежить від початкових умов сигналу. Якщо початковий рівень шуму є невисоким або стабільним, то покращення після фільтрації буде мінімальним, оскільки сам шум є керованим.

Завмирання виникають через мультиплікативний шум або флуктуації амплітуди внаслідок інтерференції. Фільтр Калмана є ефективним для адитивних шумів, але його здатність усунути завмирання обмежена. Завмирання в частотах 0,15 Гц для GSM та 0,2 Гц для 5G NR зберігають свій вплив навіть після застосування фільтра, оскільки вони не є суто адитивними.

Особливістю фільтра Калмана є його здатність ефективно оцінювати стан системи при попередніх вимірюваннях сигналів з передбачуваними коливаннями рівня шуму. Але цей фільтр не підходить для суттєвого удосконалення показників при наявності складних шумів, де зміна SNR обмежена діапазоном (+0,16 – 0,27%). Для усунення таких типів завад треба застосовувати адаптивну фільтрацію або вейвлет-перетворення.

Показник AUC – Area Under the Curve, або площа під ROC-кривою – відображає загальну ефективність системи виявлення сигналів і показує, наскільки добре система розрізняє справжні сигнали від помилкових. Значення AUC варіюється в діапазоні від 0 до 1, де 1 означає ідеальне виявлення сигналу, а 0,5 — випадкове виявлення (табл. 4.4).

Таблиця 4.5 – Динаміка змін показника AUC

Тип сигналу	AUC (початковий)	AUC (після Калмана)
Wi-Fi	0,99988	0,99998
Bluetooth	0,99801	0,99964
LoRaWAN	0,99936	0,99979
GSM	0,99964	0,99993
5G NR	0,99888	0,99979
(UWB)	0,99645	0,99888

Графік ROC-кривих для різних типів сигналів представлений на рис. 4.6.

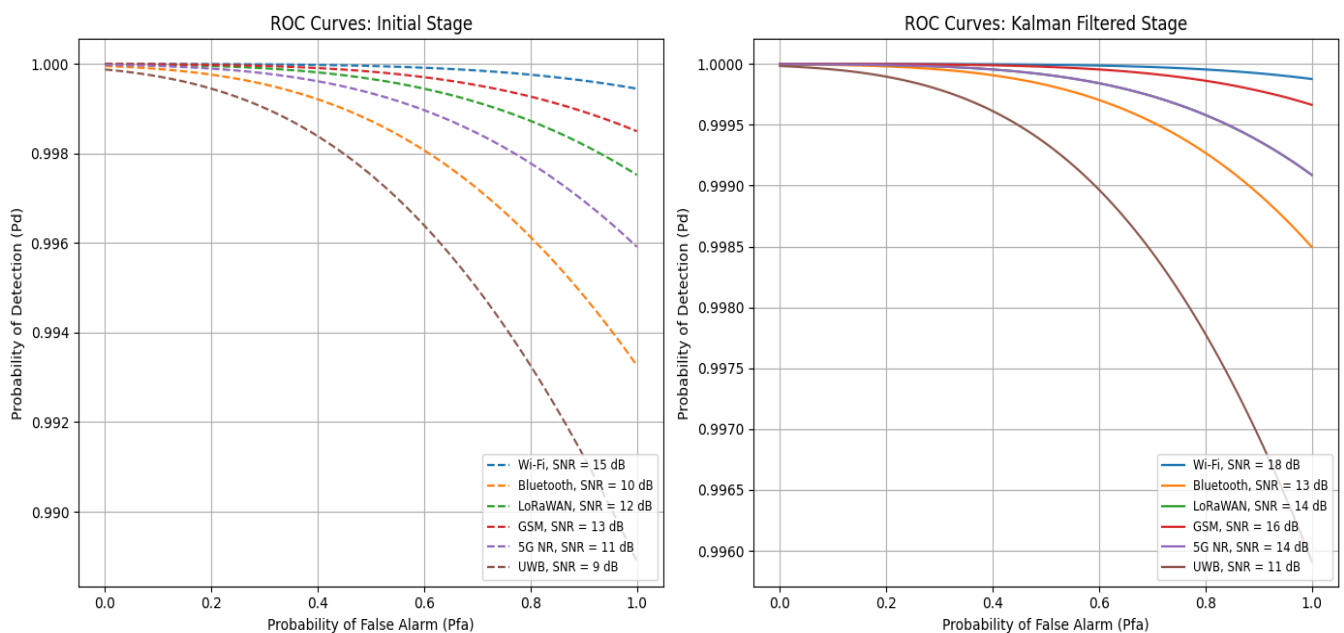


Рис. 4.6 – ROC-криві на початкових етапах та після фільтрації

На основі динаміки змін ROC-кривих видно підвищення ефективності системи виявлення після попередньої фільтрації.

Результати експериментального моделювання, отримані на етапі застосування інформаційних критеріїв АІС та ВІС для оптимізації параметрів моделі виявлення, зокрема вибору моделей, що забезпечують оптимальний баланс між точністю виявлення та складністю системи, представлені в табл. 4.6 і на рис. 4.7.

Таблиця 4.6 – Результати після АІС та ВІС

Тип сигналу	Після Калмана Amp/ SNR, дБ	Після АІС (Amp/ SNR, дБ)	Після ВІС Amp/SN R, дБ	Зміна Amp, % (АІС)	Зміна Amp, % ВІС)	Зміна SNR, % (АІС)	Зміна SNR, % (ВІС)
Wi-Fi	0,93/18	0,94 /19	0,95 /20	+1,08	+2,15	+5,56	+11,11
Bluetooth	0,73/13	0,75 /14	0,76 /15	+2,74	+4,11	+7,69	+15,38
LoRaWAN	0,62/14	0,64 /15	0,65 /16	+3,23	+4,84	+7,14	+14,29
GSM	0,88/16	0,90 /17	0,91 /18	+2,27	+3,41	+6,25	+12,5
5G NR	0,98 /14	1,00 /15	1,02 /16	+2,04	+4,08	+7,14	+14,29
UWB	0,67/11	0,70 /12	0,72 /13	+4,48	+7,46	+9,09	+18,18

Порівняльні дані показників в табл. 4.6 після застосування АІС та ВІС відносно експериментальних результатів після фільтрації за Калманом показують стабільне помірне підвищення як амплітуди, так і SNR за всіма типами сигналів. Ефективність удосконалення показників амплітуди та SNR після застосування критеріїв АІС та ВІС відрізняється для різних типів сигналів через специфіку шумових характеристик, типів спотворень та наявність замирань.

Для сигналів із більш складними типами шумів: пуассонівський (5G NR) або гамма-шум (Bluetooth), ефективність досягає +7,46% для амплітуди та +18,18% для SNR у випадку UWB. Це пояснюється тим, що оптимізація моделі через АІС та ВІС ефективніше усуває вплив таких шумів.

У випадку сигналів без завмирань, таких як Wi-Fi або LoRaWAN, ефективність менш виражена від +1,08% до +4,84% для амплітуди та +5,56% до +14,29% для SNR. Це пов'язано з тим, що відсутність завмирань дозволяє фільтру Калмана вже на початковому етапі значно зменшити рівень шуму, тому оптимізація моделей через AIC та BIC призводить до меншої позивної динаміки показників.

Використання інформаційного критерію Байєса (BIC) для UWB суттєво впливає на підвищення показника амплітуди приріст +7,46%, а зміна SNR становить +18,18%, що показує ефективне усування впливу рівномірного шуму та завмирань.

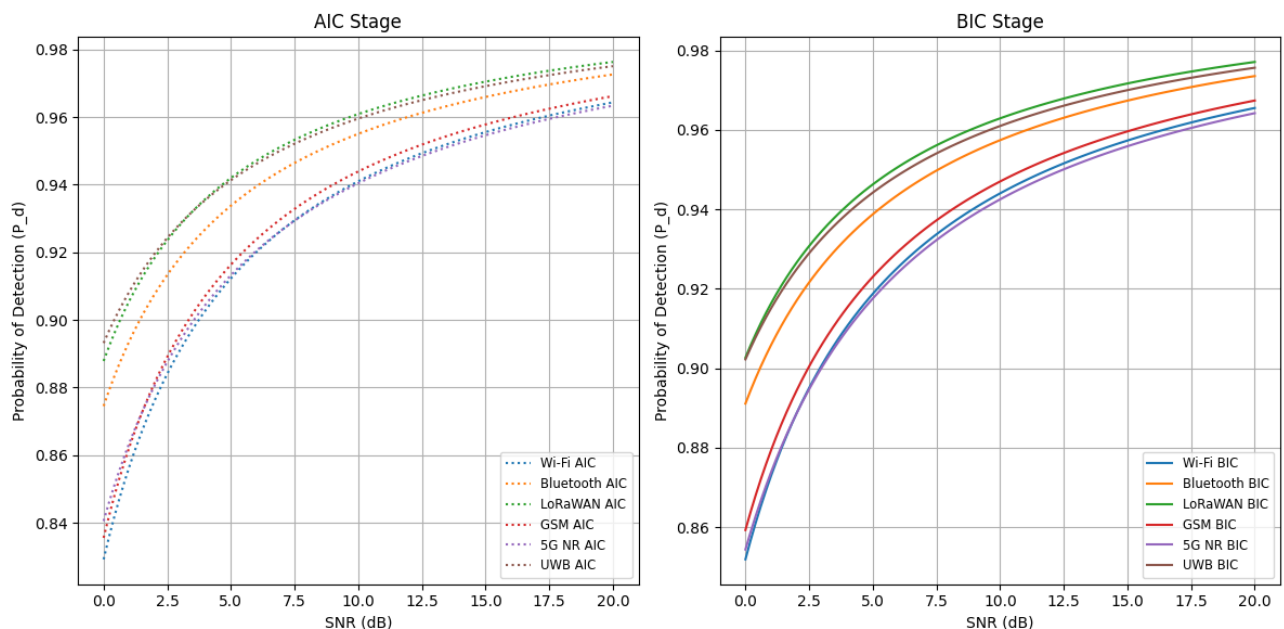


Рис. 4.7 – Ймовірність виявлення сигналів після AIC та BIC

У сигналах з наявними завмираннями – GSM (0,15 Гц) і 5G NR (0,2 Гц), результати оптимізації є більш вираженими, оскільки критерії AIC і BIC краще допомагають компенсувати їх вплив на SNR і амплітуду.

Таким чином, аналіз отриманих результатів ефективності запропонованого методу показує, що він найкраще працює для сигналів з високим початковим SNR, таких як Wi-Fi і 5G NR.

Щодо показника AUC, після застосування в алгоритмі критеріїв AIC та BIC найбільшу ефективність продемонстрували сигнали з початково нижчими значеннями AUC (Bluetooth та UWB) (табл. 4.7).

Таблиця 4.7 – Динаміка змін показника AUC після AIC та BIC

Тип сигналу	AUC (після AIC)	AUC (після BIC)
Wi-Fi	0,99998	0,99999
Bluetooth	0,99964	0,99978
LoRaWAN	0,99979	0,99988
GSM	0,99993	0,99996
5G NR	0,99979	0,99992
Ультра-широкопосмуговий (UWB)	0,99888	0,99924

На рисунку 4.6 показано ROC-криві для порівняння результатів після застосування інформаційних критеріїв AIC та BIC.

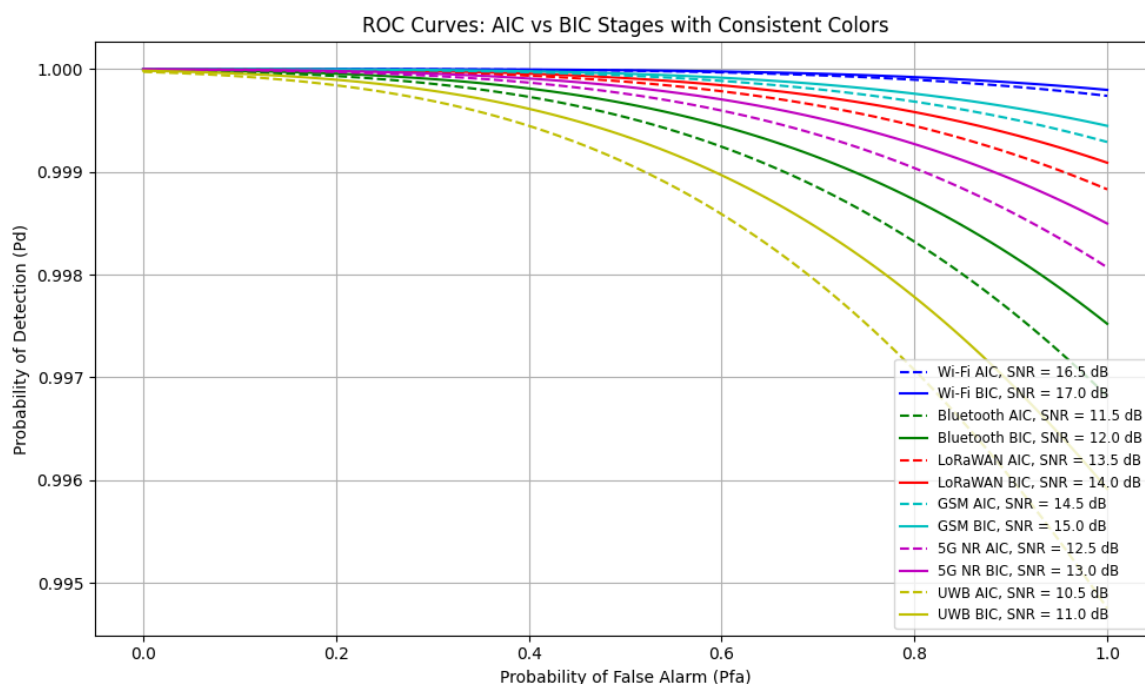


Рис. 4.8 – ROC-криві після AIC та BIC

Динаміка показників після застосування інформаційного критерію ВІС є менш суттєвою в порівнянні з показниками, отриманими після роботи критерію АІС, що відображає більш точне уточнення моделі, але з меншими приростами

Як видно з рис. 4.7, Wi-Fi та 5G NR показують найменші відмінності між етапами застосування АІС та ВІС. Це свідчить про те, що вже на етапі АІС ці сигнали досягають дуже високої ефективності виявлення, і подальші оптимізації на етапі ВІС дають лише незначне удосконалення. Ці сигнали мають високі значення SNR, що забезпечує стабільні результати.

LoRaWAN демонструє найбільшу різницю між етапами АІС і ВІС, особливо в умовах середніх значень SNR. Це свідчить про те, що критерій ВІС суттєво покращує ефективність виявлення цього сигналу, оскільки LoRaWAN працює з вузькою смугою частот, де оптимізація моделі найбільш важлива.

Bluetooth та UWB показують середній рівень удосконалення між етапами АІС і ВІС. Для сигналів із нижчим SNR (особливо UWB) більш суттєві зміни відбуваються на етапі ВІС. Для Bluetooth, незважаючи на нижчий SNR, етап АІС забезпечує вже досить високий рівень виявлення, але застосування критерію ВІС також вносить удосконалення, хоча і не суттєве.

Глибина кривих для UWB відображає вразливість до помилкових рішень (висока ймовірність помилкового спрацювання при високих  $P_{fa}$ ). Це підтверджує, що даний тип сигналу обов'язково потребує подвійного використання як АІС так і ВІС, бо це зменшує ризик помилки.

Наступний етап запропонованого алгоритму методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу – це «Багатоступеневе рекурсивне часове сегментування». Реалізація цього етапу необхідна для отримання більш точнішого аналізу сигналу в різних часових інтервалах, що дозволяє виявляти змінні частотні компоненти та нові джерела інтерференції. Тобто на практиці після цього етапу алгоритму повинна зростати якість сигналу та показники співвідношення сигнал/шум SNR.

Результати отриманих розрахунків представлені в табл. 4.8.



Табл. 4.8 – Динаміка показників після часового сегментування

Тип сигналу	Після ВІС (Amp/SNR, дБ)	Після сегментування (Amp/SNR, дБ)	Зміна Amp, %	Зміна SNR, %
Wi-Fi	0,95 / 20	0,97 / 20,5	+2,11	+2,50
Bluetooth	0,76 / 15	0,79 / 15,6	+3,95	+4,00
LoRaWAN	0,65 / 16	0,675 / 16,4	+3,85	+2,50
GSM	0,91 / 18	0,945 / 18,7	+3,85	+3,89
5G NR	1,02 / 16	1,06 / 16,8	+3,92	+5,00
UWB	0,72 / 13	0,765 / 13,9	+6,25	+6,92

Для UWB спостерігається найбільше підвищення показників, приріст складає для амплітуди +6,25%, а для SNR +6,92%, що доводить ефективність часового сегментування для цього типу сигналу в умовах шуму та завмирань.

На рис. 4.9 показано позитивні зміни ймовірності виявлення сигналів ( $P_d$ ) у кожному часовому сегменті після сегментування для різних типів сигналів, які задіяні в експерименті.

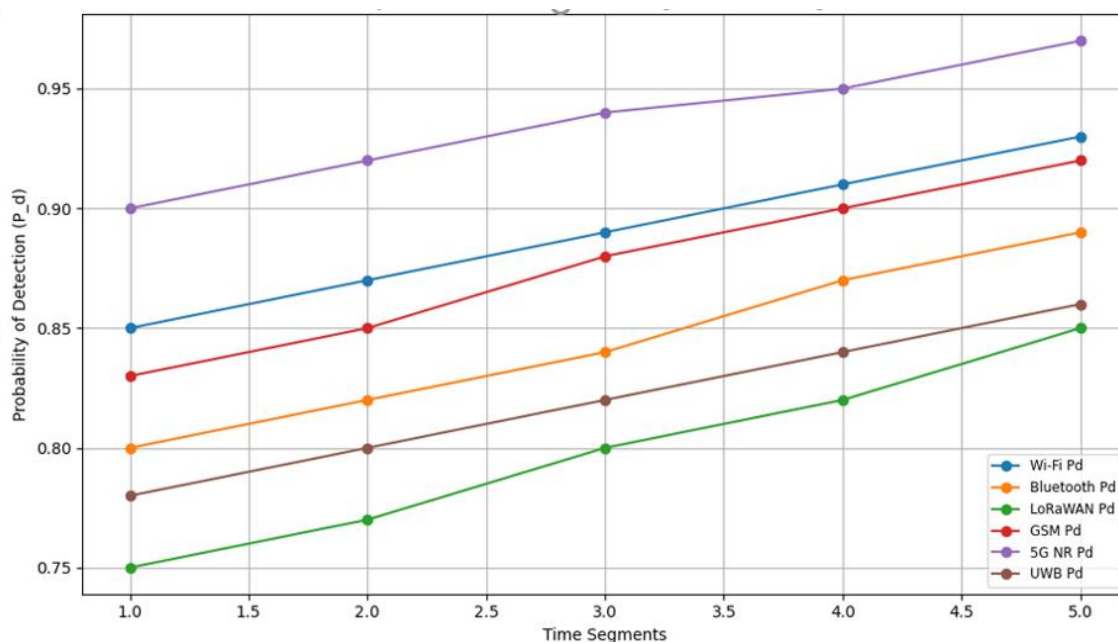


Рис. 4.9 – Динаміка ймовірності виявлення сигналів по часових сегментах після сегментації

Сигнали Wi-Fi та 5G NR демонструють найбільшу ефективність після часового сегментування завдяки розширеним спектральним характеристикам та високим значенням SNR, що сприяє кращій фільтрації шумів та корекції інтерференцій. Гауссівські та пуассонівські шуми, які моделюються для цих сигналів, є менш агресивними, що підвищує ефективність проведеної часової сегментації. У випадку сигналів LoRaWAN та UWB ефективність знижується через більш складні типи шумів (рівномірний та гамма-шум) та низьке початкове SNR, що ускладнює удосконалення показників після сегментації.

Етап алгоритму – «Рекурсивне оновлення спектральних оцінок» дозволяє системі адаптуватися до постійних змін у спектрі, що дає змогу на максимально можливому рівні підвищити показник співвідношення сигнал/шум та реалізувати остаточне детермінування сигналу.

Табл. 4.9 – Динаміка показників після рекурсивного оновлення

Тип сигналу	Amp до оновлення	SNR до оновлення (дБ)	Amp після оновлення	SNR після оновлення (дБ)	Зміна Amp, %	Зміна SNR, %
Wi-Fi	0,97	20,5	0,98	21,2	+1,03	+3,41
Bluetooth	0,79	15,6	0,81	16,4	+2,53	+5,13
LoRaWAN	0,675	16,4	0,685	17,0	+1,48	+3,66
GSM	0,945	18,7	0,96	19,4	+1,59	+3,74
5G NR	1,06	16,8	1,08	17,6	+1,89	+4,76
(UWB)	0,765	13,9	0,78	14,5	+1,96	+4,32

Як видно з табл. 4.9, етап оновлення алгоритму дозволив системі адаптуватися до динамічних змін у спектрі, що сприяло подальшому зниженню впливу шумів і підвищенню детермінованості сигналу. Показники амплітуди зросли в межах від 1,03% до 2,53%, тоді як SNR показав збільшення ефективності особливо для Bluetooth (+5,13%) та 5G NR (+4,76%).

В результаті проведеної експериментальної верифікації методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних

критеріїв Акайке та Байєса з багатокроковою фільтрацією було доведено його ефективність за рахунок позитивної динаміки розрахункових показників на різних етапах алгоритму. Після застосування фільтрації за Калманом було отримано приріст амплітуди в межах +3-4%, а SNR збільшився на +0,2-0,3%. Це обумовлено тим, що фільтр Калмана ефективно працює із сигналами, що мають адитивний шум, проте його здатність усувати мультиплікативний шум або завмирання є обмеженою.

Подальші етапи алгоритму, зокрема застосування інформаційних критеріїв АІС та ВІС, забезпечили суттєве підвищення ефективності. Найбільшу ефективність метод продемонстрував для сигналів UWB та 5G NR, де приріст амплітуди досягав +7,46%, а SNR підвищився до +18,18%. Це пояснюється шириною частотних смуг цих сигналів та менш агресивними типами шумів (пуассонівський і гауссівський), які краще усуваються за допомогою багатокрокової фільтрації та сегментації. Для сигналів із більш складними типами шумів, таких як рівномірний або гамма-шум (LoRaWAN, UWB), ефективність удосконалення була нижчою, оскільки ці шуми важче піддаються усуненню стандартними фільтраційними методами.

На останньому етапі – рекурсивному оновленні спектральних оцінок – було досягнуто додаткове підвищення показників амплітуди та SNR, зокрема для Bluetooth та 5G NR, де приріст SNR склав в середньому до +5%. Це підтверджує ефективність методу в адаптації до постійних змін у спектральному середовищі та дозволяє системі забезпечити стабільну роботу навіть у складних умовах завад і завмирань.

Загальна ефективність методу для виявлення сигналів, виражена через показник AUC, демонструє підвищення в середньому на +0,5-1%, що підтверджує високий рівень точності системи виявлення після усіх етапів алгоритму. Це свідчить про стабільну роботу методу в умовах різних шумів і завмирань, що робить його ефективним для широкого спектра сигналів.

Нижчі результати для деяких типів сигналів, таких як LoRaWAN та UWB, пояснюються їх природою і специфікою шумів (наприклад, рівномірний та

гамма-шум), які є менш передбачуваними та складними для фільтрації. Це обмежує можливості фільтраційних методів, що призводить до менш вираженої динаміки показників SNR та амплітуди. Крім того, LoRaWAN та UWB мають початково нижчі значення SNR, що ускладнює подальше удосконалення показників після кожного етапу алгоритму.

#### **Висновки до розділу 4**

1. Обґрунтовано використання в методі ієрархічного циклічного спектрального моніторингу інформаційних критеріїв Акайке та Байєса для вибору оптимальних моделей сигналів, що забезпечує баланс між точністю та складністю моделі. Застосування багатокрокової адаптивної фільтрації (фільтр Калмана, фільтр Вінера, медіанний фільтр), що дозволяє ефективно зменшувати шум і враховувати завмирання сигналу, що сприяє підвищенню ефективності моніторингу. Також необхідним аспектом методу є розрахунок відстані Кульбака-Лейблера, що допомагає оцінити якість апроксимації, адаптувати систему до динамічних змін у спектральному середовищі, підвищуючи надійність і точність виявлення сигналів.

2. Розроблено алгоритм методу ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру, який відрізняється від традиційних підходів через використання адаптивних фільтраційних методів. На відміну від традиційних фільтрів, цей підхід дозволяє ефективно знижувати різні типи шумів і компенсувати завмирання сигналу, підвищуючи якість виявлення. Крім того, інтеграція інформаційних критеріїв Акайке та Байєса допомагає уникати перенавчання моделей, забезпечуючи оптимальний баланс між складністю моделі та її точністю, що є суттєвою перевагою над класичними підходами, які не враховують динамічні зміни в радіочастотному спектрі.

3. В результаті проведеної експериментальної верифікації методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Акайке та Байєса з багатокроковою фільтрацією було доведено його ефективність за рахунок позитивної динаміки розрахункових показників на

різних етапах алгоритму. Загальна ефективність методу після всіх етапів алгоритму досягала: для амплітуди позитивну динаміку в діапазоні +6,25-9,00%, а для SNR +10,03-20,04%, що свідчить про високу здатність методу до адаптації та підвищення якості виявлення сигналів в умовах шумів і завмирань. Розрахунки проводились покроково, доводячи ефективність запропонованого методу після кожного етапу алгоритму.

Найбільшу ефективність продемонстрували сигнали з високими початковими значеннями SNR, такі як Wi-Fi та 5G NR. Для Wi-Fi динаміка амплітуди склала +7,06%, а SNR підвищився на +15,03%. Для 5G NR амплітуда зросла на +8,42%, а SNR на +18,18%. Це свідчить про високу здатність цих сигналів адаптуватися до змін у спектрі після застосування методу ієрархічного спектрального моніторингу.

LoRaWAN та UWB показали нижчі, але також позитивні результати: амплітуда LoRaWAN зросла на +6,25%, а SNR підвищився на +10,00%, тоді як для UWB покращення амплітуди становило +7,46%, а SNR дав приріст на +18,18%. Це обумовлено складнішими типами шумів (рівномірний шум для UWB) і нижчим початковим рівнем SNR. Bluetooth також продемонстрував приріст: амплітуда зросла на +7,14%, а SNR на +15,38%, що вказує на позитивний вплив фільтрації та оптимізації моделі.

Для GSM амплітуда збільшилася на +7,06%, а SNR на +12,50%, що вказує на хорошу адаптацію до завмирань та впливу гауссівського шуму.

Таким чином, експериментально доведено ефективність запропонованого методу для всіх типів сигналів, що задіяні в експерименті, проте найбільші результати спостерігалися для сигналів з більш високими початковими значеннями SNR та менш агресивними типами шумів.

## ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі вирішується актуальне науково-технічне завдання підвищення ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж на основі удосконалення методів спектрального моніторингу шляхом впровадження гібридних методів, які забезпечують ефективну ідентифікацію вільних частотних смуг, підвищення рівня завадостійкості та спектральної ефективності, з побудовою адаптивних алгоритмів, здатних функціонувати в умовах складного радіосередовища.

Вирішення поставлених задач дало змогу сформулювати наступні наукові результати.

1. Проведено аналіз вимог стандартів IEEE 802.22, IEEE 1900, IEEE 802.11af, IEEE 802.15.4m, IEEE 802.16h та LTE-Advanced до методів спектрального моніторингу з зосередженням уваги на перспективах підвищення ефективності безпроводових когнітивних телекомунікаційних мереж на основі впровадження гібридних методів моніторингу спектру, які забезпечують надійну ідентифікацію вільних частотних смуг, підвищення рівня завадостійкості та спектральної ефективності, а також розроблено адаптивні алгоритми, здатні функціонувати в умовах складного радіосередовища.

2. Розроблено новий гібридний метод спектрального моніторингу VTSM (Variable Time Segment Monitoring), алгоритм на його основі та програмну реалізацію, що відрізняється від традиційних методів застосуванням адаптивної часової сегментації та динамічного налаштування до змін частотно-часових характеристик сигналу, що забезпечує ефективне виявлення вільних частотних смуг та зниження рівня завад. Проведено експериментальну верифікацію методу з використанням методів статистичного аналізу та рекурсивної фільтрації, обґрунтовано його переваги порівняно з традиційними підходами за показниками ідентифікації частотних ресурсів і завадостійкості.

3. Удосконалено та верифіковано метод спектрального моніторингу на основі адаптивних вейвлет-перетворень (Морле та Добеші) і фільтрів (Калмана,

LMS, RLS). Проведено експериментальну перевірку методу на сигналах 4G LTE, 5G NR, Wi-Fi 6, DVB-T2, GPS для підтвердження його ефективності в умовах складного радіочастотного середовища. Обґрунтовано переваги методу за показниками виявлення вільних частотних ресурсів та завадостійкості порівняно з традиційними підходами.

4. Обґрунтовано необхідність інтеграції статистичних підходів з адаптивними фільтраційними техніками для оптимізації процесів спектрального моніторингу та зменшення впливу шумів і частотних спотворень у безпроводових когнітивних мережах. Проведено експериментальні дослідження для підтвердження науково-практичних гіпотез щодо ефективності даного підходу.

5. Удосконалено метод ієрархічного циклічного спектрального моніторингу, алгоритм та його програмна реалізація з використанням інформаційних критеріїв Акайке (AIC) і Байєса (BIC) для оптимального вибору моделей сигналу з урахуванням балансу між точністю та складністю моделі, а також із застосуванням багатокрокової адаптивної фільтрації на основі фільтрів Калмана, Вінера та медіанного з метою зниження інтерференції і врахування умов завмирання сигналу. Проведено експериментальні дослідження для валідації переваг методу для підвищення загальної ефективності спектрального моніторингу в порівнянні з традиційними підходами.

6. Проведено експериментальну оцінку ефективності запропонованого методу для Wi-Fi, 5G NR, Bluetooth, GSM, LoRaWAN, UWB, особливо для тих сигналів, які мають високі початкові значення співвідношення сигнал/шум (SNR). Здійснено поетапну верифікацію методу з метою визначення продуктивності застосування фільтра Калмана, інформаційних критеріїв Акайке (AIC) та Байєса (BIC), а також рекурсивного оновлення спектральних оцінок для підвищення точності та надійності спектрального моніторингу в умовах змінного радіочастотного середовища.

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 Українського державного університету залізничного транспорту.

Подальші дослідження методів моніторингу спектру можуть зосереджуватись на впровадженні адаптивних і когнітивних підходів для підвищення ефективності використання частотних ресурсів. Зокрема, перспективним є дослідження інтеграції методів штучного інтелекту для автоматичної адаптації параметрів моніторингу залежно від змін у радіосередовищі. Це дозволить створити гнучкі системи моніторингу, здатні динамічно налаштовуватися під різні умови середовища та забезпечувати високу точність детектування при мінімальних витратах ресурсів.

Іншим важливим напрямком є розробка розподілених методів моніторингу, що базуються на кооперативному зборі даних з кількох сенсорних вузлів. Такий підхід дозволить підвищити детальність і точність аналізу спектру за рахунок поєднання інформації з різних джерел. Також перспективним є дослідження ефективності методів в умовах динамічного середовища з урахуванням факторів, таких як багатопроменевість, затухання та доплерівські зсуви, що є особливо актуальним для сучасних мобільних мереж, таких як 5G і V2X.



**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Альошин Г.В., Панченко С.В., Приходько С.І. Проблеми теорії телекомунікаційних систем та мереж. Харків: УкрДАЗТ, 2018. 260 с.
2. Аносов А.О., Проценко М.М., Дубинко О.Л., Павлуцько М.Я. Застосування вейвлет-перетворення для аналізу цифрових сигналів Журнал «Сучасний захист інформації». 2018. №1 (33), С.38-42.
3. 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.
4. Бартків Н.І. Методи та локалізація джерел несанкціонованого випромінювання. Захист інформації. 2009. № 3. С. 68–73.
5. Грабар І.Г. Застосування вейвлет-перетворення функції вібросигналу в технічній діагностиці механізмів з ударними навантаженнями / І. Г. Грабар, В. Ф. Запольский, В. К. Захаров., М. Б. Кришевский // Вісник ЖІТІ. 2002. № 23. С. 16 – 21.
6. 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.
7. Діденко Ю.М., Савчук І.В. Моделювання та аналіз радіотехнічних систем. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. 280 с.
8. Зайцев Д.А., Макаренко Д.В. Адаптивні методи обробки сигналів в радіотехнічних системах. Львів: Львівська політехніка, 2021. 270 с.
9. 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. DOI: 10.30748/zhups.2020.66.06.

10. Коваленко О.В., Павленко С.М. Розробка методів зменшення шуму у когнітивних радіомережах. Журнал «Системи обробки інформації». 2022. № 4. С. 22-29.
11. Козлов В.М., Петрова Л.О. Методи підвищення завадостійкості телекомунікаційних систем. Київ: КНУ імені Тараса Шевченка, 2020. 310 с.
12. Кузьменко В.В., Савенко І.І. Методи аналізу та обробки сигналів у системах когнітивного радіо. Вісник Сумського державного університету. 2022. № 5. С. 22-30.
13. 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.
14. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Северінов О.В. Моніторинг спектру у каналах із завмираннями та частотними спотвореннями. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС ім. І. Кожедуба, 2010. Вип. 9(90). С.94-98.
15. Лисечко В.П., Сопронюк І.І. Метод моніторинга спектра в когнітивних радіосетях на основі БПФ. Вестник Национального технического университета «ХПИ» - 2011. Вип. 16 2011. С.173 - 180.
16. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Ухова О.О. Метод моніторинга спектра в когнітивних радіосетях на основі використання інформаційного критерія Акайке. Системи обробки інформації. ХУПС ім. І. Кожедуба. 2011. Вип. 5(95). С.108-112.
17. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Фарид Абдель Самад. Дослідження завадостійкості систем безпроводового доступу. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС. 2010. Вип. 2(83). С.153-155.
18. Лисечко В.П., Степаненко Ю.Г., Сопронюк І.І., Брюзгіна Н.О. Дослідження методів аналізу спектру в когнітивних радіомережах. Збірник наукових праць. Х.: Харківського університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. 2010. Вип. 3 (25). С.137-145.
19. Обіход Я.Я. Розробка методу вибору каналів когнітивного радіо при множинному доступі первинних та вторинних користувачів з використанням

технології “ENERGY HARVESTING” під керуванням нейронної мережі / Я.Я. Обіход, В.П. Лисечко, Т.М. Олефіренко // Збірник наукових праць. Полтава: УкрДУЗТ, Вип. 3(49). 2018. С. 165-174.

20. 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.

21. Проценко М. М. Методика вибору вейвлет-функції для обробки цифрових сигналів. Вісник ЖДТУ. Житомир, ЖДТУ, 2009. №49. С.97-100.

22. Тарасенко В.П., Сидоренко І.І. Методологія аналізу та обробки сигналів у телекомунікаційних системах. Журнал «Вісник Харківського національного університету радіоелектроніки». 2020. Т. 5. С. 51-59.

23. Трохимчук О.О., Тимошенко О.А. Аналіз параметрів когнітивних радіомереж з урахуванням інтерференційних складових. Вісник Дніпровського національного університету. 2020. Т. 10. С. 72-80.

24. Фролов В.М., Котляр А.М. Адаптивні алгоритми обробки сигналів в умовах шуму та інтерференції. Журнал «Радіоелектроніка». 2021. № 3. С. 44-51.

25. Хорошко В.О. Пошук та локалізація радіозакладних пристроїв: навчальний посібник / В.О. Хорошко, О.Д. Азаров, Г.О. Максименко, Ю.Є. Яремчук. ВНТУ. Вінниця, 2007. 333 с.

26. Яковлєва 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.

27. Abdulsattar M., Hussein, Z.A. (2012). Energy detection technique for spectrum sensing in cognitive radio: a survey. International Journal of Computer Networks & Communications. (IJCNC), 4(5). P. 223–245.

28. Afifi W., Krunz M. TSRA: An Adaptive Mechanism for Switching between Communication Modes in Full-Duplex Opportunistic Spectrum Access Systems. IEEE Trans. Mob. Comput. 2017, 16, 1758–1772.

29. Ahmad W.S.H.M.W., Radzi N.A.M., Samidi F., Ismail A., Abdullah F., Jamaludin M.Z., Zakaria M. 5G technology: Towards dynamic spectrum sharing using cognitive radio networks. *IEEE Access* 2020, 8, 14460–14488.
30. Aijaz A., Aghvami A.H. Cognitive machine-to-machine communications for Internet-of-Things: A protocol stack perspective. *IEEE Internet Things J.* 2015, 2, 103–112.
31. Akyildiz I.F., Lo B.F., Balakrishnan R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: A survey. *Phys. Commun.* 2011, 4, 40–62.
32. Ali M., Qaisar S., Naeem M., Ejaz W., Kvedaraite N. LTE-U WiFi HetNets: Enabling Spectrum Sharing for 5G/Beyond 5G Systems. *IEEE Internet Things Mag.* 2020, 3, 60–65.
33. Al-Kofahi, O.M.; Almasaeid, H.M.; Al-Mefleh, H. Efficient on-demand spectrum sensing in sensor-aided cognitive radio networks. *Comput. Commun.* 2020, 156, 11–24.
34. Arjoune Y., Kaabouch N. A comprehensive survey on spectrum sensing in cognitive radio networks: Recent advances, new challenges, and future research directions. *Sensors* 2019, 19, 126.
35. Aswathy G., Gopakumar K. Sub-Nyquist wideband spectrum sensing techniques for cognitive radio: A review and proposed techniques. *AEU Int. J. Electron. Commun.* 2019, 104, 44–57.
36. Awe O.P., Deligiannis A., Lambotharan S. Spatio-temporal spectrum sensing in cognitive radio networks using beamformer-aided SVM algorithms. *IEEE Access* 2018, 6, 25377–25388.
37. Axell E., Leus G., Larsson E. G., & Poor H. V. (2012). Spectrum sensing for cognitive radio: State-of-the-art and recent advances. *IEEE Signal Processing Magazine*, 29(3). P. 101–116.
38. Bagwari A., Tomar G. S. (2013). Adaptive double-threshold based energy detector for spectrum sensing in cognitive radio networks. *International Journal of Electronics Letters*. 1(1): P. 24–32 DOI:10.1080/21681724.2013.773849

39. Batyha R.M., Janani S., Rose S.G.H. (2022). Cyclostationary Algorithm for Signal Analysis in Cognitive 4G Networks with Spectral Sensing and Resource Allocation. *International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS)*, 14(3). P. 47–58. <https://doi.org/10.17762/ijcnis.v14i3.5570>
40. Bayhan S., Gür G., Zubow A. PoMeS: Profit-maximizing sensor selection for crowd-sensed spectrum discovery. In *Proceedings of the International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks*, Poznan, Poland, 11–12 June 2019; pp. 3–16.
41. Bojja Venkatakrishnan S., Alwan E.A., Volakis J.L. Wideband RF Self-Interference Cancellation Circuit for Phased Array Simultaneous Transmit and Receive Systems. *IEEE Access* 2018, 6, 3425–3432.
42. Borza P.N., Machedon-Pisu M., Hamza-Lup F. Design of Wireless Sensors for IoT with Energy Storage and Communication Channel Heterogeneity. *Sensors* 2019, 19, 3364.
43. Cabric D., Tkachenko A., Brodersen R.W. (2006). Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection. In *IEEE Military Communications Conference*, 2006. P. 1-7.
44. Cacciapuoti A.S., Akyildiz I.F., Paura L. Correlation-aware user selection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio ad hoc networks. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* 2012, 30, 297–306.
45. Chauhan P., Deka S.K., Chatterjee B.C., Sarma N. Cooperative Spectrum Prediction-Driven Sensing for Energy Constrained Cognitive Radio Networks. *IEEE Access* 2021, 9, 26107–26118.
46. Chen H., Zhou M., Xie L., Wang K., Li J. Joint spectrum sensing and resource allocation scheme in cognitive radio networks with spectrum sensing data falsification attack. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2016, 65, 9181–9191.
47. Chen Y., Zheng K., Zhang H. (2009). Spectrum sensing algorithms for cognitive radio: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 11(1). P. 84–98.

48. Clement J.C., Krishnan K.V., Bagubali A. (2012). Cognitive radio: Spectrum sensing problems in signal processing. *International Journal of Signal Processing*. 40(16). P. 37–40. DOI:10.5120/5067-7475
49. Dandawate A., Giannakis G. Statistical tests for presence of cyclostationarity. *IEEE Trans. Signal Process.* 1994, 42, 2355–2369.
50. Derakhshani M., Le-Ngoc T., Nasiri-Kenari M. Efficient Cooperative Cyclostationary Spectrum Sensing in Cognitive Radios at Low SNR Regimes. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 2011, 10, 3754–3764.
51. Digham F., Alouini M.S., Simon K. On the Energy Detection of Unknown Signals Over Fading Channels. *IEEE Trans. Commun.* 2007, 55, 21–24.
52. Eduardo A.F., González Caballero R.G. Experimental evaluation of performance for spectrum sensing: Matched filter vs energy detector. *IEEE Colombian Conference on Communication and Computing*. P. 59–67. DOI: 10.1109/ColComCon.2015.7152105
53. Ejaz W., Ibnkahla M. Multiband spectrum sensing and resource allocation for IoT in cognitive 5G networks. *IEEE Internet Things J.* 2017, 5, 150–163.
54. Fang Y., Li L., Li Y., Peng H., Yang Y. Low energy consumption compressed spectrum sensing based on channel energy reconstruction in cognitive radio network. *Sensors* 2020, 20, 1264.
55. Gavrilovska L., Atanasovski V., Macaluso I., DaSilva L.A. Learning and reasoning in cognitive radio networks. *IEEE Commun. Surv. Tutor.* 2013, 15, 1761–1777.
56. Ghasemi A., Sousa E.S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs. *IEEE Communications Magazine*, Vol. 46(4), 2008. PP. 32-39.
57. Ghasemi A., Sousa E. Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments. In *Proceedings of the First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, 2005, DySPAN 2005, Baltimore, MD, USA, 8–11 November 2005; pp. 131–136.

58. Giri M.K., Majumder S. Eigenvalue-based cooperative spectrum sensing using kernel fuzzy c-means clustering. *Digit. Signal Process.* 2021, 111, 102996.
59. Gupta M.S., Kumar K. Progression on spectrum sensing for cognitive radio networks: A survey, classification, challenges and future research issues. *J. Netw. Comput. Appl.* 2019, 143, 47–76.
60. Hamdaoui B., Khalfi B., Guizani M. Compressed wideband spectrum sensing: Concept, challenges, and enablers. *IEEE Commun. Mag.* 2018, 56, 136–141.
61. Han S., Chih-Lin I., Xu Z., Rowell C. Large-scale antenna systems with hybrid analog and digital beamforming for millimeter wave 5G. *IEEE Commun. Mag.* 2015, 53, 186–194.
62. Havryliuk V. Audio Frequency Track Circuits Monitoring Based on Wavelet Transform and Artificial Neural Network Classifier. 2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON). DOI: 10.1109/ukrcon.2019.8879833
63. Haykin S. Cognitive radio: brainempowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23(2). 2005. P. 201–220.
64. He Z.Q., Yuan X. Cascaded channel estimation for large intelligent metasurface assisted massive MIMO. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 2019, 9, 210–214.
65. Hossain M.A., Md Noor R., Yau K.L.A., Azzuhri S.R., Z'aba M.R., Ahmedy I., Jabbarpour M.R. Machine Learning-Based Cooperative Spectrum Sensing in Dynamic Segmentation Enabled Cognitive Radio Vehicular Network. *Energies* 2021, 14, 1169.
66. Hossain M.A., Schukat M., Barrett E. Enhancing the spectrum sensing performance of cluster-based cooperative cognitive radio networks via sequential multiple reporting channels. *Wirel. Pers. Commun.* 2021, 116, 2411–2433.
67. Huang S., Ye Y., Xiao M., Poor H.V., Skoglund M. Decentralized beamforming design for intelligent reflecting surface-enhanced cell-free networks. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 2020, 10, 673–677.

68. 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.
69. Jaber M., Nasser A., Charara N., Mansour A., Yao K.C. One-Class based Learning for Spectrum Sensing in Cognitive Radio. In *Proceedings of the 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Amsterdam, The Netherlands, 18–21 January 2020.
70. Jia M., Zhang X., Sun J., Gu X., Guo Q. Intelligent resource management for satellite and terrestrial spectrum shared networking toward B5G. *IEEE Wirel. Commun.* 2020, 27, 54–61.
71. Jin Z., Yao K., Lee B., Cho J., Zhang L. Channel status learning for cooperative spectrum sensing in energy-restricted cognitive radio networks. *IEEE Access* 2019, 7, 64946–64954.
72. Joshi G.P., Nam S.Y., Kim S.W. Cognitive radio wireless sensor networks: Applications, challenges and research trends. *Sensors* 2013, 13, 11196–11228.
73. Kadjo J.M., Yao K.C., Mansour A. Blind detection of cyclostationary features in the context of cognitive radio. In *Proceedings of the 2016 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, Limassol, Cyprus, 12–14 December 2016; pp. 150–155.
74. Karpova R., Volkov M. Time-Frequency Analysis in Signal Processing. *Journal of Advanced Signal Research*, Vol. 11, No. 2, 2021, pp. 65-78. DOI: 10.1615/journal.2021.65-78.
75. Kassri N., Ennouaary A., Bah S. A review on SDR, spectrum sensing, and CR-based IoT in cognitive radio networks. *International Journal of Communications*. Vol. 12, No. 6. 2021. P. 100–121 DOI:10.14569/IJACSA.2021.0120613
76. Kaur A., Kumar K. Imperfect CSI based Intelligent Dynamic Spectrum Management using Cooperative Reinforcement Learning Framework in Cognitive Radio Networks. *IEEE Trans. Mob. Comput.* 2020.



77. Kaur A., Sharma S., Mishra A. An Efficient Opposition Based Grey Wolf Optimizer for Weight Adaptation in Cooperative Spectrum Sensing. *Wirel. Pers. Commun.* 2021, 1–20.
78. Kay S.M. Robust detection by autoregressive spectrum analysis. *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.* 1982, 30, 256–269.
79. Khalaf Z., Nafkha A., Palicot J. Blind Spectrum Detector for Cognitive Radio using Compressed Sensing. In *Proceedings of the 2011 IEEE Global Telecommunications Conference-GLOBECOM*, Houston, TX, USA, 5–9 December 2011.
80. Khamayseh S., Halawani A. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey on machine learning-based methods. *Journal of Telecommunications and Information Technology.* 3. 2020. P. 36–46 DOI:10.26636/jtit.2020.137219
81. Khan A.A., Rehmani M.H., Rachedi A. Cognitive-radio-based internet of things: Applications, architectures, spectrum related functionalities, and future research directions. *IEEE Wirel. Commun.* 2017, 24, 17–25.
82. Khattab A., Elgaml N., Mourad H.A. Single-channel slotted contention in cognitive radio vehicular networks. *IET Commun.* 2019, 13, 1078–1089.
83. Kuznetsov T., Borysenko S. Machine Learning Applications in Signal Processing. *Kyiv Polytechnic Institute Journal*, Vol. 8, No. 4, 2021, pp. 97-109. DOI: 10.20535/kpi.2021.97-109.
84. Kwasinski A., Wang W., Mohammadi F.S. Reinforcement learning for resource allocation in cognitive radio networks. *Mach. Learn. Future Wirel. Commun.* 2020, 27–44.
85. Lee K.E., Park J.G., Yoo S.J. Intelligent Cognitive Radio Ad-Hoc Network: Planning, Learning and Dynamic Configuration. *Electronics* 2021, 10, 254.
86. Lee W., Kim M., Cho D. Deep Cooperative Sensing: Cooperative Spectrum Sensing Based on Convolutional Neural Networks. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2019, 68, 3005–3009.

87. Lees W.M., Wunderlich A., Jeavons P.J., Hale P.D., Souryal M.R. Deep learning classification of 3.5-GHz band spectrograms with applications to spectrum sensing. *IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw.* 2019, 5, 224–236.
88. Li W., Zhu C., Leung V.C., Yang L.T., Ma Y. Performance comparison of cognitive radio sensor networks for industrial IoT with different deployment patterns. *IEEE Syst. J.* 2015, 11, 1456–1466.
89. Li Z., Wu W., Liu X., Qi P. Improved cooperative spectrum sensing model based on machine learning for cognitive radio networks. *IET Commun.* 2018, 12, 2485–2492.
90. Liu B., Li Z., Si J., Zhou F. Optimal sensing interval in cognitive radio networks with imperfect spectrum sensing. *IET Commun.* 2016, 10, 189–198.
91. Liu X., Jia M., Zhang X., Lu W. A novel multichannel Internet of things based on dynamic spectrum sharing in 5G communication. *IEEE Internet Things J.* 2018, 6, 5962–5970.
92. Liu Y., Zhong Z., Wang G., Hu D. Cyclostationary Detection Based Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks. *Journal of Communications.* 10(1). 2015. P. 74–79 DOI:10.12720/jcm.10.1
93. Lu Y., Zhu P., Wang D., Fattouche M. Machine learning techniques with probability vector for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. In *Proceedings of the 2016 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Doha, Qatar, 3–6 April 2016*; pp. 1–6.
94. Mishra S., Sahai A., Brodersen R. Cooperative sensing among cognitive radios. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Communication, Istanbul, Turkey, 11–15 June 2006*; Volume 4, pp. 1658–1663.
95. Mitola J., Maguire G.Q. Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal. *IEEE Personal Communications*, Vol. 6(4), 1999. PP. 13-18.
96. Moawad A., Yao K.C., Mansour A., Gautier R.A. Wideband Spectrum Sensing Approach for Cognitive Radios Based on Cepstral Analysis. *IEEE Open J. Commun. Soc.* 2020, 1, 863–888.

97. Molina-Tenorio Y., Prieto-Guerrero A., Aguilar-Gonzalez R., Ruiz-Boqué S. Machine Learning Techniques Applied to Multiband Spectrum Sensing in Cognitive Radios. *Sensors* 2019, 19, 4715.
98. Moon B. Dynamic spectrum access for internet of things service in cognitive radio-enabled LPWANs. *Sensors* 2017, 17, 2818.
99. Mroue M., Nasser A., Parrein B., Mansour A., Zaki C., Cruz E.M. ESco: Eligibility score-based strategy for sensors selection in CR-IoT: Application to LoRaWAN. *Internet Things* 2021, 13, 100362.
100. Nasser Abbass, Hussein Al Haj Hassan, Jad Abou Chaaya, Ali Mansour, Koffi-Clément Yao Spectrum Sensing for Cognitive Radio: Recent Advances and Future Challenge. *Sensors* 2021, Vol. 21(7), 2408. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21072408>
101. Ning W., Huang X., Yang K., Wu F., Leng S. Reinforcement learning enabled cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *J. Commun. Netw.* 2020, 22, 12–22.
102. Ozturk M., Gogate M., Onireti O., Adeel A., Hussain A., Imran M.A. A novel deep learning driven, low-cost mobility prediction approach for 5G cellular networks: The case of the Control/Data Separation Architecture (CDSA). *Neurocomputing* 2019, 358, 479–489.
103. Obikhod Y.Y. Improvement of the cognitive radio system area management method with using neural networks / Y. Obikhod, V. Lysechko, Y. Sverhunova, O. Zhuchenko, O. Progonniy, G. Kachurovskiy, V. Tretijk, V. Malyuga, V. Voinov // *Eastern-European JOURNAL of enterprise technologies*, Vol. 4/9 (88). 2017. P. 22-29.
104. Obikhod, Y.Y. Mobile user's multiple detection method on the basis of the particle swarm optimization in the cognitive radio network. *Quarterly scientific and technical journal*. Kharkiv: National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute" Vol. 2(2). 2018.P. 127-132.

105. Piyare R., Murphy A.L., Magno M., Benini L. On-demand LoRa: Asynchronous TDMA for energy efficient and low latency communication in IoT. *Sensors* 2018, 18, 3718.
106. Politis C., Maleki S., Tsinos C.G., Liolis K.P., Chatzinotas S., Ottersten B. Simultaneous Sensing and Transmission for Cognitive Radios With Imperfect Signal Cancellation. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 2017, 16, 5599–5615.
107. Qin Z., Liu Y., Gao Y., El Kashlan M., Nallanathan A. Wireless powered cognitive radio networks with compressive sensing and matrix completion. *IEEE Trans. Commun.* 2016, 65, 1464–1476.
108. Rahman M.L., Zhang J.A., Huang X., Guo Y.J., Lu Z. Joint communication and radar sensing in 5G mobile network by compressive sensing. *IET Commun.* 2021, 14, 3977–3988.
109. Rodriguez J., Rodriguez L., Martinez A. Spectrum analysis and noise reduction in dynamic wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing.* 2022. Vol. 21(5). PP. 1863-1875.
110. Sahai A., Patel G., Dick C., Sabharwal A. On the impact of phase noise on active cancelation in wireless full-duplex. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2013, 62, 3494–4510.
111. Saiapina I., Holub H., Kulbovskiy I. Improving Noise Immunity of Audio Frequency Track Circuits Using Neural Networks and Data Classification. (2023). *TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology*. DOI: 10.1007/978-3-031-25863-3\_67.
112. Selen Y., Tullberg H., Kronander J. Sensor Selection for Cooperative Spectrum Sensing. In *Proceedings of the 2008 3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, Chicago, IL, USA, 14–17 October 2008; pp. 1–11.
113. Shang B., Liu L. Machine learning meets point process: Spatial spectrum sensing in user-centric networks. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 2019, 9, 34–37.

114. Shang B., Marojevic V., Yi Y., Abdalla A.S., Liu L. Spectrum sharing for UAV communications: Spatial spectrum sensing and open issues. *IEEE Veh. Technol. Mag.* 2020, 15, 104–112.
115. Shi Z., Gao W., Zhang S., Liu J., Kato N. AI-enhanced cooperative spectrum sensing for non-orthogonal multiple access. *IEEE Wirel. Commun.* 2019, 27, 173–179.
116. Shi Z., Gao W., Zhang S., Liu J., Kato N. Machine learning-enabled cooperative spectrum sensing for non-orthogonal multiple access. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 2020, 19, 5692–5702.
117. Song M., Xin C., Zhao Y., Cheng X. Dynamic Spectrum Access: From Cognitive Radio to Network Radio. *IEEE J. Wirel. Commun.* 2012, 50, 23–29.
118. Subhedar M., Birajdar G. Spectrum sensing techniques in cognitive radio networks: A survey. *International Journal of Next-Generation Networks. (IJNGN) Vol. 3, No. 2.* 2011. P. 37–51 DOI:10.5121/ijngn.2011.3203
119. Supraja P., Gayathri V., Pitchai R. Optimized neural network for spectrum prediction using genetic algorithm in cognitive radio networks. *Clust. Comput.* 2019, 22, 157–163.
120. Supraja P., Pitchai R. Spectrum prediction in cognitive radio with hybrid optimized neural network. *Mob. Netw. Appl.* 2019, 24, 357–364.
121. Suresh S., Prakriya S., Bhatnagar M.R. Kurtosis based spectrum sensing in cognitive radio. *Phys. Commun.* 2012, 3, 230–239.
122. Tegui D., Nir V.L., Scheers B. Spectrum Sensing Method Based on The Likelihood Ratio Goodness of Fit test. *IEEE Electron. Lett.* 2015, 51, 253–255.
123. Toma O.H., Lopez-Benitez M., Patel D.K., Umebayashi K. Estimation of primary channel activity statistics in cognitive radio based on imperfect spectrum sensing. *IEEE Trans. Commun.* 2020, 68, 2016–2031.
124. Tseng F.H., Chao H.C., Wang J. Ultra-dense small cell planning using cognitive radio network toward 5G. *IEEE Wirel. Commun.* 2015, 22, 76–83.

125. Varun M., Annadurai C. PALM-CSS: A high accuracy and intelligent machine learning based cooperative spectrum sensing methodology in cognitive health care networks. *J. Ambient. Intell. Humaniz. Comput.* 2020.

126. Wang C.X., Haider F., Gao X., You X.H., Yang Y., Yuan D., Aggoune H.M., Haas H., Fletcher S., Hepsaydir E. Cellular architecture and key technologies for 5G wireless communication networks. *IEEE Commun. Mag.* 2014, 52, 122–130.

127. Wen W.S., Kang Z.J., Qiu L., Zhao M. SNR-based weighted cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *J. China Univ. Posts Telecommun.* 2010, 17, 1–7.

128. Wilfred A., Okonkwo O. R. A review of cyclostationary feature detection-based spectrum sensing technique in cognitive radio networks. *E3 Journal of Scientific Research. EJSR* (4)3\_16-01. P. 041–047, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.18685/0>

129. Willkomm D., Machiraju S., Bolot J., Wolisz A. Primary user behavior in cellular networks and implications for dynamic spectrum access. *IEEE Commun. Mag.* 2009, 47, 88–95.

130. Wu J., Wang C., Yu Y., Song T., Hu J. Performance optimisation of cooperative spectrum sensing in mobile cognitive radio networks. *IET Commun.* 2020, 14, 1028–1036.

131. Xin C. Network Coding Relayed Dynamic Spectrum Access. In *Proceedings of the ACM the Workshop in Cognitive Radio Networks (CoRoNet)*, Chicago, IL, USA, 20–24 October 2010; pp. 31–36.

132. Xing P., Liu J., Zhai C., Wang X., Zheng L. Self-interference suppression for the full-duplex wireless communication with large-scale antenna. *Trans. Emerg. Telecommun. Technol.* 2016, 27, 764–774.

133. Xing X., Jing T., Li H., Huo Y., Cheng X., Znati T. Optimal spectrum sensing interval in cognitive radio networks. *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.* 2013, 25, 2408–2417.

134. Yang L., Chen Z., Yin F. Cyclo-energy detector for spectrum sensing in cognitive radio. *AEU Int. J. Electron. Commun.* 2012, 66, 89–92.

135. Yang Q., Huang Y.F., Yen Y.C., Chen L.Y., Chen H.H., Hong X.M., Shi J.H., Wang L. Location based joint spectrum sensing and radio resource allocation in cognitive radio enabled LTE-U systems. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2020, 69, 2967–2979.
136. Yazdani H., Vosoughi A., Gong X. Achievable Rates of Opportunistic Cognitive Radio Systems Using Reconfigurable Antennas with Imperfect Sensing and Channel Estimation. 2020, arXiv:2007.04390.
137. Yazdani H., Vosoughi A., Gong, X. Beam selection and discrete power allocation in opportunistic cognitive radio systems with limited feedback using ESPAR antennas. *IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw.* 2019, 6, 325–339.
138. Ye Y., Li Y., Lu G., Zhou F. Improved energy detection with Laplacian noise in cognitive radio. *IEEE Syst. J.* 2017, 13, 18–29.
139. 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, pp. 2000–2012.
140. Yu L., Wang Q., Guo Y., Li P. Spectrum availability prediction in cognitive aerospace communications: A deep learning perspective. In *Proceedings of the 2017 Cognitive Communications for Aerospace Applications Workshop (CCAA)*, Cleveland, OH, USA, 27–28 June 2017; pp. 1–4.
141. Yucek T., Arslan H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 11(1), 2009. P. 116–130.
142. Zappone A., Di Renzo M., Debbah M. Wireless networks design in the era of deep learning: Model-based, AI-based, or both? *IEEE Trans. Commun.* 2019, 67, 7331–7376.
143. Zayen B., Hayar A. M., Nussbaum D. Blind Spectrum Sensing for Cognitive Radio Based on Model Selection. *Mobile Commun. Group, Inst. Eurecom*, Sophia Antipolis, 2008, pp. 1-4.

144. Zeng Y., Liang, Y.-C. Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 58(4). 2007. P. 1804–1815.

145. Zeng Y., Liang Y.C. Eigenvalue-Based Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio. *IEEE Trans. Commun.* 2009, 57, 1784–1793.

146. 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). pp. 823-835.

147. Zhang G., Wang X., Liang Y.C., Liu J. Fast and Robust Spectrum Sensing via Kolmogorov-Smirnov Test. *IEEE Trans. Commun.* 2010, 58, 3410–3416.

148. Zhang R., Liang Y.-C. (2009). Robust distributed spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59(4). P. 1762–1770.

149. Zhang W., Wang C.X., Ge X., Chen Y. Enhanced 5G cognitive radio networks based on spectrum sharing and spectrum aggregation. *IEEE Trans. Commun.* 2018, 66, 6304–6316.

150. Zhang X., Ma Y., Qi H., Gao Y., Xie Z., Xie Z., Zhang M., Wang X., Wei G., Li Z. Distributed compressive sensing augmented wideband spectrum sharing for cognitive IoT. *IEEE Internet Things J.* 2018, 5, 3234–3245.

151. Zheng G., Krikidis I.O., Ottersten B. Full-Duplex Cooperative Cognitive Radio with Transmit Imperfections. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 2013, 12, 2498–2511.

152. Zheng S., Chen S., Qi P., Zhou H., Yang X. Spectrum sensing based on deep learning classification for cognitive radios. *China Commun.* 2020, 17, 138–148.

153. Zhou X., Sun M., Li G.Y., Juang B.H. Intelligent Wireless Communications Enabled by Cognitive Radio and Machine Learning. *China Commun.* 2018, 15, 16–48.

154. Zhu Y., Liu J., Feng Z., Zhang P. Sensing Performance of Efficient Cyclostationary Detector with Multiple Antennas in Multipath Fading and Lognormal Shadowing Environments. *J. Commun. Netw.* 2014, 16, 162–171.



## ДОДАТОК А

## СПИСОК НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати:

10. Soproniuk I., Komar O. Adaptive approach to spectrum monitoring in cognitive radio networks through signal detection optimization. Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». Телекомунікації та радіотехніка, Луцьк, 2024. № 56, 2024. С. 392-400. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-47>.

11. Soproniuk I., Komar O. Evaluating the characteristics of the VTSM spectrum sensing method in cognitive radio networks. Наукоємні технології, «Електроніка, телекомунікації та радіотехніка», Київ, № 3 (63), 2024. С. 265-273. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.63.18949>.

12. Lysechko V., Soproniuk I. Spectrum Sensing Using Wavelet Transforms and Filtering Under Signal Frequency Distortion and Fading Conditions. SISIOT (Security of Infocommunication Systems and Internet of Things), Vol.2, No.1 (Aug.2024), P.01011 (7) //Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича DOI: <https://doi.org/10.31861/sisiot2024.1.01011>

13. 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, 3/3. 2024. P. IV-6-IV-19, [https://mtc-aj.com/library/2599\\_EN.pdf](https://mtc-aj.com/library/2599_EN.pdf).

14. Лисечко В.П., Сопронюк І.І. Метод моніторинга спектра в когнитивних радіосетях на основі БПФ. Вестник Национального технического университета «ХПИ», 2011. Вип. 16, 2011. С. 173-180.

15. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Ухова О.О. Метод моніторинга спектра в когнитивних радіосетях на основі використання інформаційного критерія Акайке. Системи обробки інформації. ХУПС ім. І. Кожедуба. Вип. 5(95). 2011. С.108-112.

16. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Самад Фарид Абдель. Дослідження завадостійкості систем безпроводового доступу. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС. Вип. 2(83). 2010. С. 153-155.

17. Лисечко В.П., Степаненко Ю.Г., Сопронюк І.І., Брюзгіна Н.О. Дослідження методів аналізу спектру в когнітивних радіомережах. Збірник наукових праць. Х.: Харківського університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. Вип. 3 (25). 2010. С.137-145.

18. Лисечко В.П., Сопронюк І.І., Северінов О.В. Моніторинг спектру у каналах із завмираннями та частотними спотвореннями. Системи обробки інформації. Х.: ХУПС ім. І. Кожедуба. Вип. 9(90). 2010. С.94-98.

Опубліковані праці апробаційного характеру:

1. Sopronyuk I.I., Lysechko V.P., Komar O.M. Advancing spectrum sensing in cognitive radio networks. *Проблеми інформатики та моделювання* (ПІМ-2024). Тези 24 міжнародної науково-технічної конференції. Харків: НТУ «ХПІ», 20-23 вересня 2024. С. 128-129.

2. Soproniuk I.I., Pastushenko V.V., Lysechko V.P. Spectral monitoring method based on multistage filtering and AIC& Bayesian information criteria. Тези доповідей за матеріалами 37 міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті». Харків: УкрДУЗТ, 10-11 жовтня 2024. С.55-56.

3. Сопронюк І.І., Лисечко В.П. Метод спектрального моніторингу на основі декомпозиції часових сегментів// Тези XII міжнародної науково-практичної конференції «Людина, суспільство, комунікативні технології» – Харків: УкрДУЗТ, 25 жовтня 2024. – С. 202 - 204.

4. Лисечко В. П. , Сопронюк І.І., Шимків М.В. Моніторинг спектру у каналах із завмираннями та частотними спотвореннями//Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті: матеріали доповідей 26-ї міжнародної науково-практичної конференції (м. Харків, 18-19 вересня 2013 р.). – 2013. – № 4 (додаток). – С. 66-67.

## ДОДАТОК Б

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Командир військової частини А7223

підполковник

Сергій СКРИПЛЬОВ

«    »

2024 р.



## АКТ

реалізації результатів наукових досліджень дисертаційної роботи  
**Сопронюка Івана Івановича** 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 Сопронюка І.І. було впроваджено в службовій діяльності, а саме  
 застосування програмної реалізації методу спектрального моніторингу на основі  
 варіативних часових сегментів, адаптивної фільтрації та адаптивних перетворень  
 для оптимізації виявлення та аналізу спектральних характеристик у різних умовах  
 навантаження, що підвищило якість роботи системи транкінгового радіозв'язку.

Голова комісії:

Ігор ДУБОВИЙ

Члени комісії:

Андрій ЧЕТВЕРИК

Павло ОПЕЧАНСЬКИЙ

Роман САРАПІН

## ДОДАТОК В

«ЗАТВЕРДЖУЮ»:

Проректор з науково-педагогічної роботи  
Українського державного університету  
залізничного транспорту  
кандидат технічних наук, доцент



Артур КАГРАМАНЯН

2024 р.

### АКТ

впровадження у навчальний процес  
Українського державного університету залізничного транспорту  
результатів дисертаційних досліджень **Сопронюка Івана Івановича**

Комісія у складі:

- голова - В.О. завідувача кафедри транспортного зв'язку к.т.н., доц. Індик С.В.
- члени - професор кафедри транспортного зв'язку, д.т.н., проф. Штомпель М.А.
- доцент кафедри транспортного зв'язку, к.т.н., доц. Жученко О.С.
- доцент кафедри транспортного зв'язку, к.т.н., доц. Єлізаренко А.О.

склала цей акт про те, що у навчальному процесі Українського державного університету залізничного транспорту при викладанні навчальних дисциплін за освітніми програмами першого (бакалаврського) та другого (магістерського) рівнів вищої освіти «Телекомунікації та радіотехніка» спеціальності 172 - Електронні комунікації та радіотехніка: «Конвергентні телекомунікаційні системи», «Інноваційні телекомунікаційні системи передачі» та «Радіотехнічні системи залізничного транспорту», «Теорія сигналів в телекомунікаційних системах», а також при виконанні магістерських та бакалаврських кваліфікаційних робіт, були використані наступні результати дисертаційної роботи Сопронюка І.І.:

– розроблений метод моніторингу частотного спектру – VTSM (Variable Time Segment Monitoring) на основі неоднорідної декомпозиції часових

сегментів та адаптивного спектрального аналізу в залежності від статистичних властивостей сигналу.

– удосконалений метод спектрального моніторингу на основі варіативних часових сегментів та адаптивних вейвлет-перетворень (Морле, Добеші) та адаптивних фільтрів: Калмана, LMS та RLS для оптимізації виявлення та аналізу спектральних характеристик у різних умовах навантаження.

– удосконалений метод ієрархічного циклічного моніторингу частотного спектру за рахунок застосування інформаційних критеріїв Акайке та Байєса для виявлення вільних частотних смуг у спектральному діапазоні, а також з багатоступеневою фільтрацією, для зменшення шумів та спотворень сигналу, і з врахуванням завмирань.

Впровадження результатів Сопронюка І.І. дозволило збільшити науковий та методичний рівень вказаних курсів та сприяло удосконаленню навчального процесу.

Голова комісії:

В.О.завідувача кафедри  
транспортного зв'язку  
к.т.н., доцент

 Сергій ІНДИК

Члени комісії:

д.т.н., професор, професор  
кафедри транспортного зв'язку  
к.т.н., доцент, доцент кафедри  
транспортного зв'язку  
к.т.н., доцент, доцент кафедри  
транспортного зв'язку

 Микола ШТОМПЕЛЬ

 Олександр ЖУЧЕНКО

 Андрій ЄЛІЗАРЕНКО

## ДОДАТОК Г

Фрагмент коду на мові Python експериментальної методу моніторингу спектру VTSM

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.fftpack import fft

# Генерація тестового сигналу
def generate_signal(duration, fs, f1, f2, snr):
    t = np.linspace(0, duration, int(fs * duration), endpoint=False)
    signal = np.sin(2 * np.pi * f1 * t) + np.sin(2 * np.pi * f2 * t)

    # Додавання білого шуму
    noise_power = 10 ** (-snr / 10) * np.var(signal)
    noise = np.random.normal(scale=np.sqrt(noise_power), size=signal.shape)
    noisy_signal = signal + noise
    return t, noisy_signal

# Декомпозиція на часові сегменти
def decompose_signal(signal, segment_length):
    segments = []
    for i in range(0, len(signal), segment_length):
        segment = signal[i:i+segment_length]
        if len(segment) == segment_length:
            segments.append(segment)
    return segments

# Оцінка складності сегмента
def estimate_complexity(segment, segment_length):
    variance = np.var(segment)
    energy = np.sum(np.abs(segment) ** 2) / segment_length
    complexity = variance / segment_length
    return complexity

# Автоматичне виявлення точок зміни
def detect_change_points(segments, threshold):
    change_points = []
    for i in range(1, len(segments)):
        diff = np.abs(np.mean(segments[i]) - np.mean(segments[i-1]))
        if diff > threshold:
            change_points.append(i)
    return change_points

# Дискретне перетворення Фур'є для кожного сегмента
def calculate_fft(segment, fs):
```

```

    N = len(segment)
    T = 1.0 / fs
    yf = fft(segment)
    xf = np.linspace(0.0, 1.0/(2.0*T), N//2)
    return xf, 2.0/N * np.abs(yf[:N//2])

# Генерація тестового сигналу
fs = 1000 # Частота дискретизації
duration = 5 # Тривалість сигналу (с)
f1, f2 = 50, 150 # Частоти сигналу
snr = 5 # Відношення сигнал/шум (SNR)

# Генеруємо сигнал
t, signal = generate_signal(duration, fs, f1, f2, snr)

# Ініціалізація
segment_length = 500 # Довжина сегмента
threshold = 0.5 # Порогове значення для виявлення змін

# Декомпозиція на сегменти
segments = decompose_signal(signal, segment_length)

# Оцінка складності для кожного сегмента
complexities = [estimate_complexity(segment, segment_length) for segment in
segments]

# Виявлення точок зміни
change_points = detect_change_points(segments, threshold)
# Візуалізація результатів
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(t, signal, label='Шумовий сигнал')
for cp in change_points:
    plt.axvline(cp * segment_length / fs, color='r', linestyle='--',
label='Точка зміни')

plt.title('Декомпозиція сигналу та виявлення точок зміни')
plt.xlabel('Час (с)')
plt.ylabel('Амплітуда')
plt.legend()
plt.show()

# Обчислення та виведення спектральних характеристик для кожного сегмента
for i, segment in enumerate(segments):
    xf, yf = calculate_fft(segment, fs)
    plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.plot(xf, yf)
    plt.title(f'Спектральні характеристики сегмента {i+1}')
    plt.xlabel('Частота (Гц)')
    plt.ylabel('Амплітуда')
    plt.grid()

```



```
plt.show()

# Аналіз та адаптація довжини сегмента
for i in range(1, len(segments)):
    complexity = complexities[i]
    if complexity > 0.5:
        segment_length = max(100, segment_length - 50)
    else:
        segment_length = min(1000, segment_length + 50)
import pandas as pd

# Функція для обчислення енергії сигналу сегмента
def calculate_energy(segment, segment_length):
    energy = np.sum(np.abs(segment) ** 2) / segment_length
    return energy

# Обчислюємо енергію кожного сегмента
energies = [calculate_energy(segment, segment_length) for segment in segments]
# Створюємо таблицю з результатами
data = {
    'Номер сегмента': list(range(1, len(segments) + 1)),
    'Складність сегмента': complexities,
    'Енергія сегмента': energies
}
# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)
# Виведення таблиці
print("Таблиця: Показники складності та енергії сегментів")
print(df)
```



## ДОДАТОК Д

Фрагмент коду на мові Python розрахунків показників інтегрального методу спектрального моніторингу за рахунок використання адаптивних вейвлет-перетворень та адаптивних фільтрів

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pywt
from scipy.signal import butter, lfilter, freqz

# Вихідні дані (Таблиця 3.8)
data_signals = {
    'Типи сигналів': ['4G LTE', '5G NR', 'Wi-Fi 6', 'DVB-T2', 'GPS'],
    'Чутливість, дБм': [-94, -116, -107, -95, -100],
    'SNR, дБ': [1, -5, -12, -15, -21],
    'Тип каналу': ['AWGN'] * 5,
    'Ймовірність хибного виявлення': [0.005] * 5,
    'Розмірність БПФ (N)': [512] * 5,
    'Кількість фреймів (T)': [250] * 5
}

# Параметри адаптивних вейвлетів та фільтрів
wavelets = ['morlet', 'db4'] # Вейвлети Морле та Добеші
# Функція для адаптивного вейвлет-перетворення
def adaptive_wavelet_transform(signal, wavelet, level=5):
    coeffs = pywt.wavedec(signal, wavelet, level=level)
    return coeffs

# Генерація сигналу з шумом та завмираннями
def generate_signal(snr_db, n=512):
    np.random.seed(0)
    t = np.linspace(0, 1, n)
    clean_signal = np.sin(2 * np.pi * 5 * t) # Чистий синусоїдальний сигнал
    noise_power = 10 ** (-snr_db / 10) * np.var(clean_signal)
    noise = np.random.normal(scale=np.sqrt(noise_power), size=t.shape)
    noisy_signal = clean_signal + noise
    return noisy_signal

# Функція для фільтрації Butterworth
def butter_lowpass_filter(data, cutoff, fs, order=5):
    nyq = 0.5 * fs
    normal_cutoff = cutoff / nyq
    b, a = butter(order, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    y = lfilter(b, a, data)
    return y

# Параметри фільтра Butterworth
cutoff_freq = 0.3 # Частота зрізу
fs = 1.0 # Частота дискретизації
```

```

order = 5
# Сигнали для різних SNR
snr_values = [1, -5, -12, -15, -21]
signals = [generate_signal(snr) for snr in snr_values]

# Адаптивна вейвлет-фільтрація для кожного сигналу
for i, snr in enumerate(snr_values):
    signal = signals[i]

    # Вейвлет-фільтрація Морле
    coeffs_morlet = adaptive_wavelet_transform(signal, 'morlet')
    filtered_signal_morlet = pywt.waverec(coeffs_morlet, 'morlet')

    # Вейвлет-фільтрація Добеші
    coeffs_daub = adaptive_wavelet_transform(signal, 'db4')
    filtered_signal_daub = pywt.waverec(coeffs_daub, 'db4')

    # Фільтрація Баттерворта для порівняння
    filtered_signal_butter = butter_lowpass_filter(signal, cutoff_freq, fs,
order)

    # Побудова графіків
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.subplot(3, 1, 1)
    plt.plot(signal, label=f'Оригінальний сигнал SNR={snr} дБ')
    plt.legend()

    plt.subplot(3, 1, 2)
    plt.plot(filtered_signal_morlet, label='Фільтрація Морле')
    plt.legend()

    plt.subplot(3, 1, 3)
    plt.plot(filtered_signal_daub, label='Фільтрація Добеші')
    plt.legend()

    plt.suptitle(f'Детектування сигналу при SNR={snr} дБ')
    plt.show()

# Функція для розрахунку ймовірності детектування TPR
def calculate_tpr(signal, threshold):
    detected = signal > threshold
    tpr = np.sum(detected) / len(signal)
    return tpr

# Розрахунок ймовірності детектування для кожного сигналу при різних SNR
threshold = 0.5 # Приклад порогу детектування
tpr_values = [calculate_tpr(signals[i], threshold) for i in range(len(signals))]
# Виведення результатів
print("Таблиця 3.8 – Результати детектування для різних SNR:")
for i, snr in enumerate(snr_values):
    print(f"SNR: {snr} дБ, Ймовірність детектування (TPR): {tpr_values[i]:.2f}")

```

## ДОДАТОК Е

Фрагмент коду на мові Python експериментальної оцінки методу ієрархічного циклічного спектрального моніторингу на основі інформаційних критеріїв Акаїке та Байєса в умовах спотворень та завмирань

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Вихідні дані (Таблиця 4.3)
data = {
    'Тип сигналу': ['Wi-Fi', 'Bluetooth', 'LoRaWAN', 'GSM', '5G NR', 'UWB'],
    'Частотний діапазон (МГц)': [(2400, 2483), (2400, 2480), (863, 870), (890,
915), (3400, 3800), (3100, 10600)],
    'Ширина смуги, МГц': [20, 1, 0.007, 25, 400, 7500],
    'Частота завмирань, Гц': [0, 0, 0, 0.15, 0.2, 0.1],
    'Fr': [0.9, 0.7, 0.6, 0.85, 0.95, 0.65],
    'SNR, дБ': [15, 10, 12, 13, 11, 9],
    'Енергія сигналу (E)': [25, 18, 12, 20, 30, 15],
    'Параметри шуму': ['μ=0, σ=1', 'k=2, θ=2', 'a=-1, b=1', 'μ=0, σ=1', 'λ=5',
'A=-1, b=1']
}

df = pd.DataFrame(data)

# Виведення таблиці 4.3
print("Таблиця 4.3 – Вихідні дані для верифікації методу")
print(df)

# Дані для початкового вимірювання спектру і після фільтра Калмана (Таблиця 4.4)
data_kalman = {
    'Тип сигналу': ['Wi-Fi', 'Bluetooth', 'LoRaWAN', 'GSM', '5G NR', 'UWB'],
    'Початковий Амр/SNR, дБ': ['0.9 / 15', '0.7 / 10', '0.6 / 12', '0.85 / 13',
'0.95 / 11', '0.65 / 9'],
    'Після Калмана Амр/SNR, дБ': ['0.93 / 18', '0.73 / 13', '0.62 / 14', '0.88 /
16', '0.98 / 14', '0.67 / 11'],
    'Зміна Амр, %': [3.33, 4.29, 3.34, 3.53, 3.16, 3.08],
    'Зміна SNR, %': [0.2, 0.3, 0.16, 0.23, 0.27, 22],
    'Тип шуму': ['Гауссівський', 'Гамма', 'Рівномірний', 'Гауссівський',
'Пуассонівський', 'Рівномірний'],
    'Частота завмирань': ['Відсутня', 'Відсутня', 'Відсутня', '0.15 Гц', '0.2
Гц', '0.1 Гц']
}

df_kalman = pd.DataFrame(data_kalman)
```

```

# Виведення таблиці 4.4
print("\nТаблиця 4.4 - Результати після фільтра Калмана")
print(df_kalman)

# Графік змін Amp та SNR для різних сигналів
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.bar(df_kalman['Тип сигналу'], df_kalman['Зміна Amp, %'], color='blue',
label='Зміна Amp, %')
plt.bar(df_kalman['Тип сигналу'], df_kalman['Зміна SNR, %'], color='green',
label='Зміна SNR, %')
plt.title('Зміни амплітуди та SNR після фільтра Калмана')
plt.xlabel('Тип сигналу')
plt.ylabel('Зміна (%)')
plt.legend()
plt.show()

# Дані для AIC/BIC (Таблиця 4.6)
data_aic_bic = {
    'Тип сигналу': ['Wi-Fi', 'Bluetooth', 'LoRaWAN', 'GSM', '5G NR', 'UWB'],
    'Після Калмана Amp/SNR, дБ': ['0.93 / 18', '0.73 / 13', '0.62 / 14', '0.88 /
16', '0.98 / 14', '0.67 / 11'],
    'Після AIC Amp/SNR, дБ': ['0.94 / 19', '0.75 / 14', '0.64 / 15', '0.90 /
17', '1.00 / 15', '0.70 / 12'],
    'Після BIC Amp/SNR, дБ': ['0.95 / 20', '0.76 / 15', '0.65 / 16', '0.91 /
18', '1.02 / 16', '0.72 / 13'],
    'Зміна Amp, % (AIC)': [1.08, 2.74, 3.23, 2.27, 2.04, 4.48],
    'Зміна Amp, % (BIC)': [2.15, 4.11, 4.84, 3.41, 4.08, 7.46],
    'Зміна SNR, % (AIC)': [5.56, 7.69, 7.14, 6.25, 7.14, 9.09],
    'Зміна SNR, % (BIC)': [11.11, 15.38, 14.29, 12.5, 14.29, 18.18]
}

df_aic_bic = pd.DataFrame(data_aic_bic)

# Виведення таблиці 4.6
print("\nТаблиця 4.6 - Результати після застосування критеріїв AIC та BIC")
print(df_aic_bic)

# Побудова графіка змін Amp та SNR після AIC та BIC
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(df_aic_bic['Тип сигналу'], df_aic_bic['Зміна Amp, % (AIC)'],
marker='o', color='blue', label='Зміна Amp (AIC)')
plt.plot(df_aic_bic['Тип сигналу'], df_aic_bic['Зміна SNR, % (AIC)'],
marker='o', color='green', label='Зміна SNR (AIC)')
plt.plot(df_aic_bic['Тип сигналу'], df_aic_bic['Зміна Amp, % (BIC)'],
marker='o', color='red', label='Зміна Amp (BIC)')
plt.plot(df_aic_bic['Тип сигналу'], df_aic_bic['Зміна SNR, % (BIC)'],
marker='o', color='purple', label='Зміна SNR (BIC)')
plt.title('Зміни амплітуди та SNR після AIC та BIC')
plt.xlabel('Тип сигналу')
plt.ylabel('Зміна (%)')

```

```
plt.legend()
plt.show()

# Дані для AUC до і після фільтра Калмана (Таблиця 4.5)
data_auc_kalman = {
    'Тип сигналу': ['Wi-Fi', 'Bluetooth', 'LoRaWAN', 'GSM', '5G NR', 'UWB'],
    'AUC (початковий)': [0.99988, 0.99801, 0.99936, 0.99964, 0.99888, 0.99645],
    'AUC (після Калмана)': [0.99998, 0.99964, 0.99979, 0.99993, 0.99979,
0.99888]
}
df_auc_kalman = pd.DataFrame(data_auc_kalman)

# Виведення таблиці 4.5
print("\nТаблиця 4.5 - Динаміка змін показника AUC після фільтра Калмана")
print(df_auc_kalman)

# Дані для AUC після AIC і BIC (Таблиця 4.7)
data_auc_aic_bic = {
    'Тип сигналу': ['Wi-Fi', 'Bluetooth', 'LoRaWAN', 'GSM', '5G NR', 'UWB'],
    'AUC (після AIC)': [0.99998, 0.99964, 0.99979, 0.99993, 0.99979, 0.99888],
    'AUC (після BIC)': [0.99999, 0.99978, 0.99988, 0.99996, 0.99992, 0.99924]
}

df_auc_aic_bic = pd.DataFrame(data_auc_aic_bic)

# Виведення таблиці 4.7
print("\nТаблиця 4.7 - Динаміка змін показника AUC після застосування AIC та
BIC")
print(df_auc_aic_bic)

# Побудова графіка для порівняння AUC до і після фільтра Калмана, а також після
AIC та BIC
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(df_auc_kalman['Тип сигналу'], df_auc_kalman['AUC (початковий)'],
marker='o', color='blue', label='AUC (початковий)')
plt.plot(df_auc_kalman['Тип сигналу'], df_auc_kalman['AUC (після Калмана)'],
marker='o', color='green', label='AUC (після Калмана)')
plt.plot(df_auc_aic_bic['Тип сигналу'], df_auc_aic_bic['AUC (після AIC)'],
marker='o', color='red', label='AUC (після AIC)')
plt.plot(df_auc_aic_bic['Тип сигналу'], df_auc_aic_bic['AUC (після BIC)'],
marker='o', color='purple', label='AUC (після BIC)')
plt.title('Динаміка змін показника AUC')
plt.xlabel('Тип сигналу')
plt.ylabel('AUC')
plt.legend()
plt.show()
```