

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

**ЦИМБАЛЮК Іван Ростиславович**

УДК 681.126

**ДИСЕРТАЦІЯ**  
**МЕТОДИ ЗА ЗАСОБИ ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ**  
**ПРИЙМАННЯ РАДІОСИГНАЛІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ**  
**НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

172 «Телекомунікації та радіотехніка»

17 – «Електроніка та телекомунікації»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

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

\_\_\_\_\_ Іван ЦИМБАЛЮК

Науковий керівник

Горбатий Іван Володимирович д.т.н.

ЛЬВІВ – 2024

## АНОТАЦІЯ

**Цимбалюк І.Р. Методи та засоби підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням нейронних мереж.** – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка» (технічні науки), - Національний університет «Львівська політехніка», Міністерство освіти і науки України, Львів, 2024.

**Дисертація присвячена** розробленню та дослідженню нових методів та засобів підвищення достовірності приймання радіосигналів, що використовують штучні нейронні мережі для оброблення радіосигналів. Запропоновані методи та засоби базуються на припущеннях щодо ефективного розподілу простору сигнальних сузір'їв багатопозиційних модуляцій, досягненню балансу достовірності оброблення сигналів та затребуваної обчислюваної потужності, використанні методів аналітичного та імітаційного моделювання та машинного вивчення.

**Метою дисертаційної роботи** є розроблення методів підвищення достовірності приймання радіосигналів, що використовують нейронні мережі, при мінімізації затребуваної обчислювальної потужності.

**В дисертаційній роботі виконано науково-практичне завдання** розроблення методів та засобів підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням нейронних мереж з мінімізацією затребуваної обчислювальної потужності.

**Об'єктом дослідження** є процес приймання та оброблення радіосигналів.

**Предметом дослідження** є методи підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням штучних нейронних мереж.

**В ході дослідження використано** аналітичні методи, імітаційне моделювання, експериментальне дослідження програмної реалізації сформованих моделей на реальних пристроях приймання радіосигналів.

**Вступ** присвячено обґрунтуванню актуальності теми дисертаційної роботи, сформульовано мету та завдання дослідження, описано наукову новизну та практичну цінність результатів дисертаційної роботи. Наведено інформацію про зв'язок з науковими програмами і темами, апробацію роботи та публікації, та особистий внесок здобувача, зокрема в роботах, опублікованих в співавторстві.

**Перший розділ** присвячено аналізу сучасних тенденцій, стандартів радіокомунікацій, включаючи LTE, 4G та Wi-Fi, відповідних видів цифрової модуляції та оцінці потенціалу використання штучних нейронних мереж в задачах оброблення радіосигналів. Проведено детальний огляд основних концепцій нейронних мереж (ШНМ), зокрема архітектури, функцій активацій та навчання, технічної основи, необхідної для розробки та оптимізації систем оброблення радіосигналів із використанням ШНМ.

Огляд наукових публікацій підтвердив актуальність теми та показав активний інтерес наукової спільноти в обробленні радіосигналів із використанням ШНМ. Це також вказує на потенціал подальших досліджень та розробок, особливо враховуючи темпи розвитку технологій в галузі ШНМ та штучного інтелекту.

**В другому розділі** описані математичні моделі еталонних приймача та передавача з амплітудною модуляцією багатьох складових (АМБС) з метою сформулювати теоретичний фундамент для порівняння з реальними приймачами та передавачами АМБС та отримати основу для розуміння роботи реальних систем. Для більш детального моделювання процесів передавання та приймання сигналів було також сформовано імітаційні моделі приймача та передавача АМБС в середовищі GNU Radio.

Імітаційна модель приймально-передавальної системи АМБС дала змогу детальніше враховувати недосконалості окремих елементів та передавача в цілому, а також формувати сигнал таким чином, як це відбувається в реальних передавачах, симулювати реальні радіокомунікаційні умови та оцінити роботу механізмів компенсації різних неточностей сигналу, внесених неідеальностями системи та впливом каналу передавання. Запроваджений механізм валідації моделей дав змогу точно перевірити працездатність моделей та проаналізувати результати їх роботи.

Розроблений метод імітаційного моделювання приймального та передавального пристроїв АМБС, який, на відміну від існуючих, дає змогу обробляти радіосигнали в режимі реального часу, а також надає базис для імітації процесу оброблення радіосигналів із використанням моделей ШНМ.

Загалом в результаті отримано моделі, що імітують реальні умови передавання та приймання сигналів. При тому використані різні інструменти та методики валідації ефективності роботи системи, що дало змогу оцінити вплив кожного блоку сформованих моделей на загальну якість сигналу та перевірити різні припущення щодо можливих шляхів вдосконалення роботи передавально-приймальних систем.

Таким чином отримана основа для чіткого розуміння роботи передавачів та приймачів АМБС, яка дає змогу визначити напрямки подальшого розвитку та оптимізації існуючих систем.

**У третьому розділі** дослідження акцент робиться на практичну реалізацію й оцінку розробленої системи на базі ШНМ для оброблення сигналів АМБС. Проведено розгляд використання ШНМ для оброблення радіосигналів на прикладі формування мережі з бінарною фазовою маніпуляцією для підтвердження ефективності використання ШНМ в задачах оброблення радіосигналів. Архітектура ШНМ була вдосконалена з

урахуванням особливостей радіосигналів, зокрема їх часової структури та особливостей сузір'я модуляції. Для визначення ефективності системи використовувались сучасні техніки машинного навчання, які дають змогу глибше аналізувати структуру даних та ефективніше вирішувати задачі класифікації.

Розроблений метод формування масиву радіосигналів для навчання нейронних мереж, на відміну від існуючих, базується на використанні комірок Вороного, що дало можливість спростити та впорядкувати процес навчання нейронних мереж для розпізнавання сигналів АМБС.

Розроблена математична модель нейронної мережі оброблення радіосигналів, на відміну від інших, обробляє недетерміновані радіосигнали і базується на використанні операції згортки одновимірних даних, що дає змогу отримати вищу достовірність оброблення радіосигналів за рахунок інваріантності щодо зсуву та виявлення абстрактних закономірностей зміни параметрів сигналів.

Результати тестування вказали на значні переваги використання розробленої моделі для завдань розпізнавання та аналізу радіосигналів, демонструючи її потенціал для подальших досліджень та вдосконалення.

Загалом завдяки використанню актуальних методів машинного навчання та обчислювальних інструментів розроблена система показала високу ефективність і продемонструвала можливості сучасних ШНМ в виконанні завдань оброблення сигналів.

Також було проведено оцінку додаткових метрик розробленої моделі, зокрема матриць невідповідностей. Матриці невідповідностей дали змогу зробити припущення про можливі причини виникнення символічних помилок при малих відношеннях сигнал-шум.

Іншою важливою метрикою, яку було оцінено, є затребувана обчислювальна потужність. Оцінка була проведена з використанням нотацій Ландау та урахуванням сучасних стандартів проведення

обчислювальних операцій. Розраховано швидкодію на конкретній тестовій апаратній базі.

У четвертому розділі описано процес розгортання експериментальної системи з використанням моделі приймача на базі RTL-SDR та дипольної антени. Система була налаштована на приймання сигналів АМБС, здійснено запис контрольних даних для забезпечення можливості подальшого аналізу й оцінювання ефективності приймача. Отримані дані були проаналізовані з використанням розробленої ШНМ, що дало змогу продемонструвати практичну працездатність системи.

В результаті експериментів було встановлено, що застосування ШНМ дозволяє значно підвищити достовірність оброблення сигналів АМБС порівняно з класичними підходами. Описана система забезпечує високу точність при детектуванні сигналів і може адаптуватися до змін у характеристиках радіоканалу, що підтверджує високий потенціал використання ШНМ в сучасних радіотехнічних системах.

Аналіз зібраних даних показав, що нейромережевий підхід до приймання та обробки радіосигналів забезпечує значне покращення в точності ідентифікації сигналів порівняно з традиційними методами, а саме зменшення імовірності символної помилки в 1,45 разів при відношенні сигнал-шум -12 дБ. Порівняння контрольних даних із даними, отриманими від приймача, підтвердило здатність нейромережі ефективно розпізнавати та класифікувати різні типи сигналів в умовах шуму та інших завад, що є типовими для реальних радіоканалів.

Зібрані дані та їх аналіз вказали на високу ефективність розробленої програмно-апаратної реалізації. Використання одновимірної згорткової нейронної мережі в ролі основного інструменту оброблення дало змогу значно покращити якість приймання та розпізнавання сигналів, демонструючи переваги машинного навчання в радіочастотних застосуваннях.

**Ключові слова:** штучні нейронні мережі (ШНМ), згорткові нейронні мережі, достовірність, імовірність символної помилки, програмне оброблення сигналів, амплітудна модуляція багатьох складових (АМБС).

## ABSTRACT

**Tsybaliuk I.R. Methods and means to increase the certainty of receiving radio signals using neural networks. - qualifying scientific work on manuscript rights.**

Thesis for obtaining the Doctor of Philosophy degree in specialty 172 "Telecommunications and radio engineering" (technical sciences), - Lviv Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 2024.

**The dissertation is devoted to** the development and research of new methods and means of increasing the reliability of receiving radio signals, which use artificial neural networks for processing radio signals. The proposed methods and tools are based on assumptions about the effective distribution of the space of signal constellations of multi-position modulations, achieving a balance between the reliability of signal processing and the required computing power, using methods of analytical and simulation modeling and machine learning.

**The aim of the dissertation is to** develop methods for increasing the reliability of receiving radio signals using neural networks while minimizing the required computing power.

**In the dissertation, the scientific and practical task of** developing methods and means of increasing the reliability of radio signal reception using neural networks with the minimization of the required computing power was fulfilled.

**The object of research** is the process of receiving processing of radio signals.

**The subject of research** is methods of increasing the reliability of receiving radio signals using artificial neural networks.



**In the course of the research**, analytical methods, simulation modeling, and experimental research of the software implementation of the formed models on real devices for receiving radio signals were used.

**The introduction is dedicated to** justifying the relevance of the topic of the dissertation, the goal and task of the research are formulated, the scientific novelty and practical value of the results of the dissertation are described. Information is given on the connection with scientific programs and topics, approval of work and publications, and personal contribution of the recipient, in particular, in works published in co-authorship.

**The first chapter is devoted to** the analysis of modern trends, standards of radio communications, including LTE, 4G and Wi-Fi, relevant types of digital modulation and assessment of the potential of using artificial neural networks in the tasks of radio signal processing. A detailed review of the main concepts of artificial neural networks (ANNs), such as architecture, functions of activations and learning, technical basis necessary for the development and optimization of radio signal processing systems using ANNs was carried out.

The review of scientific publications confirmed the relevance of the topic and showed the active interest of the scientific community in processing radio signals using ANNs. It also points to the potential for further research and development, especially given the pace of technology development in the field of ANNs and artificial intelligence.

**The second chapter** describes the mathematical models of the reference receiver and transmitter with amplitude modulation of many components (AMMC) in order to form a theoretical foundation for comparison with real AMMC receivers and transmitters and to obtain a basis for understanding the operation of real systems. For a more detailed simulation of the processes of transmission and reception of signals, simulation models of the AMMC receiver and transmitter were also created in the GNU Radio environment.

The simulation model of the AMMC transceiving system made it possible to take into account in more detail the imperfections of individual elements and the transmitter as a whole, as well as to form the signal in the same way as it happens in real transmitters, to simulate real radio communication conditions and to evaluate the operation of compensation mechanisms for various signal inaccuracies introduced by system imperfections and by the influence of the transmission channel. The implemented model validation mechanism made it possible to accurately check the performance of the models and analyze the results of their work.

A method of simulation modeling of AMMC receiving and transmitting devices has been developed, which, unlike the existing ones, allows processing radio signals in real time, and also provides a basis for simulating the process of processing radio signals using ANN models.

In general, as a result, models were obtained that imitate real conditions of transmission and reception of signals. At the same time, various tools and methods of system performance validation were used, which made it possible to assess the impact of each block of the formed models on the overall quality of the signal and to check various assumptions regarding possible ways of improving the operation of transmission and reception systems.

In this way, a basis for a clear understanding of the operation of AMMC transmitters and receivers is obtained, which makes it possible to determine directions for further development and optimization of existing systems.

**In the third section of the study**, the emphasis is placed on the practical implementation and evaluation of the developed system based on ANN for processing AMMC signals. The use of ANNs for radio signal processing is considered on the example of forming a network with binary phase manipulation to confirm the effectiveness of using ANNs in the tasks of radio signal processing. The ANN architecture was improved taking into account the characteristics of radio signals, in particular their temporal structure and the

characteristics of the modulation constellation. To determine the efficiency of the system, modern machine learning techniques were used, which make it possible to analyze the data structure more deeply and solve classification problems more efficiently.

The developed method of forming an array of radio signals for learning neural networks, unlike the existing ones, is based on the use of Voronoi cells, which made it possible to simplify and streamline the process of learning neural networks for recognizing AMMC signals.

The developed mathematical model of the neural network of radio signal processing, unlike others, processes non-deterministic radio signals and is based on the use of one-dimensional data convolution operation, which makes it possible to obtain higher reliability of radio signal processing due to invariance with respect to shift and detection of abstract patterns of changes in signal parameters.

The test results indicated significant advantages of using the developed model for radio signal recognition and analysis tasks, demonstrating its potential for further research and improvement.

In general, thanks to the use of current methods of machine learning and computational tools, the developed system showed high efficiency and demonstrated the capabilities of modern ANNs in performing signal processing tasks.

An evaluation of additional metrics of the developed model was also carried out, in particular, inconsistency matrices. The matrix of inconsistencies made it possible to make assumptions about the possible causes of symbol errors at low signal-to-noise ratios.

Another important metric that was evaluated is the computing power required. The assessment was carried out using big O notation and taking into account modern standards of computational operations. Performance is calculated on a specific test hardware base.

**The fourth chapter describes** the process of deploying an experimental system using a model of a receiver based on RTL-SDR and a dipole antenna. The system was configured to receive AMMC signals, control data was recorded to ensure the possibility of further analysis and evaluation of the receiver's efficiency. The obtained data were analyzed using the developed ANN, which made it possible to demonstrate the practical performance of the system.

As a result of the experiments, it was established that the use of ANN allows to significantly increase the reliability of AMMC signal processing compared to classical approaches. The described system provides high accuracy in detecting signals and can adapt to changes in the characteristics of the radio channel, which confirms the high potential of using ANNs in modern radio engineering systems.

Analysis of the collected data showed that the neural network approach to reception and processing of radio signals provides a significant improvement in the accuracy of signal identification compared to traditional methods, namely a reduction in the probability of symbol error by 1.45 times at a signal-to-noise ratio of -12 dB. The comparison of the control data with the data obtained from the receiver confirmed the ability of the neural network to effectively recognize and classify different types of signals in conditions of noise and other disturbances typical of real radio channels.

The collected data and their analysis indicated the high efficiency of the developed software and hardware implementation. The use of a one-dimensional convolutional neural network as the main processing tool allowed to significantly improve the quality of signal reception and recognition, demonstrating the benefits of machine learning in RF applications.

**Keywords:** artificial neural networks (ANN), convolutional neural networks, reliability, probability of symbolic error, software defined radio (SDR), amplitude modulation of many components (AMMC).

## ПЕРЕЛІК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. **Tsybaliuk I.**, & Horbatiy I. Approach to processing radio signals with amplitude modulation of many components using one-dimensional convolutional neural network. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, vol. 6, no. 9(126), pp. 14-22, 2023, <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.292854>.
2. Горбатий І. В., Карп Ю. С., **Цимбалюк І. Р.** Модулятор для здійснення амплітудної модуляції багатьох складових. Технологія та конструювання в електронній апаратурі, № 3/4, с. 30-35, 2021, <https://doi.org/10.15222/ТКЕА2021.3-4.30>.
3. **Цимбалюк І. Р.** Вирішення регресійної проблеми демодуляції сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових. Інфокомунікаційні технології та електронна інженерія, вип. 3, № 1, с 89-97, 2023, <https://doi.org/10.23939/ictee2023.01.089>.
4. **Цимбалюк І. Р.** Одновимірна згорткова модель нейронної мережі для оброблення сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових. Інфокомунікаційні технології та електронна інженерія, вип. 4, № 1, с 102-111, 2024, <https://doi.org/10.23939/ictee2024.01.102>.
5. Горбатий І. В., **Цимбалюк І. Р.** Метод формування вибірок сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових для навчання нейронних мереж. Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології. № 2 (02), с. 172-181, 2021.
6. Horbatiy I. V., **Tsybaliuk I. R.**, Demodulator for processing signals with amplitude modulation of many components. Матеріали IV Міжнародної науково-практичної конференції «Прикладні науково-технічні дослідження», Івано-Франківськ, 1-3 квітня, 2020, с. 85-86.
7. Horbatiy I., **Tsybaliuk I.** Neural network based approach for demodulation of signals with amplitude modulation of many components. Proceedings of 16th International conference «Advanced trends in radioelectronics,

- telecommunications and computer engineering», Lviv-Slavske, Ukraine, February 22-26, 2022, pp. 114-117.
8. Horbatiy I., **Tymbaliuk I.**, Kiselychnyk M., Diachenko N. Digitally controlled RF phase shifter. Proceedings of 15th International conference «Advanced trends in radioelectronics, telecommunications and computer engineering», Lviv, Slavske, Ukraine, February 25-29, 2020, pp. 749-752.
  9. Ivan Horbatiy, **Ivan Tymbaliuk**. Neural network demodulation of signals with amplitude modulation of many components. proceedings of 2021 IEEE 8th International scientific-practical conference «Problems of infocommunications». Kharkiv, Ukraine, October 5-7, 2021, pp 449-452.
  10. Горбатий І. В., Бондарев А. П., **Цимбалюк І. Р.** Модулятор для генерування сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових. Труды XXI Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології», Одеса, 25-29 травня, 2020, с. 9-10.
  11. Горбатий І. В., **Цимбалюк І. Р.** Нейромережевий спосіб обробки радіосигналів для систем дистанційного зондування землі. Матеріали міжнародної науково-технічної конференції «Геофорум-2023», Львів, Брюховичі, 19-21 квітня, 2023, с. 143-145.
  12. І. В. Горбатий, Ю. С. Карп, **І. Р. Цимбалюк**. Розробка модулятора для здійснення амплітудної модуляції багатьох складових. Труды XXII Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології», Одеса, 24-28 травня, 2021, с. 9-10.
  13. **І. Цимбалюк**. Розробка графічного інтерфейсу програми управління фазоповертачем // Збірник тез доповідей 77-ї Студентської науково-технічної конференції, Львів, жовтень, 2019, с. 283-285.

## ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ.....	2
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	19
ВСТУП.....	20
РОЗДІЛ 1 СУЧАСНИЙ СТАН РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ОБРОБЛЕННЯ СИГНАЛІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	30
1.1. Найбільш поширені стандарти безпроводового зв'язку сучасності.	30
1.2. Приймальні та передавальні пристрої сигналів з амплітудно-фазовими модуляціями.....	33
1.3. Використання нейронних мереж в процесах оброблення радіосигналів.....	43
1.3.1. Регресійний аналіз.....	45
1.3.2. Класифікація.....	47
1.3.3. Повноз'єднані нейрони.....	48
1.3.4. Операція згортки.....	48
1.4. Огляд досліджень, присвячених використанню нейронних мереж в обробленні сигналів.....	50
1.5. Висновки до першого розділу.....	57
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛЮВАННЯ ПРИЙМАЛЬНО-ПЕРЕДАВАЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ З АМПЛІТУДНОЮ МОДУЛЯЦІЄЮ БАГАТЬОХ СКЛАДОВИХ.....	59
2.1. Математична модель передавача.....	59
2.2. Математична модель приймача.....	68
2.3. Імітаційна модель передавача.....	70
2.4. Імітаційна модель приймача.....	80
2.5. Валідація імітаційних моделей.....	87
2.6. Висновки до 2-го розділу.....	89

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА І ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОННОЇ МОДЕЛІ ОБРОБЛЕННЯ РАДІОСИГНАЛІВ.....	91
3.2. Розроблення методу генерування навчальних вибірок.....	96
3.2. Реалізація одновимірної згорткової нейронної мережі оброблення радіосигналів.....	110
3.4. Оцінка додаткових метрик сформованої моделі.....	123
3.4.1. Формування матриць невідповідностей.....	123
3.4.2. Оцінка затребуваної обчислювальної потужності та швидкодії. .	127
3.5. Висновки до 3-го розділу.....	128
РОЗДІЛ 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПІДХОДУ ДО ПРИЙМАННЯ РАДІОСИГНАЛІВ .....	131
4.1. Програмно-апаратна реалізація приймального пристрою з використанням згорткової нейронної мережі.....	131
4.2. Схема експериментального дослідження достовірності нейромережевого підходу до приймання радіосигналів.....	136
4.3. Висновки до 4-го розділу.....	138
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	140
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	143



## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АМБС — амплітудна модуляція багатьох складових

АМн — амплітудна маніпуляція

АФМн — амплітудно-фазова маніпуляція

БФМн — бінарна фазова маніпуляція

ВРВ — вентильний рекурентний вузол

ВСШ — відношення сигнал-шум

ДКЧП — довга короткочасна пам'ять

ЗНМ — згорткова нейронна мережа

КАМ — квадратурна амплітудна модуляція

КФМн — квадратурна фазова маніпуляція

НСК — найменші середні квадрати

ОЗНМ — одновимірна згорткова нейронна мережа

ПВР — програмно-визначене радіо

ППІ — прикладний програмний інтерфейс

РНМ — рекурентна нейронна мережа

ФАПЧ — фазове автопідлаштування частоти

ФМн — фазова маніпуляція

ШНМ — штучна нейронна мережа

PISO — (parallel in, serial out) паралельний вхід, послідовний вихід

SIPO — (serial in, parallel out) послідовний вхід, паралельний вихід

## ВСТУП

Безпроводові технології відіграють ключову роль у сучасному світі, роблячи комунікації швидшими, ефективнішими та доступнішими. Вони підтримують роботу популярних пристроїв, таких як смартфони, ноутбуки, розумні годинники і планшети. Але не тільки: автономний транспорт, системи медичного моніторингу та безпілотні літальні апарати сільськогосподарського та військового призначень також залежать від надійних безпроводових з'єднань.

Більше того, безпроводові мережі забезпечують зв'язок у віддалених регіонах і підтримують критичні застосування, такі як аварійні служби, дистанційне навчання та інші.

У сучасному світі безперервних безпроводових комунікацій та інтенсивного обміну даними широкосмуговість стала де-факто вимогою. Масштабне застосування різноманітних пристроїв та служб, які потребують високої швидкості передачі і великої пропускної здатності, робить широкосмуговість не просто бажаною, але й необхідною для ефективного функціонування сучасних безпроводових мереж.

На фоні розвитку безпроводових технологій достовірність приймання радіосигналів стає все більш важливою в контексті зростаючого різноманіття способів застосування безпроводових комунікацій, особливо беручи до уваги потребу в широкосмуговості і обмеженість частотного спектру, який можна використовувати. Також варто відзначити, що поряд з повсякденними пристроями, таких як смартфони та планшети, безпроводовий зв'язок активно впроваджується в системи, що можуть мати критичне значення: системи моніторингу здоров'я, аварійні служби, безпілотний транспорт тощо. Помилки при передаванні або прийманні даних у таких системах можуть призвести до серйозних наслідків, включаючи загрозу здоров'ю та життю людей.

Відповідно, при вирішенні задачі забезпечення високої достовірності приймання радіосигналів можна стикнутись з рядом проблем. По-перше, це висока щільність радіоприймачів та передавачів у сучасних містах, що призводить до виникнення перешкод та інтерференцій. По-друге, це вплив природних факторів, таких як атмосферні перешкоди або електромагнітні шуми. По-третє, це необхідність оптимізації використання радіочастотного спектру, оскільки доступні частоти є обмеженими та підлягають регулюванню з боку державних органів.

Для вирішення цих проблем необхідне розроблення нових методів та засобів обробки сигналів, оптимізація використання радіочастотного спектру, а також покращення систем координації між різними пристроями та мережами. Крім того, необхідне розроблення нових стандартів та протоколів для безпроводових комунікацій, які б враховували специфіку сучасних пристроїв та застосувань, а також передбачали можливість адаптації до майбутніх змін та інновацій.

В контексті цієї роботи найбільший інтерес становлять методи та засоби обробки сигналів – під ними найчастіше маються на увазі різні способи перетворення сигналу таким чином, щоб мінімізувати імовірність помилки в процесі приймання – частотний спектр сигналу може переноситись в інше місце, сигнал може відфільтровуватись задля видалення небажаних компонентів, сигнал може бути ушільненою множиною сигналів і вимагати розушільнення для роботи з кожною складовою окремо тощо.

Зазвичай завдання обробки сигналів при їх прийманні зводиться до виконання перетворення сигналу як послідовності значень напруги в бітову послідовність, що відображає інформацію, переносиму цим сигналом. В такому контексті ключове місце займає процес демодуляції – відновленні з модульованого високочастотного сигналу інформаційного низькочастотного сигналу, який і є репрезентацією бітової послідовності.

Також варто згадати, що окрім маніпуляцій з сигналом як послідовністю значень напруги можна проводити маніпуляції з бітовою послідовністю – кодування, що означає додавання до інформаційних послідовностей фрагментів, що надалі дадуть змогу виявити і в деяких випадках також виправити бітові помилки, що виникли в результаті спотворення сигналу в процесі передавання, що завадило його правильному прийманню.

**Актуальність теми.** Важливість задачі підвищення чи підтримання на задовільному рівні достовірності приймання радіосигналів неможливо переоцінити, особливо в сучасних умовах, де безпроводові технології є невід’ємною частиною побуту і також критичної інфраструктури. У випадку критичної інфраструктури – раніше згаданих систем моніторингу здоров’я, аварійних служб і безпілотного транспорту збільшення кількості помилок чи втрат даних може призводити до серйозних наслідків, починаючи від великих фінансових збитків, закінчуючи, знову ж таки, створенню загрози здоров’ю чи життю людей. Тому внаслідок всюдисущності безпроводових технологій в сучасному світі завдання розроблення методів і засобів, що покращують достовірність приймання радіосигналів, є дуже важливою задачею як для інженерів, так і для науковців.

Основи сучасних інформаційних систем закладені такими вченими: К. Шеннон – створення теорії інформації як такої, Г. Найквіст – важливий вклад в теорію радіокомунікації і зворотнього зв’язку.

На закладених основах теорії інформації вже формувались перші методи збільшення достовірності приймання радіосигналів, зокрема внесли вагомий вклад Р. Фано, І. Рід та Г. Соломон, розробивши алгоритми кодування та декодування, що дають змогу виявляти та виправляти помилки і досягати високої достовірності в процесі передавання інформації.

Також варто згадати Е. Вітербі – розробника алгоритму Вітербі для декодування згорткових кодів, який і сьогодні використовується в системах радіозв'язку.

Надалі вагомі вклади в розроблення методів і засобів збільшення достовірності приймання радіосигналів вклали А. Зюко – формування визначення інформаційної ефективності сигналів (що є поняттям, суміжним з достовірністю), Т. Ковер – розвиток принципу максимуму ентропії, Е. Отт – застосування теорії хаосу в процесах передавання інформації, Л. Політанський – дослідження хаотичних процесів в передаванні інформації, М. Ільченко – дослідження характеристик електродинамічних систем, в тому числі НВЧ-систем, І. Прудіус – дослідження в області НВЧ-систем та, зокрема, антен.

Розвиток ідеї обробки сигналів з допомогою нейронних мереж йшов дещо іншим шляхом. При створенні перших моделей нейронних мереж ставилась задача певною мірою відтворити процес сприйняття інформації мозком. В результаті таких досліджень було створено новий клас пристроїв – нейрокомп'ютери. Творцем першого нейрокомп'ютера, також відомого як перцептрон, є Ф. Розенблатт. Згодом ідею перцептрона було розвинуто і був реалізований когнітрон. Ідею когнітрона, в свою чергу, розвинув К. Фукушіма, створивши неокогнітрон.

З точки зору обробки сигналів з допомогою нейронних мереж більший інтерес становить не так імітація роботи біологічних систем, як можливість виявляти в досліджуваних процесах неявні властивості. В цьому плані великий вклад зробив О. Івахненко – засновник школи індуктивного моделювання, який вперше опублікував робочі алгоритми для глибокого навчання і згодом описав модель мережі глибокого навчання з 8 шарами.

Також вагомий внесок у розвиток нейромережевих технологій зробив А. Морозов, пропонуючи інтелектуалізацію ЕОМ з допомогою нейронних мереж.

Ідея обробки сигналів з допомогою нейронних мереж також не є новою. Було розроблено багато різних моделей нейронних мереж для обробки сигналів, які використовуються в різних застосуваннях, включаючи обробку мови, аудіосигналів, зображень та відео. Нейронні мережі показали високу ефективність у вирішенні задач, які традиційно важко було розв'язати за допомогою інших методів, таких як фільтрація, модуляція та демодуляція, кодування та декодування тощо.

Хоча нейронні мережі не є чимось новим – інтерес широкого загалу до них найбільше зріс саме тоді коли з'явилась можливість компілювати моделі нейронних мереж на персональних комп'ютерах. Попередня менша доступність нейронних мереж була зумовлена високими вимогами щодо обчислювальних потужностей, які до певного моменту типовий персональний ком'ютер не задовольняв. Ті самі вимоги щодо обчислювальних потужностей є перепорою до впровадження нейронних мереж у більшу кількість прикладних систем.

Таким чином розроблення методів та засобів підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням нейронних мереж з мінімізацією затребуваної обчислювальної потужності є актуальною науковою задачею.

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

Дисертаційну роботу виконано відповідно до наукових напрямів кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань Національного університету «Львівська політехніка» «Телекомунікаційні, інфокомунікаційні та радіотехнічні системи передавання даних, сигналів керування та телеметричної інформації» та «Проектування вбудованих процесорних

систем з використанням штучного інтелекту і нейронних мереж» та в межах держбюджетних науково-дослідницьких робіт, а саме:

- «Підвищення ефективності засобів бездротового зв'язку відповідального призначення та процедур моделювання і прогнозування їх характеристик» (ДБ/Зв'язок) (2018-2019 рр.), держ. реєстр. № 0118U000261.
- «Розроблення криптозахищеної системи високошвидкісного передавання даних у діапазонах УВЧ і НВЧ з підвищеними завадостійкістю та відмовостійкістю» (ДБ/ДЕМОДУЛЯЦІЯ) (2022-2023 рр.) держ. реєстр. № 0122U0009600.
- «Методи та алгоритми роботи завадозахищеного радіоканалу зв'язку з використанням технології програмно-визначеного радіо» (ДБ/Радіозв'язок)
- «Система криптозахищеного завадозахищеного прихованого зв'язку з безпілотними літальними апаратами великого радіусу дії з використанням ретранслятора» (2024-2026 рр.) держ. реєстр. № 0124U000825.

**Мета і задачі дослідження.** Метою дисертаційної роботи є розроблення методів та засобів підвищення достовірності приймання радіосигналів, що використовують нейронні мережі, при мінімізації затребуваної обчислювальної потужності.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

1. Провести аналіз сучасного розвитку методів оброблення радіосигналів із використанням нейронних мереж, останніх тенденцій у сфері радіокомунікацій, зокрема стандартів найбільш широко використовуваних технологій.
2. Створити імітаційну модель приймача радіосигналів, еквівалентну за ефективністю до реального радіоприймального пристрою. Розробити на основі створеної моделі метод генерації сигналів для навчання і

валідації методів оброблення сигналів із використанням нейронних мереж.

3. Створити математичну модель нейронної мережі оброблення радіосигналів, яка матиме найбільш оптимальну архітектуру для задачі оброблення радіосигналів. Досягти балансу достовірності та затребуваної обчислювальної потужності.
4. Розробити реалізацію створеної математичної моделі у вигляді програмного коду, провести оцінку точності. Провести інтерпретацію отриманих результатів.
5. Верифікувати розроблені методи імітаційним моделюванням та експериментальними дослідженням.

**Об'єкт дослідження** – процеси оброблення радіосигналів.

**Предмет дослідження** – методи підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням штучних нейронних мереж.

**Методи дослідження** – аналітичні методи, імітаційне моделювання, експериментальне дослідження програмної реалізації сформованих моделей на реальних пристроях приймання радіосигналів.

**Наукова новизна полягає у тому, що:**

1. Вперше запропоновано та досліджено метод формування масиву радіосигналів для навчання нейронних мереж, який, на відміну від існуючих, базується на використанні комірок Вороного, що дало можливість спростити та впорядкувати процес навчання нейронних мереж для розпізнавання сигналів АМБС.
2. Вдосконалено метод імітаційного моделювання приймального та передавального пристроїв АМБС, який, на відміну від існуючих, дає змогу обробляти радіосигнали в режимі реального часу, а також надає базис для імітації процесу оброблення радіосигналів із використанням моделей ШНМ.



3. Набула подальшого розвитку математична модель нейронної мережі оброблення радіосигналів, яка на відміну від інших, обробляє недетерміновані радіосигнали і базується на використанні операції згортки одновимірних даних, що забезпечує вищу достовірність оброблення радіосигналів за рахунок інваріантності щодо зсуву та виявлення абстрактних закономірностей зміни параметрів сигналів.

### **Практичне значення результатів**

1. Створено імітаційні моделі приймача та передавача АМБС з допомогою інструментів мови програмування Python та середовища GNU Radio.
2. Реалізовано програмно-апаратний приймач АМБС на базі системи з модифікованим для ПВР приймачем телевізійного стандарту DVB-T RTL-SDR v4 та мікрокомп'ютером PINE A64 для програмного оброблення прийнятих сигналів з допомогою середовища GNU Radio та одновимірної згорткової нейронної мережі, створеної інструментами бібліотеки TensorFlow.
3. **Особистий внесок здобувача.** Пошук та аналіз літературних джерел, математичне та імітаційне моделювання, проведення експериментів виконані автором особисто. Постановка завдань, обговорення та аналіз одержаних результатів здійснено спільно з науковим керівником д.т.н. проф. Горбатим І. В. В роботах, написаних у співавторстві, авторові дисертації належить: [1], [2], [3] – розроблення програмної частини налаштування фазоповертачів модулятора та демодулятора, [4], [5], [6], [7] – розроблення архітектур штучних нейронних мереж для оброблення радіосигналів, [8] – розроблення методу генерування вибірок для навчання штучних нейронних мереж.

**Апробація результатів дисертації.** Основні результати дисертаційної роботи були представлені на міжнародних та всеукраїнських конференціях, а саме: IEEE TCSET 2020: 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (Львів-Славське, 2020), IEEE TCSET 2022: 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (Львів-Славське, 2022), 2021 IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T 2021) (Харків, 2021), XXI Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні та електронні технології» (Одеса, 2020), XXII Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні та електронні технології» (Одеса, 2021), XXVI Міжнародна науково-технічна конференція «Геофорум-2023» (Львів-Брюховичі, 2023).

**Публікації.** За матеріалами дисертації опубліковано 14 публікацій, зокрема 5 статей у наукових фахових виданнях України, серед яких 1 стаття в науковому фаховому виданні з присвоєнням категорії «А», а також 8 тез доповідей у міжнародних конференціях, зокрема 3 індексовані у наукометричній базі Scopus.

**Структура та обсяг роботи.** Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку джерел і додатків. Основний зміст роботи викладено на 115 сторінках. Робота містить 69 рисунків, 11 таблиць і 88 бібліографічних найменувань. Її загальний обсяг становить 147 сторінок.

## РОЗДІЛ 1

# СУЧАСНИЙ СТАН РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ОБРОБЛЕННЯ СИГНАЛІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 1.1. Найбільш поширені стандарти безпроводового зв'язку сучасності

Термін "широкосмуговий" відноситься до передавання даних на широкому діапазоні частот. Це дає змогу одночасно передавати більше інформації, а також підтримувати зв'язок з великою кількістю користувачів без втрат якості сигналу. Використання широкого спектру частот також зменшує взаємні завади між різними передавачами, що забезпечує стійкість та надійність з'єднання.

Персональний безпроводовий зв'язок перетворився з простої зручності на необхідність сучасного життя. У міських та приміських районах абсолютно природньо очікувати наявності покриття LTE або 4G. Тоді як у зонах безпосереднього проживання та роботи, такі як домівки, офіси та громадські місця, покриття Wi-Fi вже стало нормою.

Детальніше розглянемо технології LTE/4G та Wi-Fi. З допомогою обох технологій можливе створення високошвидкісного інтернет-з'єднання, але технологія Wi-Fi зазвичай обмежується місцевим покриттям у приміщеннях чи невеликих зонах на вулиці, а LTE/4G розраховані на відносно великі території та мобільність користувачів.

Як для LTE/4G, так і для Wi-Fi існують спеціальні стандарти, потреба в яких зумовлена не лише необхідністю якось окреслити принципи роботи цих технологій для забезпечення сумісності різних пристроїв, що їх використовують, але і щоб не створювати завад для інших технологій безпроводового зв'язку.

Хоча для багатьох споживачів терміни "4G" та "LTE" часто використовуються як синоніми, важливо зрозуміти, що вони не завжди означають одне й те ж. LTE – це технологія, розроблена для покращення швидкості та ефективності мобільного інтернет-зв'язку. 4G визначає набір стандартів для мережі наступного покоління після LTE. В деяких випадках мережі LTE можуть задовольняти вимоги до 4G, але незалежно від цього, 4G є більш високим стандартом в порівнянні з LTE.

### **Основні відмінності між LTE та 4G:**

Спосіб передавання даних:

- LTE використовує технологію комутації каналів.
- 4G використовує пакетну комутацію для передавання даних.

Швидкість передавання даних:

- LTE має в середньому швидкість завантаження 12-30 Мбіт/с і швидкість відправки даних 2-5 Мбіт/с.
- Швидкості 4G можуть бути вищими, залежно від специфікацій.

Затримка:

- Затримка в LTE – приблизно 10 мс.
- 4G пропонує має коротшу затримку в 5 мс.

Значення RSRP (Reference Signal Received Power – Потужність отриманого опорного сигналу):

- Для LTE ідеальне значення становить приблизно -80дБм.
- Для мереж 4G оптимальне значення близько -90дБм.

Враховуючи ці відмінності, можна зрозуміти, що, незважаючи на схожість у термінології, 4G і LTE мають ключові відмінності в технічних характеристиках та функціональності.

Специфікації LTE/4G розроблялись організацією зі стандартизації 3GPP (з англ. 3rd Generation Partnership Project), серед учасників якої

представники операторів мобільного зв'язку, виробників обладнання, дослідницьких установ та інших зацікавлених сторін.

Стандарти Wi-Fi, у свою чергу, розробляються комітетом IEEE 802.11, що входить до Інституту інженерів з електротехніки та електроніки (IEEE).

Найбільш використовувані на момент написання цієї роботи стандарти Wi-Fi – 802.11ac [9] та 802.11ax [10], також відомі як Wi-Fi 5 та Wi-Fi 6, відповідно. На відміну від LTE і 4G, в стандартах Wi-Fi більш чітка ітераційна стандартизація.

### **Основні відмінності між Wi-Fi 5 та Wi-Fi 6:**

Теоретично максимальна швидкість передавання даних:

- До 3,47 Гбіт/с в Wi-Fi 5.
- До 9,6 Гбіт/с в Wi-Fi 6.

Технологія передавання даних:

- MU-MIMO (англ. multi-user, multi-in, multi-out) в Wi-Fi 5.
- MU-MIMO та OFDMA в Wi-Fi 6.

Також варто відзначити покращену енергоефективність, оптимізацію для великих публічних мереж у Wi-Fi 6.

Оскільки як LTE/4G та і Wi-Fi розроблені для реалізації швидкого, надійного та ефективного безпроводового зв'язку, попри різні призначення як в перших так і других технологіях використовуються схожі методи модуляції, методи ущільнення каналів та інші допоміжні техніки.

Як LTE/4G так і Wi-Fi використовують OFDM для ущільнення каналів, 4G також додатково використовує агрегацію носійних (англ. CA – carrier aggregation).

Також і LTE/4G, і Wi-Fi використовують MIMO (multi-in, multi-out), Wi-Fi також може використовувати MU-MIMO.

В цій роботі найбільший інтерес становлять методи модуляції – як в LTE/4G, так і в Wi-Fi використовуються БФМн, КФМн і КАМ.

Визначення конкретного виду модуляції відбувається в рамках «перемовин» між точкою доступу та клієнтом – у випадку коли з'єднання є доволі стабільним – використовується КАМ (починаючи з 16КАМ і закінчуючи 64КАМ в 4G, 256КАМ в Wi-Fi 6), якщо ж погіршується достовірність передавання даних – тоді використовується КФМн чи БФМн чи зменшуються темпи кодування.

## **1.2. Приймальні та передавальні пристрої сигналів з амплітудно-фазовими модуляціями**

### **1.2.1. Особливості квадратурної амплітудної модуляції**

КАМ – одна з основних технік модуляції в безпроводових комунікаціях і цифровому телебаченні. Вона дає змогу передавати більше інформації шляхом одночасної зміни амплітуди та фази радіохвиль.

КАМ широко використовується в ряді стандартів безпроводового зв'язку, включаючи раніше згадані LTE та Wi-Fi (зокрема 802.11ac і 802.11ax), а також в кабельному і цифровому телевізійному мовленні і телебаченні. Вищі порядки КАМ, такі як 64КАМ або 256КАМ, дають змогу передавати більше бітів за один символ, забезпечуючи більшу пропускну спроможність.

До переваг КАМ відноситься висока ефективність використання частотного спектру за рахунок передавання кількох бітів за один символ та гнучкість – системи передавання динамічно перемикаються між різними рівнями модуляції, пристосовуючись до різних умов передавання.

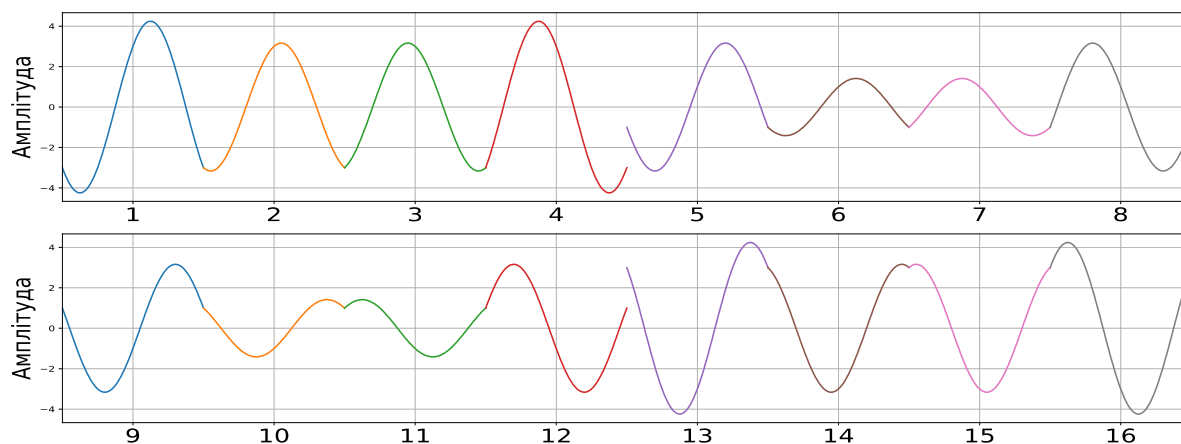
КАМ базується на представленні сигналів через два перпендикулярні компоненти: синфазну (I) та квадратурну (Q, фазовий зсув -  $90^\circ$ ). Таким чином утворюється сигнальне сузір'я, де кожна точка відображає

конкретний амплітудно-фазовий стан, виражений через комбінацію значень Q та I (рис. 1.1).



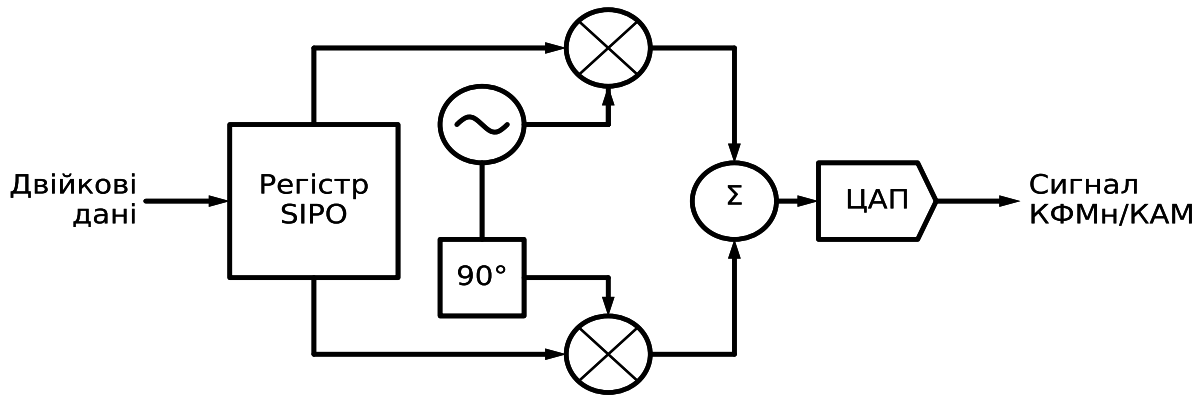
*Рис. 1.1. Сигнальні сузір'я БФМн, КФМн та 16-КАМ*

Таким чином, вищі порядки КАМ, такі як 16КАМ або 64КАМ, характеризуються більш щільним розміщенням точок у цьому сузір'ї, представляючи більше комбінацій I та Q. Ці точки будуть мати фазові зсуви, які не обмежуються лише  $0^\circ$  або  $90^\circ$  (рис. 1.2), що дає змогу ефективно кодувати декілька бітів інформації в одному символі.



*Рис. 1.2. Символи 16-КАМ*

Модулятор КАМ (рис. 1.3) працює на основі принципу комбінування двох сигналів, один з яких «відстає» за фазою на  $90$  градусів, щоб створити один складний сигнал.



*Рис. 1.3. Модулятор КАМ*

**Можна вивести такі основні етапи роботи модулятора КАМ:**

1. Розділення бітів: Вхідний потік бітів поділяється на два підпотоки: один для синфазної компоненти (I) та інший для квадратурної компоненти (Q).
2. Модуляція сигналів: Обидва підпотоки модулюються окремо. Інфазний компонент модулюється на косинусоїдальному носійному сигналі, а квадратурний компонент - на синусоїдальному носійному сигналі.
3. Комбінування сигналів: Після модуляції обидва сигнали перемножуються для створення кінцевого КАМ-сигналу. Тому КАМ може передавати більше двох бітів інформації за один інформаційний такт.

У результаті модуляції КАМ компоненти I та Q кодують на одному носійному сигналі, що дає змогу ефективно використовувати пропускну спроможність та передавати більше інформації, ніж це було б можливо при використанні лише одного сигналу.

З усією різноманітністю порядків КАМ, наприклад 16КАМ, 64КАМ тощо, кожен з них має своє власне сигнальне сузір'я, де кожна точка відображає унікальну комбінацію бітів. Так, 16КАМ дає змогу кодувати 4

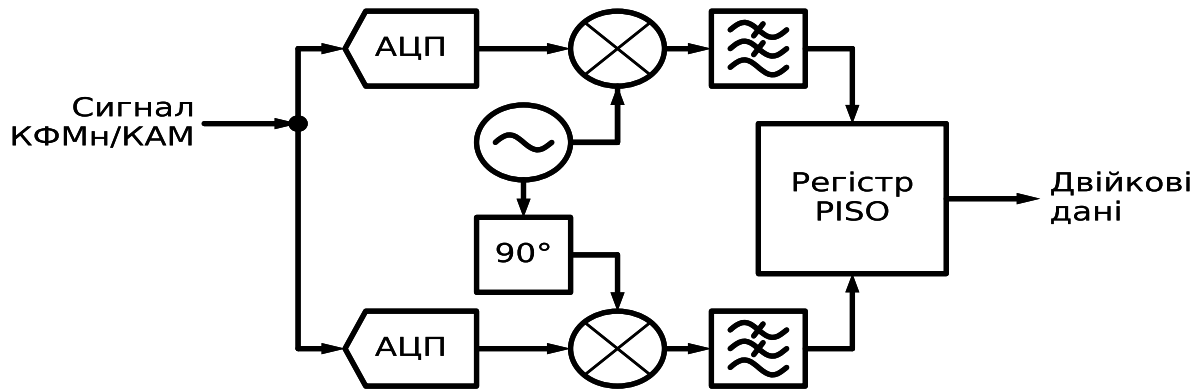


біти на символ (оскільки  $2^4 = 16$ ), а 64QAM кодує 6 біт на символ (оскільки  $2^6 = 64$ ).

Демодулятор КАМ (рис. 1.4), в свою чергу, використовується для відновлення вихідних інфазних (I) та квадратурних (Q) сигналів з модульованого QAM-сигналу. Процес демодуляції QAM можна розглядати як зворотний до процесу модуляції.

#### **Основні етапи роботи демодулятора QAM:**

1. Помноження на носійну: Отриманий QAM-сигнал множиться на два несучі сигнали: один косинусоїдальний та один синусоїдальний. Це розділяє КАМ-сигнал на його синфазні (I) та квадратурні (Q) складові.
2. Фільтрація: Отримані після множення сигнали фільтруються для видалення високочастотних складових. Результатом цього кроку є два окремі сигнали, що відповідають синфазній та квадратурній компонентам вихідного сигналу.
3. Визначення точок на сигнальному сузір'ї: Кожна точка на синфазній (I) та квадратурній (Q) діаграмах відповідає певному набору бітів. За допомогою декількох алгоритмів визначення точок на основі мінімуму відстані, демодулятор QAM визначає, до якої точки на сигнальному сузір'ї найбільше підходить кожний отриманий I і Q компоненти.
4. Відновлення потоку бітів: Після визначення точки на сигнальному сузір'ї, відповідний набір бітів відновлюється.



*Рис.1.4. Демодулятор КАМ*

Хоча КАМ є доволі ефективним методом модуляції, і логічно, що цей метод широко використовується в сучасних телекомунікаційних системах, проте як і будь-яка технологія, КАМ має і недоліки:

1. Чутливість до шуму: сигнальні сузір'я вищих порядків КАМ мають щільніші розміщення точок. Це робить їх більш чутливими до шумів і спотворень, що може призвести до вищого рівня помилок при передаванні.
2. Складність реалізації: вищі порядки QAM потребують більш точного і складного обладнання для модуляції та демодуляції.
3. Чутливість до дефектів каналу: QAM чутлива до спотворень, викликаних дефектами каналу, такими як затухання або фазові зсуви.
4. Вимоги до лінійності: Для правильної роботи QAM-систем потрібно, щоб передавальне та приймальне обладнання було лінійним, щоб уникнути небажаних спотворень.

### **1.2.2. Особливості амплітудної модуляції багатьох складових**

Для підвищення ефективності телекомунікаційних систем запропоновано використовувати нове сімейство амплітудно-фазових модуляцій - амплітудну модуляцію багатьох складових (АМБС, amplitude modulation of many components – АММС) [11].

АМБС передбачає формування сигналу у вигляді суми його  $N$  гармонічних складових, що відрізняються фазами  $\varphi_n$ , утворюючи в результаті сигнал наступного вигляду:

$$U_{AMBC}(t) = \sum_{n=1}^N U_0 a_n U_{M_n}(t) \cos(\omega_0 t + \varphi_0 + \varphi_n), \quad (1.1)$$

де  $a_n$  – коефіцієнти пропорційності для  $n$ -их каналів модулятора, що є параметрами модулятора;  $u(t)$  – модулюючі сигнали на входах перемножувачів у  $n$ -их підканалах модулятора [12].

Запропонована модуляція у більшості випадків (крім коли  $N = 2$  і  $\varphi_1 - \varphi_2 = \pi/2$ ) належить до класу неортогональних амплітудно-фазових модуляцій, і багато її різновидів підлягають оптимізації, в результаті якої будується оптимальне сигнальне сузір'я з точки зору завадостійкості й ефективності. Таке сузір'я, як правило, містить лише частину сигнальних точок, отриманих при використанні всіх можливих комбінацій модулюючих сигналів [13]. Результат застосування раніше запропонованої методики оптимізації - можливість утворювати сигнальні решітки неортогональних різновидів модуляції сигналу з однаковими відстанями між сусідніми точками або усувати деякі точки сузір'я для покращення енергетичних характеристик модуляції.

Відстань між сусідніми точками сигнального сузір'я АМБС (з трьома складовими), у свою чергу, визначається наступним виразом:

$$d_{сигн} = \frac{U}{(M_u - 1)}, \quad (1.2)$$

де  $U$  - максимально можлива амплітуда модульованого сигналу, а  $M_u$  - кількість рівномірно віддалених рівнів.

При цьому ефективна кількість символів становить:

$$M_{ef} = 3 M_u (M_u - 1). \quad (1.3)$$

Відповідно, протягом одного інформаційного символу може бути передано  $\log_2 M_{ef}$  біт інформації.

На рис. 1.5 зображено кілька сузір'їв АМБС різних порядків, кожне з яких ілюструє головні принципи АМБС - однакову відстань між точками  $d_{\text{сигн}}$  та фіксовану кількість рівнів амплітуди для кожного виду.

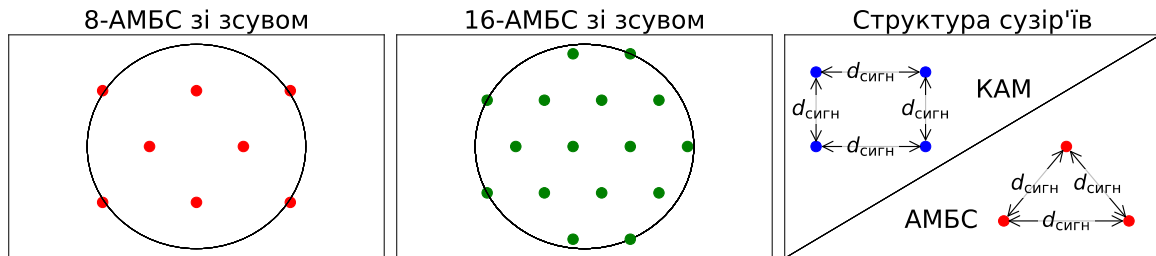


Рис.1.5. Сигнальні сузір'я 8-АМБС зі зсувом, 16-АМБС зі зсувом та порівняння структури сузір'їв КАМ та АМБС з трьома складовими

Основними критеріями, що свідчать про перевагу АМБС над іншими поширеними видами модуляції є результати розрахунку енергетичної  $\beta_{\text{мод}}$  (відношення енергії одного біта інформації до спектральної густини потужності), частотної  $\gamma_{\text{мод}}$  (відношення швидкості передавання інформації до ширини спектра сигналу) та інформаційної ефективності  $\eta_{\text{мод}}$ .

Ці критерії обчислюють із використанням наступних співвідношень:

$$\beta_{\text{мод}} = N_0 / E_b, \quad (1.4)$$

де  $N_0$  - спектральна густина потужності білого шуму,  $E_b$  - енергія сигналу протягом часу передавання одного біта інформації;

$$\gamma_{\text{мод}} = v_b / \Delta F_c, \quad (1.5)$$

де  $v_b$  - швидкість передавання інформації,  $\Delta F_c$  - ширина спектра сигналу;

$$\eta_{\text{мод}} = \gamma_{\text{мод}} / \log_2((\gamma_{\text{мод}} / \gamma_{\text{мод}}) + 1). \quad (1.6)$$

Ці результати демонструють переваги АМБС над іншими поширеними видами модуляції при однакових потужності сигналу та ймовірності символної помилки ( $P_{\text{сим}} = 10^{-5}$ ) [14].

Кількість фазоповертачів та перемножувачів такого модулятора дорівнює кількості  $N$  гармонічних складових. На перемножувачі подаються модульовальні сигнали, утворені із вхідних двійкових даних

(кожній точці сигнального сузір'я АМБС відповідає певна обрана для неї двійкова послідовність, аналогічно КАМ), та сигнали з генератора носійного колювання з фазовими зсувами, здійсненими відповідними фазоповертачами. Сигнали з виходів перемножувачів надходять до входів суматора, на виході якого формується сигнал АМБС.

Модулятор для здійснення АМБС містить N підканалів на відміну від квадратурного модулятора, що містить два підканали (синфазний і квадратурний).

Модулюючі сигнали формуються у вигляді послідовності прямокутних імпульсів для кожного підканалу модулятора з тактовою частотою, що дорівнює швидкості передавання символів, та амплітудами і фазами, що відповідають вхідним бітовим послідовностям, які необхідно передати.

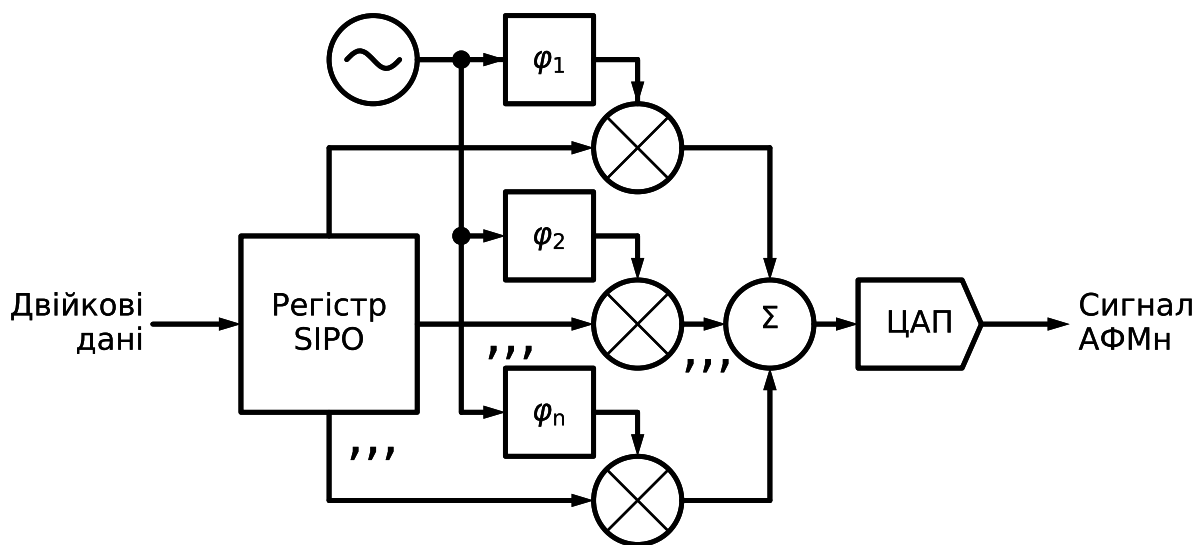


Рис.1.6. Модулятор АМБС

Демодулятор для оброблення АМБС-сигналу (Рис. 1.7) з N складовими містить опорний високостабільний генератор косинусоїдальних колювань із ФАПЧ відносно частоти носійного

коливання прийнятого АМБС-сигналу,  $N$  фазовертачів,  $N$  перемножувачів,  $N$  ФНЧ та формувача двійкових даних [15].

Такий модулятор характеризується меншою кількістю рівнів амплітуди сигналів у порівнянні з квадратурним модулятором з аналогічною кількістю позицій модуляції, що у свою чергу зменшує вплив внутрішніх завад на вихідний модульований сигнал та послаблює вимоги до розрядності цифро-аналогових перетворювачів, що застосовуються для формування модулюючих сигналів [3].

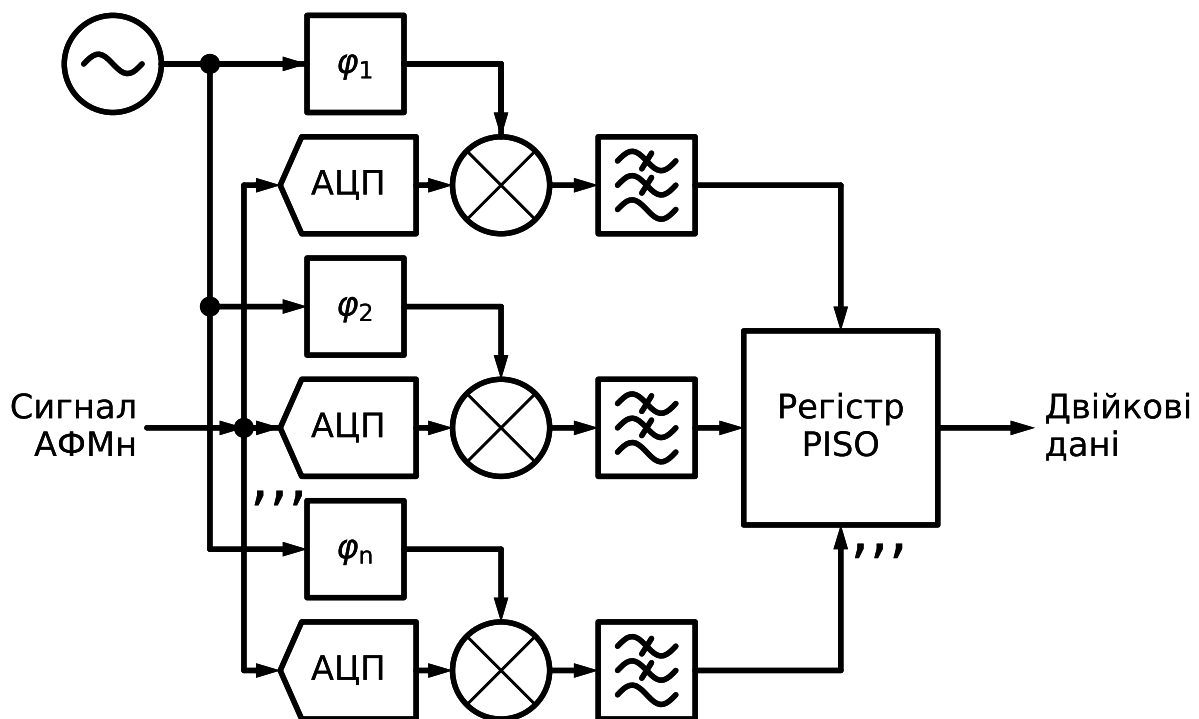


Рис.1.7. Демодулятор АМБС

Установлено, що засоби для здійснення модуляції й демодуляції АМБС-сигналів мають такі переваги [1]:

1. Необхідна менша кількість рівнів амплітуди модулюючих сигналів для формування АМБС-сигналів та деяких ФМн-сигналів порівняно із використанням квадратурного модулятора, що зменшує вплив внутрішніх завад у модуляторі на вихідний модульований сигнал та

знижує вимоги до розрядності цифро-аналогових перетворювачів, які застосовують для формування модулюючих сигналів.

2. Необхідна менша кількість рівнів амплітуди сигналів на виході кожного підканалу демодулятора АМБС під час оброблення АМБС-сигналів та деяких ФМн-сигналів порівняно з використанням квадратурного демодулятора, що зменшує вплив внутрішніх завад у демодуляторі на результат розпізнавання символів у вирішувальному пристрої та зменшує вимоги до розрядності аналого-цифрових перетворювачів, які застосовують для розпізнавання символів.
3. Можливо забезпечити вищу стійкість до дрейфу нуля в підканалах демодулятора АМБС під час оброблення АМБС-сигналів із сигнальними сузір'ями непрямокутної форми порівняно із квадратурним демодулятором.
4. Можливо застосовувати модулятор АМБС і демодулятор АМБС для формування й оброблення АМн-, ФМн-, АФМн-, КАМ- і АМБС-сигналів [2].

### 1.3. Використання нейронних мереж в процесах оброблення радіосигналів

Спершу варто розглянути базову структуру нейрона в мережі (рис. 1.8), що є будівельним блоком штучної нейронної мережі.

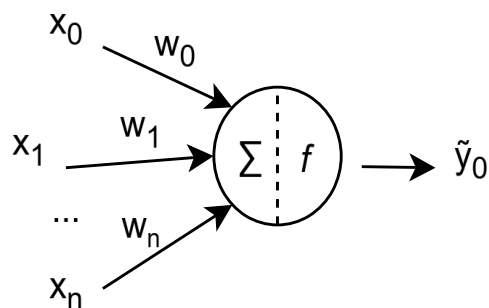


Рис.1.8. Будова нейрона ШНМ

Масив вхідних даних може бути представлений у вигляді вектора  $\bar{x} ([x_1, x_2 \dots x_n])$  – упорядкованого набору чисел, що може представляти різноманітні типи даних. Якщо розглядати дискретний сигнал у часовій площині, – де є певна кількість значень амплітуди на період, – то числовий ряд з  $N$  значень амплітуди можна відобразити як  $N$ -вимірний вектор.

Вектори вхідних даних стають фундаментом для обчислювальних операцій у нейронних мережах. Кожен елемент вектора взаємодіє з відповідними вагами моделі через операції скалярного добутку, формуючи аргумент функції активації нейрона.

Вектор вагових коефіцієнтів  $\bar{w} ([w_1, w_2 \dots w_n])$  має такий же розмір, як і масив вхідних даних. Цим вектором регулюється ступінь впливу кожного елемента вхідного вектора на результат обчислень, що відбуваються в нейроні.

Зі скалярного добутку векторів  $x$  та  $w$  формується аргумент функції активації:

$$w \cdot x = \sum_{m=1}^n w_m x_m. \quad (1.7)$$

Функція активації перетворює скалярний добуток векторів вхідних значень та ваг у вихідний сигнал нейрона. В залежності від конкретної функції в модель також може вноситись нелінійність, що дає змогу визначати складніші закономірності у вхідних даних, та, відповідно, вирішувати складніші завдання.

Вихідне значення нейрона  $\tilde{y}$  отримується в результаті обчислення певної функції активації:

$$\tilde{y} = f(w \cdot x + b), \quad (1.8)$$

де  $b$  – значення зсуву функції вправо чи вліво.

Функція втрат – функція оцінки різниці між істинними та обчисленими моделлю значеннями.



В найпростішому вигляді обчислюється як різниця істинного та обчисленого значень:

$$L(y)=[\tilde{y}-y], \quad (1.9)$$

де  $y$  – істинне значення.

Вибір функції активації та функції втрат залежить від специфіки виконуваної моделлю задачі.

### 1.3.1. Регресійний аналіз

Регресійний аналіз – метод статистичного моделювання відносин між цільовою або залежною змінною (вихідними даними) та ознаками або незалежними змінними (вхідними даними). Метою такого аналізу є визначення сили впливу незалежних змінних на залежні, і також прогнозування значень залежних змінних на основі значень незалежних змінних.

Найпростіший приклад алгоритму регресійного аналізу – лінійна регресія. В такому випадку задача зводиться до пошуку лінії регресії – умовної лінії, що відображає напрям руху вектора вхідних даних. Вхідні дані, відповідно, є сукупністю значень, що характеризуються певним напрямом поширення і розсіянням (рис. 1.9).

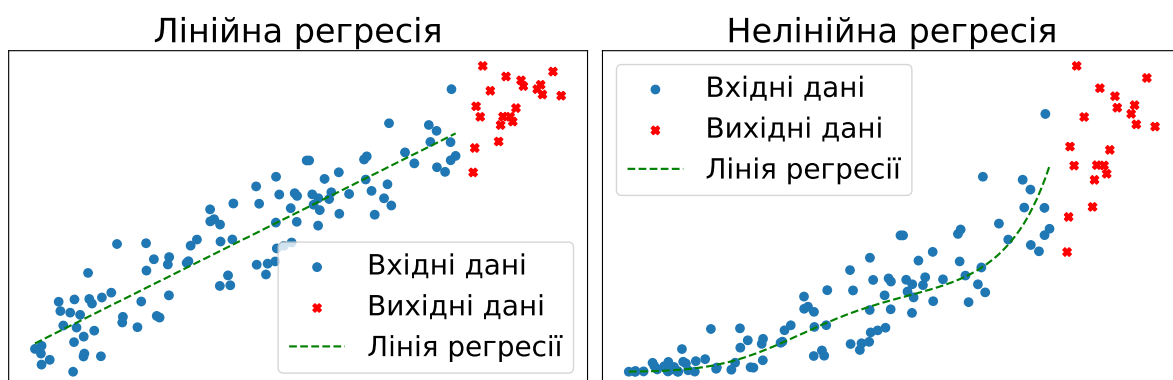


Рис.1.9. Лінійна та нелінійна регресії

Знаходиться ця лінія методом найменших квадратів – мінімізацією суми квадратів відстаней вхідних та вихідних значень. Це дає змогу

отримати оптимальні коефіцієнти регресійної моделі. У випадку однієї змінної модель можна представити у вигляді лінійної залежності вихідного значення від зсуву та вагового коефіцієнту:

$$\tilde{y} = w \cdot x + b, \quad (1.10)$$

В такому випадку ваговий коефіцієнт  $w$  визначає нахил регресійної лінії, а коефіцієнт зсуву  $b$  – визначає точку перетину регресійної лінії з віссю ординат. Ваговий коефіцієнт обчислюється співвідношенням:

$$w = \frac{\sum_{m=1}^n (x_m - \bar{x})(\tilde{y}_m - \bar{y})}{\sum_{m=1}^n (x_m - \bar{x})^2}, \quad (1.11)$$

де  $\bar{x}$  та  $\bar{y}$  – середні значення  $x$  та  $\tilde{y}$  відповідно.

Коефіцієнт зсуву, у свою чергу, визначається наступним співвідношенням:

$$b = \bar{y} - wx. \quad (1.12)$$

У процесі навчання регресійних моделей вхідні дані, зазвичай, діляться на дві частини – тренувальний та тестовий масиви. На основі тренувального масиву обчислюються коефіцієнти нахилу та зсуву, що дають змогу сформуванню лінії регресії.

Якщо вхідні дані не можна описати прямою лінією регресії, – то використовуються більш складні моделі поведінки даних.

Одним з прикладів нелінійного регресійного аналізу (рис. 1.9) є поліноміальна регресія. Поліноміальна регресія – розширений випадок лінійної регресії, де зв'язок між вхідними і вихідними значеннями моделюється як поліном  $n$ -го ступеня:

$$\tilde{y} = wx^n + b \quad (1.13)$$

Оскільки поліноміальна регресія є розширеним випадком лінійної – для пошуку коефіцієнтів можна використати той самий метод найменших квадратів. Утворена лінія буде відображенням квадратичної функції, що

апроксимує розподіл точок. Така лінія регресії найкраще відображає залежність між змінними  $x$  та  $\tilde{y}$  в конкретному випадку та показує, як поліноміальна регресія може бути використана для моделювання складніших нелінійних відносин між даними.

### 1.3.2. Класифікація

Іншим видом задачі, виконуваної нейронними моделями, є класифікація. Найпростіший випадок класифікації – бінарна класифікація (рис. 1.10). У випадку бінарної класифікації змінна  $\tilde{y}$  може приймати лише два значення – 0 або 1, «ні» або «так». Вхідні дані для такої задачі мають вигляд масиву даних, розділеного на дві категорії або класи.

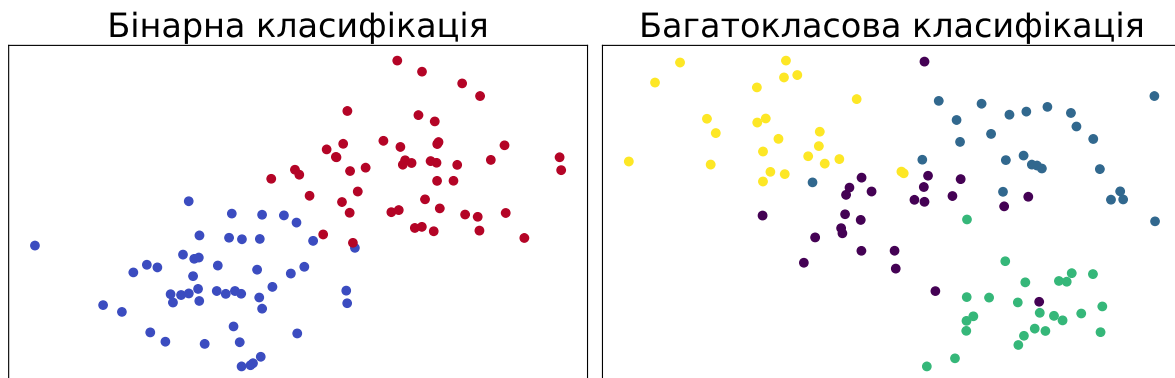


Рис.1.10. Бінарна та багатокласова класифікація

Модель бінарної класифікації після навчання зможе передбачати до якого з класів належать точки, які не були присутні в навчальному наборі. На відміну від регресії, при класифікації використовуються нелінійні функції активації – сигмоїда (або логістична функція) для бінарної класифікації, softmax (нормована експоненційна функція) для багатокласової класифікації.

У випадку сигмоїди вихідне значення буде отримуватись наступним чином:

$$\tilde{y} = \frac{1}{1 + e^{-(w \cdot x + b)}}, \quad (1.14)$$

### 1.3.3. Повноз'єднані нейрони

У випадку повноз'єднаних шарів (характерних для РНМ) вихід нейрона в першому шарі буде входом для кожного нейрона в наступному шарі (рис 1.11).

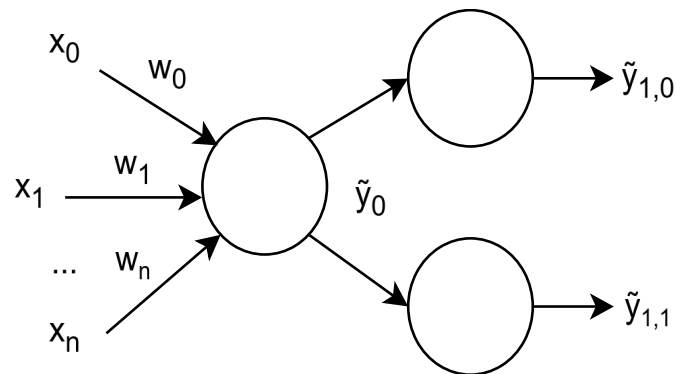


Рис. 1.11. Повноз'єднані нейрони

Отже, вихід першого нейрона другого шару можна описати наступним співвідношенням:

$$\bar{x}_{20} = f(\bar{x}_{10} \cdot \bar{w}_{10} + b_1). \quad (1.15)$$

Тобто загальна формула виходу рекурентного шару матиме наступний вигляд:

$$\bar{x}_n = f(W_n \cdot x_n + W_{n-1} + b_n), \quad (1.16)$$

де  $n$  – номер шару.

### 1.3.4. Операція згортки

Операція згортки у контексті нейронних мереж є фундаментальною операцією, яка дає змогу ефективно виявляти особливості в масивах даних.

При застосуванні операції згортки вихід шару починає мати наступний вигляд:

$$\bar{x}_n = f\left(\sum_{m=1}^k w_m \cdot x_{n+m-1} + b_n\right), \quad (1.17)$$

Застосування операції згортки вносить в процес аналізу даних інваріантність щодо зсуву, що дає змогу виявляти особливості незалежно від їх розміщення у масиві вхідних даних.

Фільтр або матриця ваг - вектор ваг у контексті ЗНМ. В ході виконання операції згортки масив вхідних даних ділиться на певну кількість підмасивів і кожен з підмасивів поелементно множиться на ваги фільтру, таким чином формуючи кінцеву матрицю особливостей (рис. 1.12)

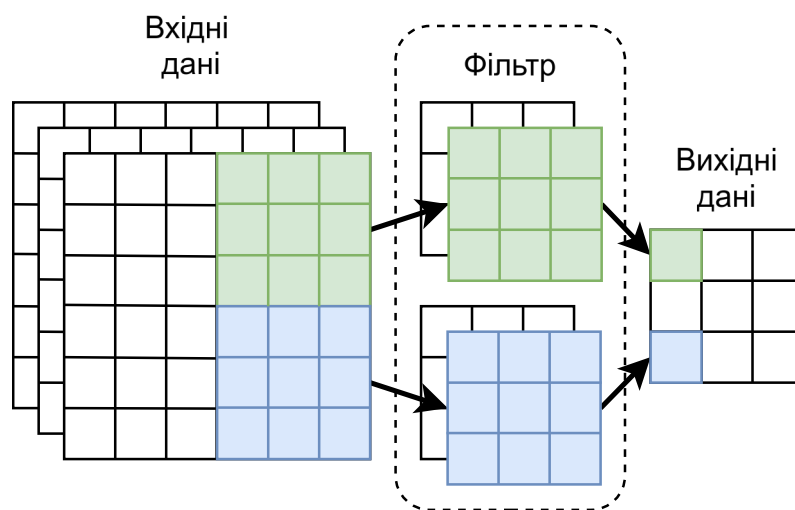


Рис. 1.12. Схема операції згортки

### 1.3.5. Підходи навчання та адаптації нейронних мереж

Навчання нейронних мереж - це процес визначення вагових коефіцієнтів таким чином, щоб мінімізувати різницю між вихідними даними ШНМ та очікуваними результатами. Існують різні підходи та техніки навчання ШНМ, які використовуються в різних ситуаціях.

Навчання під наглядом - підхід до навчання ШНМ, при якому кожному елементу навчальних задається відповідне істинне вихідне значення. Ціль такого підходу полягає в тому, щоб навчити мережу передбачати правильні вихідні дані для нових, невідомих вхідних даних.

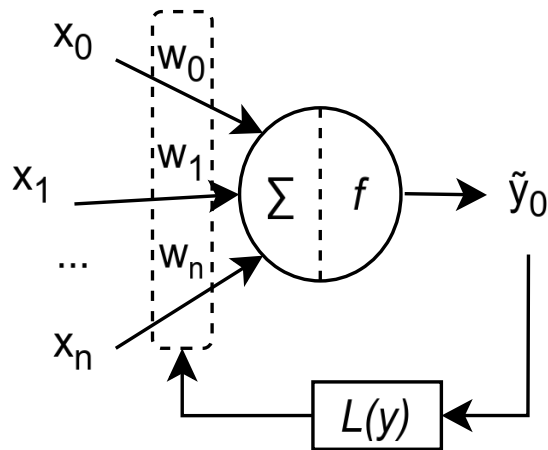


Рис. 1.13. Елементи спрощеної моделі навчання нейрона

Навчання без нагляду - підхід до навчання ШНМ, при якому істинні вихідні значення не задаються, а ШНМ визначає особливості, структури безпосередньо з даних.

Прикладом мереж з навчанням під наглядом є мережі класифікації чи прогнозування часових рядів. Прикладом мереж з навчанням без нагляду є мережі кластеризації чи структуризації даних.

#### 1.4. Огляд досліджень, присвячених використанню нейронних мереж в обробленні сигналів

Публікації різних авторів свідчать про зростаючу зацікавленість наукової спільноти на тему нейромережевої обробки сигналів.

Автори S. Kiranyaz, I. Turker, A. Osama, та інші провели огляд можливих застосувань одновимірних згорткових нейронних мереж [16], в тому числі застосувань саме в сфері оброблення сигналів [17], також певний інтерес становлять інші роботи цих авторів щодо використання згорткових нейронних мереж для оброблення сигналів [18], [19].

T. O'Shea, T. Roy, C. T. Clancy провели детальний огляд ефективності методів глибокого вивчення для класифікації радіосигналів [20], [21]. Також T. O'Shea, T. Roy та N. West пропонують свій датасет для навчання мереж, що розпізнають широкосмугові сигнали [22]. Також автори пропонують практичні застосування оглянутих ними раніше методів

глибокого вивчення для класифікації радіосигналів [23]. Також автори пропонують використання нейронних визначників для отримання інформації про канал передавання [24], використання згорткових особливостей для детектування певних подій у радіосередовищі [25], та глибокі архітектури для визначення типу модуляції сигналу [26]

W. G. Teich дослідив використання рекурентних мереж для оброблення сигналів в малопотужних обчислювальних системах [27].

J. Vijayamohan, A. Gupta, A. Noakoosteen та C. Christodoulou запропонували використання згорткових нейронних мереж для виявлення джерел радіосигналів [28], [29], [30]. P. Jifei, G. Linqing, C. Quiju та інші запропонували використання згорткових мереж для ідентифікації еміттерів радарів [31]. Також проблемою ідентифікації радарних еміттерів займались P. Gupta, P. Jain та O. G. Kakde [32].

H. Bin, L. Chun-Liang, C. Weihai та інші дослідили потенціал використання рекурентних нейронних мереж для визначення частоти сигналів [33].

Автори S. M. Shahid, S. Ko, S. Kwon провели порівняльний аналіз одно- та двовимірних згорткових нейронних мереж в задачах оброблення сигналів з сенсорів [34].

В дослідженні Z. Zhang, X. Chen та Z. Tian розроблено гібридний підхід до нейронних мереж, комбінуючи шари обробки сигналів з архітектурою глибоких нейронних мереж, що забезпечив покращену точність в задачах автоматичного розпізнавання цілей радаром [35]. Також автори пропонують спосіб зондування широкосмугового спектру методами машинного вивчення [36]

J. Matuszewski пропонує використання тришарової нейронної мережі для розпізнавання сигналів радарів. Цей підхід демонструє покращення ефективності порівняно з традиційним методом ідентифікації сигналів радара на основі числового розпізнавання зразків [37], [38].

J. Wu, L. Teng та Q. Guo пропонують метод сортування сигналів радару на основі нейронної мережі з ВРВ, що аналізує амплітудні характеристики сигналу. Такий підхід було запропоновано через труднощі сортування перекриваючих сигналів зі схожими характеристиками в просторі, часі та частоті. Використовуючи ВРВ для вивчення закономірностей амплітудної послідовності, автори змогли підвищити ефективність прогнозування та сортування сигналів порівняно з іншими методами [39].

A. Al-Malahi, O. Almaqtari, W. Ayedh та B. Tang розробили запропонували нову архітектуру нейронних мереж - залишково-рекурентну мережу, як відповідь на проблеми класифікації сигналів радару, які виникають у сильно навантажених електромагнітних умовах. Традиційні системи, засновані на інтервалі повторення імпульсу, показують зниження продуктивності у таких умовах [40], [41].

V. Leung, J.-J. Huang та P. L. Dragotti дослідили підходи до відновлення сигналів зі скінченною швидкістю інновації за допомогою глибоких нейронних мереж [42], [43].

X. Du, X. Shen та K. Liao розробили метод обробки сигналів вторинного наглядного радару на основі двоканальної глибокої залишкової нейронної мережі (2CD-NET). Відзначено, що 2CD-NET володіє високою здатністю до подавлення шуму [44]. Також автори пропонують використання залишкової розподіленої мережі [45]. H. Wan, X. Tian та J. Liang пропонують архітектуру з подвійною довгою короткочасною пам'яттю для покращення роботи сонарів [46].

Автори S.-J. Hong, Y.-G. Yi, J. Jo та B.-S. Seo запропонували метод для класифікації сигналів радарів, щоб підбирати оптимальні засоби глушіння цих сигналів. Особливість методу полягає в тому, що використання нейромереж дає змогу класифікувати сигнали радарів, які виявляються вперше, що дає перевагу над використанням бібліотеки з



сигналами різних радарів [47]. Також автори пропонують класифікувати сигнали радарів нейронними мережами з довгою короткочасною пам'яттю [48] та згортковими мережами [49].

D. Baroud, A. Hasan та T. Shongwe дослідили нейронні мережі для виявлення шуму в OFDM/PLC (Orthogonal Frequency Division Multiplexing/Power Line Communication) каналах. Вивчались чотири типи мереж: RBF (Radial Basis Function), supervised Kohonen, CPNN та X-Y fused. RBF мережа показала найкращу продуктивність серед представлених методів [50].

Y. Dong, C. Wu, H. Zhu та інші запропонували метод виявлення слабких сигналів на основі просторового спектра і LSTM (Long Short-Term Memory) нейронної мережі. Цей метод розроблений для подолання проблем низької ефективності традиційних методів виявлення при низькому ВСШ. Використовуючи LSTM для вивчення особливостей, метод показав кращу продуктивність порівняно з іншими методами виявлення сигналів [51].

C. Tian, M. Hong, D. Li та D. Yuan запропонували використовувати глибокі рекурентні нейронні мережі для мінімізації ВСШ в сигналах георадара. Через те, що сигнали таких радарів є нелінійними та негладкими, їх виявлення часто ускладнюється. Експерименти показали, що такий підхід значно покращує ВСШ, зберігаючи при цьому оригінальну форму сигналу радара [52].

S. Chen та Y. C. Eldar пропонують новий підхід до знешумлення сигналів на графах за допомогою нейронних мереж. Їх графові мережі розгортки розширюють ідею розгортання алгоритму на графовий домен, інтерпретуючи дизайн архітектури з точки зору обробки сигналів. Експерименти показали, що запропонований метод забезпечує менші імовірності помилки порівняно з традиційними методами і сучасними нейронними мережами на графах [53]. Автори також розглядають

спеціальні випадки цих мереж – графова розгортка з розсіяним кодуванням (graph unrolling sparse coding, GUSC) і графова розгортка з фільтрацією тенденцій (graph unrolling trend filtering, GUTF) [54].

N. Vlahović та G. Kvašček досліджують використання автоасоціативних нейронних мереж для зниження рівня шуму в сигналах сенсорів. Щоб підвищити ефективність дешевих сенсорів, автори використовують дорогий і точний сенсор для тренування мережі, а потім використовувати цю мережу для обробки сигналів від менш точного сенсора. Таким чином, після створення мережі можна використовувати менш точний сенсор і зменшувати шум за допомогою нейронної мережі [55].

V. Mihal, B. Seifert та M. Püschel досліджують проблеми перенесення методів обробки графових сигналів (GSP) з ненаправлених на направлені графи. Основна проблема полягає у відсутності очевидного вибору ряду Фур'є для таких графів. Експерименти показують важливість напрямленості в графах, значущість оператора зсуву, пов'язаного з обраним рядом Фур'є, та який ряд Фур'є може бути найкращим для практичних застосувань на направлених графах. Найкращий варіант також пропонує перспективний метод для зниження шуму в сигналах на направлених графах [56].

M. Ren, B. Cheng та P. Gao пропонують метод ідентифікації активних заводових сигналів для систем протидії глушенню за допомогою часткового перетворення Фур'є та залишкової нейронної мережі (RESNET). Цей підхід забезпечує високу точність розпізнавання, досягаючи понад 90% в результатах моделювання [57].

Q. Wu, Z. Sun та X. Zhou пропонують метод сліпого виявлення завод з низькою складністю, який базується на роботі з часово-частотними перекритими заводовими сигналами. Використовуючи мережу AutoEncoder, що складається з декількох рівнів рекурентної нейронної

мережі (RNN), вони відтворюють переданий сигнал та відокремлюють завадовий сигнал [58], [59].

F. Dovic, R. Imam, W. Qin, та інші розглядають використання GNSS сигналів не лише для позиціонування, а й для аналізу оточуючого середовища. Автори пропонують методику, яка за допомогою алгоритмів машинного навчання обробляє геонавігаційні дані для визначення особливостей розповсюдження сигналу в міських та складних умовах, включаючи багаторазове підсилення та завади [60].

L. Ma, B. Lian, Y. Liu, H. Li, Q. Wang та J. Zhang розробили алгоритм швидкого виявлення сигналів БПЛА за допомогою згорткових нейронних мереж. Традиційні методи виявлення БПЛА, такі як часово-частотний аналіз, стають менш ефективними через мініатюризацію БПЛА. Автори використовують цей аналіз для попередньої обробки даних і навчання моделі на основі VGG та резидуальних мереж [61].

J. Zhang, Y. Huang, H. Yang та інші дослідили ефективне впровадження згорткової нейронної мережі на ПКВМ для обробки радарних сигналів. Впровадження описаної структури моделі на ПКВМ оптимізоване для досягнення кращого співвідношення продуктивності та енергоефективності [62]. Також автори пропонують метод боротьби з завадами при прийманні сигналів GPS за допомогою глибокого вивчення [63].

V. Bharadwaja, R. Ananmy, S. Nikhil та пропонують новий підхід для демодуляції цифрових модулюючих сигналів за допомогою ШНМ, який можливо використовувати на комп'ютері Raspberry Pi, що дозволяє використовувати систему в реальному часі з можливістю переналаштування [64].

P. Jueschke та G. Fischer розглядають застосування машинного навчання на базі нейронних мереж у цифровій обробці сигналів для радіочастотних передавачів-приймачів. Автори пропонують використання

нейронних мереж для обробки сигналів, компенсації дефектів, контролю та оптимізації в системах радіокомунікацій як новий підхід до викликів майбутніх систем [65].

Y. Zhou та M. Tong розробили метод розпізнавання сигналів, що використовує нейронну мережу із розрідженим фільтруванням. Розпізнавання керується повноз'єднаною нейронною мережею. Експериментальні дані підтверджують високу ефективність та надійність запропонованого методу [66].

Загалом, методи машинного навчання для оброблення сигналів окрім оброблення інформаційних сигналів чи радарних зондуючих імпульсів, дають змогу виконувати масу інших прикладних задач, зокрема оброблення біомедичних сигналів [67], [68], [69], [70], [71] чи класифікації аудіосигналів [72], [73], [74], [75], [76], [77].

Окремо можна оглянути роботи, присвячені використанню засобів програмно-визначеного радіо (ПВР) для виконання різноманітних прикладних задач. Ці дослідження становлять певний інтерес в контексті цієї роботи, оскільки реалізацію нейромережових способів оброблення сигналів найлегше здійснити саме засобами програмно-визначеного радіо.

C. P. Mallikarjuna Gowda, P. Prajwal, K. V. Bellad та інші запропонували ефективну реалізацію ФМ-приймача-передавача на основі мікрокомп'ютера Raspberry Pi [78]. L. Grundhofer, F. G. Rizzi, N. Hehenkamp, та S. Gewies пропонують використання популярних систем ПВР як заміну тривіальних систем навігації у випадку виходу з ладу останніх [79]. M. Harvanek, V. Derbek, J. Kral та інші пропонують систему ПВР для емуляції завод при тестуванні пристроїв, що використовують RFID [80]. R. Yagoub, M. Benaissa, та B. Benadda пропонують веб-браузерне рішення спектрального аналізатора на базі ПВР [81]. K. Hussein, A. S. I. Amar, A. Zekry та інші пропонують ПВР для побудови радарів [82]. D. Paik, S. Maheswari, M. Bhaskar, та M. R. Raghavendra пропонують

використання ПВР у поєднанні з MATLAB для широкосмугових телеметричних сигналів з супутників [83]. A. Sankar, S. Darshan, K. M. Devika пропонують модулятор КАМ зі зсувом на основі ПВР для аерокосмічних застосувань [84]. F. Radu, A. Timofte, A. Balan, та F. Sandu досліджують потенціал ПВР для застосувань, що працюють згідно стандартів LTE [85]. N. Maletic; M. Ehrig; D. Svetkovsk досліджують роботу ПВР в міліметровому діапазоні хвиль [86].

Загалом можна виділити 4 основні напрямки застосування нейронних мереж при обробці сигналів:

1. Обробка сигналів радарів. Використання нейромереж у сфері обробки радарних сигналів відкриває нові можливості для ідентифікації, класифікації та детектування об'єктів. Публікації в цьому напрямку демонструють ефективність глибокого навчання в роботі зі складними радарними даними, особливо при великому обсязі інформації або в умовах великого рівня завад.
2. Виявлення та видалення шумів. Шум є постійним викликом у обробці сигналів, і нейромережі стають ключовим інструментом для його адаптивного виявлення та видалення. Дослідження в цій області акцентують увагу на методах глибокого навчання, які допомагають оптимізувати процес видалення шуму та зберегти корисну інформацію в сигналах.
3. Класифікація сигналів. Класифікація сигналів є однією з ключових задач, де нейромережі показують вражаючу продуктивність. Завдяки здатності до визначення абстрактних особливостей та адаптації, нейромережі ефективно розрізняють різноманітні сигнали, навіть у випадках, коли традиційні методи можуть бути неефективними.
4. Конкретні апаратні реалізації. Адаптація нейромережевих моделей для специфічного обладнання стає все більш актуальною темою. Дослідники зосереджують увагу на оптимізації алгоритмів та їх

ефективній реалізації на конкретній апаратній базі, такій як STM32, що дає змогу досягти високої продуктивності при обмеженому споживанні енергії.

### **1.5. Висновки до першого розділу**

Аналіз сучасних тенденцій, стандартів та способів оброблення радіосигналів продемонстрував великий потенціал використання ШНМ в задачах оброблення радіосигналів. Аналіз стандартів радіокомунікацій, включаючи LTE, 4G та Wi-Fi, відповідних видів цифрової модуляції, будови приймальних та передавальних пристроїв надає цінний контекст для розуміння викликів та можливостей, що виникають при вирішенні задачі нейромережевого оброблення радіосигналів.

Детальний огляд основних концепцій нейронних мереж - архітектури, функцій активацій та навчання, - демонструє технічну основу, необхідну для розроблення та оптимізації систем оброблення радіосигналів із використанням ШНМ.

Огляд наукових публікацій підтвердив актуальність теми та показав активний інтерес наукової спільноти в обробленні радіосигналів із використанням ШНМ. Це також вказує на потенціал подальших досліджень та розробок, особливо враховуючи темпи розвитку технологій в галузі ШНМ та штучного інтелекту.

## РОЗДІЛ 2

### МОДЕЛЮВАННЯ ПРИЙМАЛЬНО-ПЕРЕДАВАЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ З АМПЛІТУДНОЮ МОДУЛЯЦІЄЮ БАГАТЬОХ СКЛАДОВИХ

#### 2.1. Математична модель передавача

АФМн та КАМ є фундаментальними техніками модуляції в сучасних системах радіокомунікацій. Частково широке застосування таких видів модуляції можна обґрунтувати можливістю передавати інформацію з високою ефективністю та швидкістю завдяки їх багатопозиційності.

АМБС, як підвид АФМн, також характеризується багатопозиційністю - тобто використанням декількох рівнів амплітуди та фази (або синфазної та квадратурної складових) для представлення даних. Такий підхід значно збільшує кількість інформації, яку можливо передати за один інформаційний такт.

Отже, загальне математичне представлення процесу формування сигналу АМБС являтиме собою співвідношення взаємозв'язку між вхідними бітовими даними та вихідними даними у вигляді амплітуд та фаз радіосигналу та конкретно у випадку 8-АМБС відповідатиме наступному співвідношенню:

$$f(b) = \begin{cases} A_0, \phi_0 & \text{для } b = [0, 0, 0] \\ A_1, \phi_1 & \text{для } b = [0, 0, 1] \\ A_2, \phi_2 & \text{для } b = [0, 1, 0] \\ A_3, \phi_3 & \text{для } b = [0, 1, 1] \\ A_4, \phi_4 & \text{для } b = [1, 0, 0] \\ A_5, \phi_5 & \text{для } b = [1, 0, 1] \\ A_6, \phi_6 & \text{для } b = [1, 1, 0] \\ A_7, \phi_7 & \text{для } b = [1, 1, 1] \end{cases} \quad (2.1)$$

де  $b$  - масив вхідних бітів.

Відповідно до припущення щодо характеру співвідношення між вхідними та вихідними даними, можна визначити що першим компонентом кінцевої схеми буде таблиця пошуку.

Таблиця пошуку реалізує логіку визначення вихідного стану сигналу в залежності від комбінації бітів, що передаються в конкретному часовому проміжку (інформаційному такті). В контексті цифрової логіки, таблиця пошуку може бути реалізована через певний набір логічних вентилів чи тригерів, що динамічно активують потрібні виходи.

Отже, кожен вихід таблиці пошуку буде вести до окремої гілки формування сигналу з унікальною комбінацією амплітуди та фази. Це дає змогу ефективно перетворювати вхідну бітову послідовність в сигнал АМБС.

Для того, щоб окремо змодельовати таблицю пошуку, потрібно зробити певне припущення щодо операцій, які здійснюються цим блоком.

Беручи до уваги характер даних, а саме вхідні дані у формі бітової послідовності, а вихідні у вигляді деяких варіацій амплітуд та фаз, можна зробити припущення, що першим кроком перетворення даних буде конвертування їх з послідовного в паралельний формат - таку операцію здійснюють за допомогою регістрів SIPO (рис 2.18).

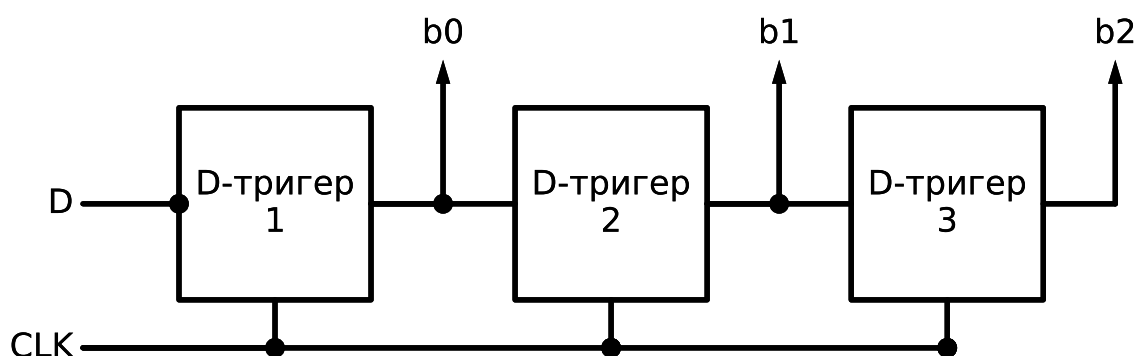


Рис. 2.1. Регістр SIPO



Якщо розглядати вхідні дані як матрицю - то така операція відповідатиме її транспонуванню:

$$b^T = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

Також для наочності можна зобразити часові діаграми імпульсів CLK та бітових комбінацій, що надходять до регістра SIPO (рис. 2.19).

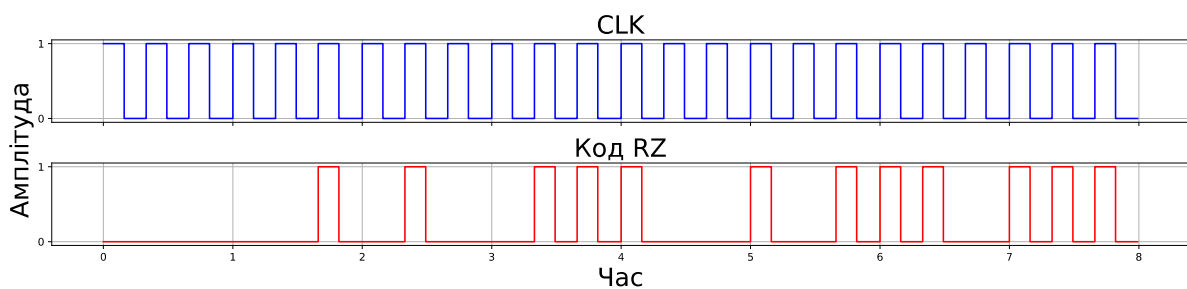


Рис. 2.2. Часові діаграми CLK та бітових комбінацій від 0 до 7

Основною частиною таблиці пошуку є, власне, логічний блок вибору виходу, який потрібно активувати. Для перетворення бітових комбінацій на вхідних шинах у вибір одного конкретного виходу з кількох можливих використовують дешифратори.

В конкретному випадку з трьох вхідних бітів формується один з восьми можливих сигналів. Такий дешифратор може бути реалізований із використанням певної комбінації логічних вентилів, таких як І, АБО чи НЕ. Отже, кожній комбінації вхідних бітів має відповідати один унікальний вихід, що потрібно активувати, згідно з такою логікою можна скласти таблицю істинності дешифратора (табл. 3).

Таблиця 1. Таблиця істинності дешифратора таблиці пошуку

$b_2$	$b_1$	$b_0$	$A_0,$ $\varphi_0$	$A_1,$ $\varphi_1$	$A_2,$ $\varphi_2$	$A_3,$ $\varphi_3$	$A_4,$ $\varphi_4$	$A_5,$ $\varphi_5$	$A_6,$ $\varphi_6$	$A_7,$ $\varphi_7$
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1

На основі табл. 3 можна сформулювати логічний блок дешифратора (рис. 2.19). Дешифратор отримує три біти вхідних даних  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$ , які разом формують 3-бітовий код, що визначає вихідну амплітуду  $A$  та фазу  $\phi$  сигналу. Входи дешифратора представлені у вигляді транспонованої матриці вхідних бітів для восьми можливих станів.

Кожен з восьми логічних вентилів  $I$  активується відповідно до унікальної комбінації вхідних бітів. Наприклад, для активації виходу, що відповідає  $A_0$  та  $\varphi_0$ , усі вхідні біти ( $b_0$ ,  $b_1$ , і  $b_2$ ) повинні бути дорівнювати нулю.

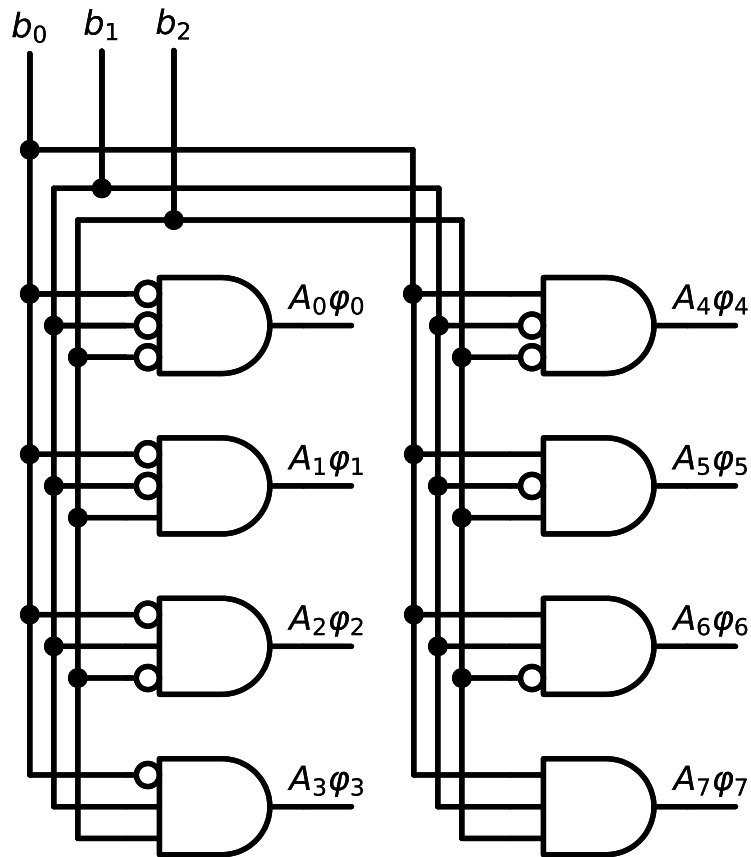


Рис. 2.3. Дешифратор таблиці пошуку

Отже, принцип роботи таблиці пошуку можна описати наступним співвідношенням:

$$f(b^T) = \begin{cases} A_0, \phi_0 & \text{для } b_0=0 \wedge b_1=0 \wedge b_2=0 \\ A_1, \phi_1 & \text{для } b_0=0 \wedge b_1=0 \wedge b_2=1 \\ A_2, \phi_2 & \text{для } b_0=0 \wedge b_1=1 \wedge b_2=0 \\ A_3, \phi_3 & \text{для } b_0=0 \wedge b_1=1 \wedge b_2=1 \\ A_4, \phi_4 & \text{для } b_0=1 \wedge b_1=0 \wedge b_2=0 \\ A_5, \phi_5 & \text{для } b_0=1 \wedge b_1=0 \wedge b_2=1 \\ A_6, \phi_6 & \text{для } b_0=1 \wedge b_1=1 \wedge b_2=0 \\ A_7, \phi_7 & \text{для } b_0=1 \wedge b_1=1 \wedge b_2=1 \end{cases} \quad (2.3)$$

Таблиця пошуку відіграє роль перехідної ланки між вхідними бітовими даними та вихідними ланками модуляції сигналу. Після визначення логіки роботи таблиці пошуку можна перейти до моделювання основної частини модулятора 8-АМБС - ланок формування сигналу.

Перш ніж формувати ланки модуляції, необхідно змоделювати роботу опорного генератора. Опорний генератор виробляє неперервний синусоїдальний сигнал, що слугує основою для формування модульованих сигналів у системі.

В найбільш елементарному випадку сигнал на виході опорного генератора матиме наступний вигляд:

$$c(t) = \sin(\omega t), \quad (2.4)$$

де  $\omega$  - частота носійної складової.

В реалістичному ж випадку будь-якому елементу радіоапаратури властива певна нестабільність параметрів. У випадку опорного генератора можливо спостерігати певну нестабільність амплітуди чи частоти:

$$c(t) = \Delta A_c(t) \sin(\omega_0 t + \Delta \omega_c(t) + \Delta \phi_c(t)), \quad (2.5)$$

де  $\Delta A_c(t)$  – функція відхилення амплітуди опорного генератора,  $\Delta \omega_c(t)$  – функція відхилення частоти опорного генератора,  $\Delta \phi_c(t)$  – функція фазового відхилення опорного генератора.

Для того щоб детально описати спосіб кодування бітів інформації в параметри амплітуди та фази, необхідно сформувавши таблицю модуляції (табл. 4).

Надалі потрібно змоделювати роботу окремої ланки модулятора. Суть роботи кожної ланки полягатиме в зміні параметрів носійного сигналу таким чином, щоб вони відповідали певним символам 8-АМБС:

$$s_n(t) = A_n c(t + \phi_n) \quad (2.6)$$

де  $s$  – номер символу,  $A_s$ ,  $\phi_s$  – амплітуда та фаза символу  $n$ , а  $t \in \{0, T_n\}$  ( $T_n$  – період символу).

Таблиця 2. Таблиця модуляції 8-АМБС

<b>n</b>	<b>A</b>	<b>φ</b>	<b>Біти</b>	<b>n</b>	<b>A</b>	<b>φ</b>	<b>Біти</b>
<b>0</b>	1/3	0	000	<b>4</b>	1/3	π	100
<b>1</b>	1	2π/9	001	<b>5</b>	1	11π/9	101
<b>2</b>	2/3	π/2	010	<b>6</b>	2/3	3π/2	110
<b>3</b>	1	7π/9	011	<b>7</b>	1	16π/9	111

Як і у випадку опорного генератора, при проходженні через ланки модулятора, сигнал піддається дії різноманітних завад. Дії завад в ланках модуляції можна виразити аналогічно дії завад в опорному генераторі:

$$s_n(t) = \Delta A_n(t) A_n c(\Delta \omega_n(t) \cdot t + \phi_n + \Delta \phi_n(t)) \quad (2.7)$$

де  $\Delta A_n(t)$  – функція відхилення амплітуди ланки модулятора  $n$ ,  $\Delta \omega_n(t)$  – функція відхилення частоти ланки модулятора  $n$ ,  $\Delta \phi_n(t)$  – функція відхилення фази ланки модулятора  $n$ ,  $t \in \{0, T_n\}$ .

Беручи до уваги різкий характер зміни фаз та амплітуд між символами, виникає потреба змодельовати перехідні процеси. Доволі поширеним варіантом завади внаслідок дії перехідних процесів при зміні символів є міжсимвольне перекриття - явище впливу попереднього символу на наступний.

Можливо спрощено представити вплив попереднього символу на наступний, додавши його до того, що передається в конкретний момент, та застосувавши певну функцію затухання:

$$s_{MCPn}(t) = s_n(t) + s_{n-1}(t) \beta(t) \quad (2.8)$$

де  $\beta(t)$  – функція затухання міжсимвольного перекриття.

В результаті отримано повний процес формування сигналу АМБС, що включає перетворення вхідного бітового потоку з послідовного в паралельний формат, дешифрування вхідних бітів та вибір ланки

модулятора, яку потрібно задіяти, генерування носійної складової сигналу, зміну параметрів носійної згідно з таблицею модуляції (рис. 2.20).

Також промодельований процес формування сигналу включає в себе додавання різних завад, зокрема таких, які є найбільш поширеними в системах з АФМн, - нестабільністю опорного генератора та міжсимвольним перекриттям.

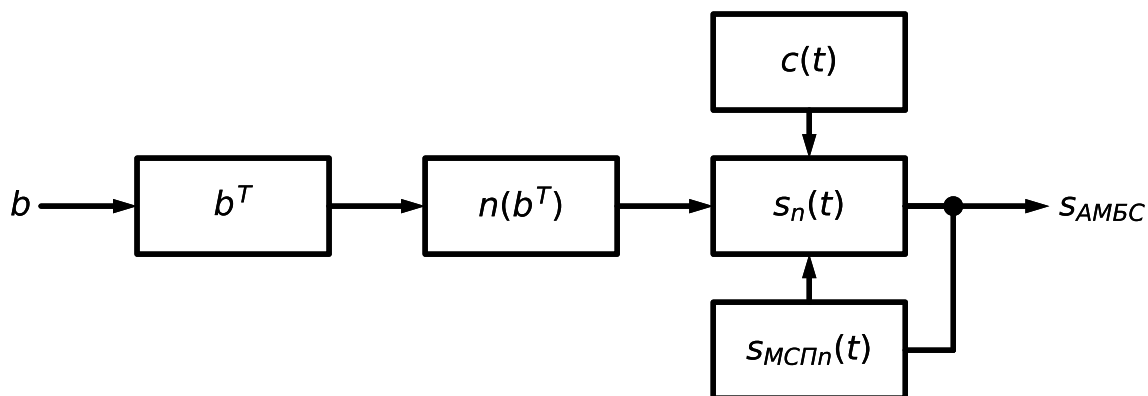


Рис. 2.4. Схема передавача АМБС

На основі визначеної схеми можна реалізувати програму моделювання передавача 8-АМБС. В ході моделювання буде доцільним візуалізувати співвідношення вхідного бітового коду та вихідного 8-АМБС сигналу (рис. 2.22).

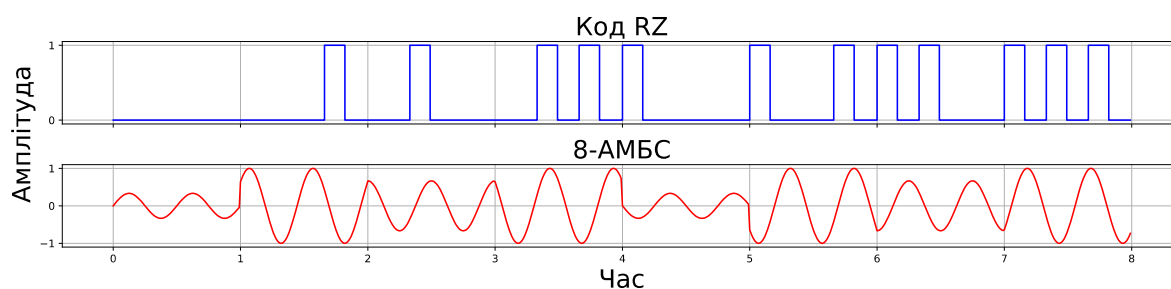


Рис. 2.5. Код RZ та 8-АМБС сигнал

Для того аби завершити моделювання передавальної частини 8-АМБС, потрібно визначити канал передавання.

Канал передавання є у багатьох випадках джерелом найбільшої кількості завад - доданих із зовнішнього середовища шумів різних видів, затухань та затримок, а також зміщення частоти сигналу внаслідок дії ефекту Доплера.

$$s_{np} = \Delta A_{\kappa}(t) s(\Delta \omega_{\kappa}(t) \cdot t + \Delta \phi_{\kappa}(t)) \quad (2.9)$$

де  $\Delta A_{\kappa}(t)$  – функція амплітудного шуму каналу передавання,  $\Delta \omega_{\kappa}(t)$  – функція частотного шуму каналу передавання,  $\Delta \phi_{\kappa}(t)$  – функція фазового шуму каналу передавання.

Для наочної візуалізації впливу шумів на сигнал буде доцільним зображення сигнальних сузір'їв «еталонного» сигналу 8-АМБС та сигналу 8-АМБС під дією завад (рис. 2.23).

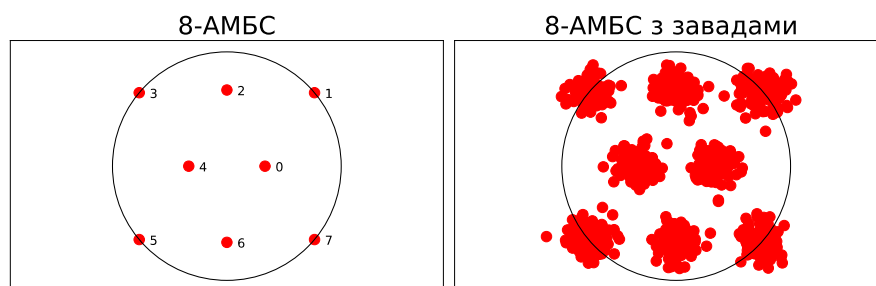


Рис. 2.6. Сигнальні сузір'я ідеального 8-АМБС сигналу та 8-АМБС сигналу під дією завад

В результаті сформовано модель передавача 8-АМБС та каналу передавання. Вихідні дані програми моделювання передавача та каналу передавання можна використати як вхідні дані програми, що моделює приймач.

## 2.2. Математична модель приймача

Для моделювання процесу приймання сигналу АМБС потрібно описати процеси зворотні процесам, що відбувались в передавачі, а також здійснити знешумлення сигналу і відновлення носійної складової, щоб впевнитись в коректності синхронізації приймача з передавачем.

Загалом принцип роботи приймача 8-АМБС можна виразити наступним співвідношенням:

$$f(A, \phi) = \begin{cases} b = [0, 0, 0] & \text{для } A_0, \phi_0 \\ b = [0, 0, 1] & \text{для } A_1, \phi_1 \\ b = [0, 1, 0] & \text{для } A_2, \phi_2 \\ b = [0, 1, 1] & \text{для } A_3, \phi_3 \\ b = [1, 0, 0] & \text{для } A_4, \phi_4 \\ b = [1, 0, 1] & \text{для } A_5, \phi_5 \\ b = [1, 1, 0] & \text{для } A_6, \phi_6 \\ b = [1, 1, 1] & \text{для } A_7, \phi_7 \end{cases} \quad (2.10)$$

Для початку необхідно відновити носійну складову прийнятого сигналу. Відновлення опорного сигналу модулятора в приймальній частині є критичним для здійснення когерентної демодуляції.

Для відновлення носійної використано фазову петлю. Прийнятий сигнал поступає на вхід фазової петлі, де фазовий детектор порівнює його фазу з фазою сигналу, згенерованого локальним генератором. Таке порівняння створює помилку фази, яка слугує зворотнім зв'язком для корекції фази сигналу локального генератора.

$$s_o(t) = \cos(\omega_u + K_o \cdot \int f_{\phi d}(s_k(t) + s_o(t)) + \theta_0), \quad (2.11)$$

де  $\omega_u$  - центральна частота локального генератора,  $K_o$  - стала пропорційності локального генератора,  $f_{\phi d}$  - функція фазового детектора,  $s_o(t)$  - сигнал локального генератора,  $\theta_0$  - початкова фаза локального генератора.

Після відновлення носійної складової можна виконувати демодуляцію сигналу - визначення амплітуди та фази прийнятого сигналу. Зазвичай таку операцію здійснюють шляхом перемноження вхідного сигналу з опорним.



Оскільки в контексті АМБС важливою є не тільки миттєва амплітуда, а й фаза прийнятого сигналу, буде доцільно розглядати виділення синфазної та квадратурної складових вхідного сигналу.

Синфазна складова виділяється наступним чином:

$$s_I(t) = s_k(t) \cos(\omega_o t), \quad (2.12)$$

де  $\omega_o$  - частота опорного генератора.

Виділення квадратурної складової можна описати наступним чином:

$$s_Q(t) = s_k(t) \sin(\omega_o t), \quad (2.13)$$

Далі доцільно провести фільтрацію отриманих складових задля видалення зайвих високочастотних компонент:

$$\begin{aligned} s_{I \text{ ФНЧ}}(t) &= f_{\text{ФНЧ}}(s_I(t)) \\ s_{Q \text{ ФНЧ}}(t) &= f_{\text{ФНЧ}}(s_Q(t)) \end{aligned} \quad (2.14)$$

де  $f_{\text{ФНЧ}}$  - функція фільтра низьких частот.

Після фільтрації з отриманих компонент можна отримати їх амплітуду та фазу:

$$\begin{aligned} A_n(t) &= \sqrt{S_{I \text{ ФНЧ}}^2(t) + S_{Q \text{ ФНЧ}}^2(t)} \\ \phi_n(t) &= \arctan^2(S_{I \text{ ФНЧ}}(t) + S_{Q \text{ ФНЧ}}(t)) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Значення  $A_n$  та  $\phi_n$  потім можуть бути використані для визначення початкових бітових комбінацій за допомогою таблиці вибору або сузір'євої діаграми, створеної під час проектування системи зв'язку. Використання точно відновленого опорного сигналу дає змогу приймачу ефективно демодулювати сигнал та відновлювати передані дані з мінімальними помилками.

Визначені амплітуда і фаза кожного прийнятого символу порівнюються зі значеннями, зазначеними у таблиці модуляції. Цей процес включає квантування, де неперервні значення амплітуди та фази "округляються" до найближчих значень, визначених у таблиці.

Квантовані значення амплітуди та фази використовуються для індексації у таблиці вибору, яка містить відповідність між амплітудно-фазовими комбінаціями і бітовими послідовностями

Кожному набору значень амплітуди та фази в таблиці вибору відповідає унікальна бітова комбінація. Таким чином, кожну пару значень  $(A_n, \phi_n)$  конвертують назад у відповідний бітовий патерн.

### 2.3. Імітаційна модель передавача

Для отримання більш інтуїтивного представлення передавача АМБС та процесів, що відбуваються під час передавання сигналів з АМБС, буде доцільним сформуванню імітаційну модель. Імітаційне моделювання дасть змогу візуально представити процеси та системи, та розглянути динаміку системи і її поведінку в різних умовах.

Для формування імітаційної моделі обрано платформу GNU Radio, яка дає змогу розробляти і досліджувати радіокомунікаційні системи.

Беручи до уваги, що в раніше описаній математичній моделі координати символів сигналів АМБС представлені значеннями амплітуди та фази, буде доцільним переведення цих координат в комплексну форму. Це дасть змогу формувати сигнали АМБС в середовищі GNU Radio.

Синфазну складову символу АМБС можна визначити наступним співвідношенням:

$$I_i = X_i \cos(Y_j). \quad (2.16)$$

Квадратурну складову символу АМБС, у свою чергу, можна визначити таким співвідношенням:

$$Q_i = X_i \sin(Y_j). \quad (2.17)$$

Отримані значення (табл. 3) дають змогу сформувати комплексний вектор координат сигнального сузір'я.

Таблиця 3. Комплексна таблиця модуляції 8-АМБС

№	Re	Im	Біти	№	Re	Im	Біти
0	6.54	-0.75j	000	4	-6.54	-0j	100
1	-6.54	0.75j	001	5	6.54	0j	101
2	-6.54	-0.75j	010	6	4.19	-0.37j	110
3	6.54	0.75j	011	7	-3.9	0.37j	111

Комплексні координати символів АМБС разом з індексами символів для формування символної мапи є достатнім набором даних для формування об'єкта сузір'я в середовищі GNU Radio (рис 2.7). Об'єкт сузір'я використовується для представлення можливих станів сигналу на комплексній площині. Об'єкт сузір'я окрім символної мапи та координат точок також характеризується параметрами розмірності, симетрії обертання та типу нормалізації.

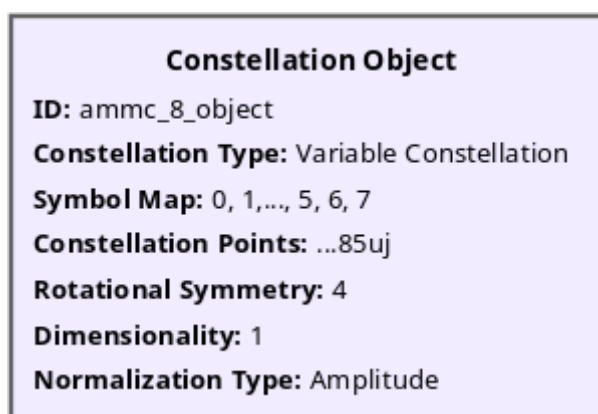
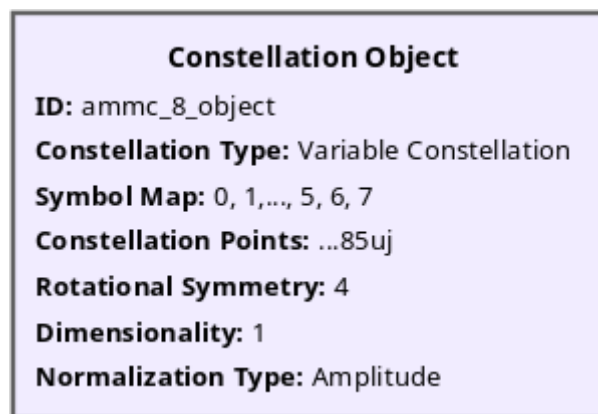


Рис. 2.7. Об'єкт сигнального сузір'я АМБС

Розмірність вказує на кількість вимірів, що використовуються для представлення кожного символу сузір'я. У більшості випадків використовується 2D сузір'я, де символи представлені за допомогою їхніх синфазних (I) та квадратурних (Q) компонент.

Симетрія обертання описує симетрію сузір'я відносно центру координат. Цей параметр визначає скільки існує можливих поворотів сузір'я навколо початку координат, в яких сузір'я виглядатиме ідентично початковому. У випадку КФМн встановлюється значення симетрії Комплексні координати символів АМБС разом з індексами символів для формування символної мапи є достатнім набором даних для формування об'єкта сузір'я в середовищі GNU Radio (рис 2.8). Об'єкт сузір'я використовується для представлення можливих станів сигналу на комплексній площині. Об'єкт сузір'я окрім символної мапи та координат точок також характеризується параметрами розмірності, симетрії обертання та типу нормалізації.



*Рис. 2.8. Об'єкт сигнального сузір'я АМБС*

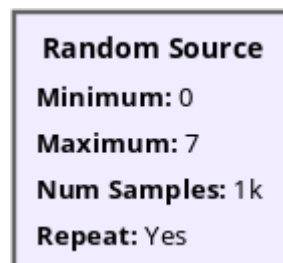
Розмірність вказує на кількість вимірів, що використовуються для представлення кожного символу сузір'я. У більшості випадків використовується 2D сузір'я, де символи представлені за допомогою їхніх синфазних (I) та квадратурних (Q) компонент. Однак, деякі складніші схеми можуть використовувати більше вимірів для досягнення вищої пропускної спроможності. Хоча простір

Симетрія обертання описує симетрію сузір'я відносно центру координат. Цей параметр визначає скільки існує можливих поворотів сузір'я навколо початку координат, в яких сузір'я виглядатиме ідентично початковому. У випадку КФМн встановлюється значення симетрії

обертання 4, у випадку АМБС значення симетрії вставляються залежно від конкретного підвиду - для 8-АМБС також буде прийнятним 4.

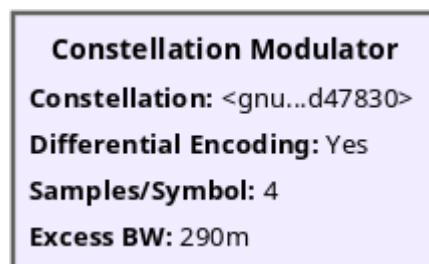
Тип нормалізації визначає параметр, за яким виконується нормалізація амплітуд символів сузір'я (амплітуда, потужність, або відсутність нормалізації).

Для генерації тестових сигналів чи імітації передавального процесу буде доцільно використати джерело випадкових даних (рис. 2.9). В конкретному випадку джерело випадкових даних продукує потік випадкових байтових значень у заданих межах (від 0 до 7), які відповідають символам 8-АМБС.



*Рис. 2.9. Джерело випадкових даних*

Ключовим елементом імітаційної моделі є сузір'євий модулятор (рис. 2.10). Цей блок виконує функцію перетворення послідовності вхідних цифрових даних у модульований сигнал за допомогою певного апріорі визначеного об'єкту сузір'я модуляції.



*Рис. 2.10. Сузір'євий модулятор*

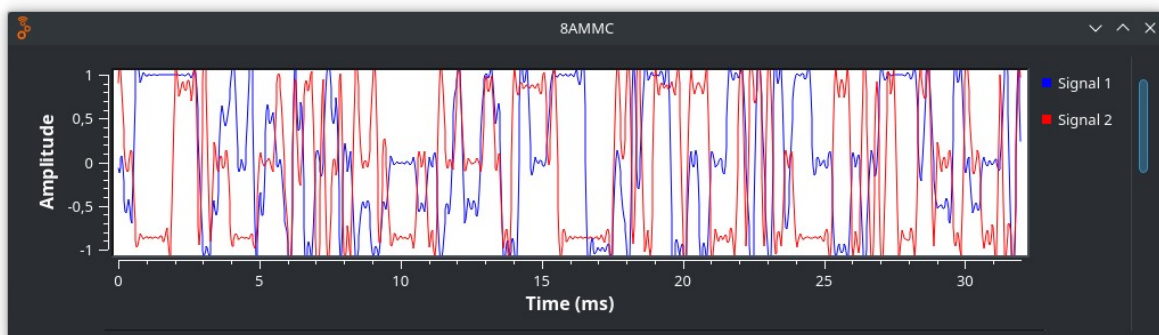
Окрім об'єкту модуляції в сузір'євому модуляторі також визначається фактор згладжування - міру того, наскільки реальна смуга пропускання має бути ширша за найвужчу теоретично можливу. Збільшення значення фактору згладжування дасть змогу отримати кращу

стійкість сигналу до перешкод та затухання, але зменшить енергетичну ефективність, внаслідок більших потреб в необхідній для передачі енергії.

Також важливим параметром є кількість вибірок на символ - кількість точок дискретизації на тривалість одного символу. Правильне встановлення цього параметру дає змогу досягати оптимального співвідношення між вимогами до обчислювальних ресурсів та пропускнуною спроможністю каналу.

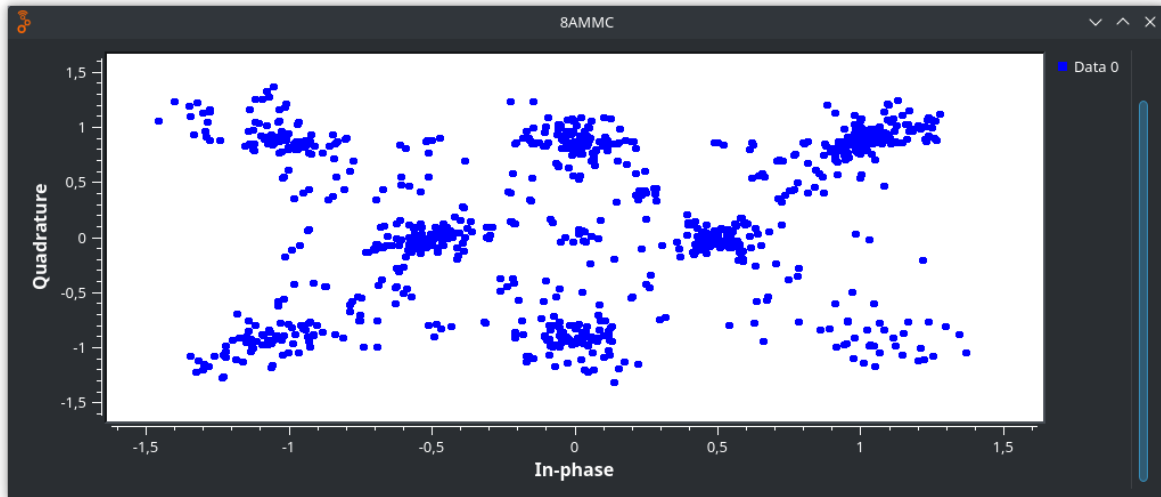
Також можливе використання диференційного кодування - методу кодування, при якому інформація передається через різницю між послідовними символами, а не через їхні абсолютні значення. Такий метод кодування корисний при частих змінах чи збуреннях фази сигналу.

Для того, щоб пересвідчитись в правильній роботі модулятора, варто візуалізувати вихідний сигнал, який у випадку GNU Radio буде представлений у комплексній формі (рис. 2.11).



*Рис. 2.11. Комплексні частини сигналу 8-АМБС*

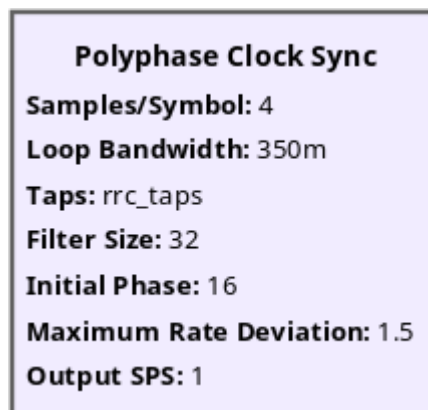
Для остаточного пересвідчення в правильності роботи модулятора варто також візуалізувати сигнальне сузір'я (рис. 2.12). Блок візуалізації сузір'їв в GNU Radio формує сузір'я на основі сигналів, що передаються, а не на основі об'єкту сузір'я. Відповідно, по візуалізованому сузір'ю можна судити про загальну якість сформованого сигналу.



*Рис. 2.12. Сигнальне сузір'я сигналу 8-АМБС*

З рис 2.16 видно, що точки сузір'я є доволі розмитими, що може негативно вплинути на подальший процес приймання. Для усунення такого дефекту можна збільшити надлишкову ширину смуги або змінити мапу символів.

У випадку конкретної для покращення якості сигналу використано дещо нестандартний підхід із використанням блоку багатофазної синхронізації (рис. 2.13).



*Рис. 2.13. Блок багатофазної синхронізації*

Хоча блок багатофазної синхронізації рекомендується використовувати саме в моделях приймальних пристроїв, в конкретному випадку є деяка логіка використання цього блоку в передавальній частині.

Очікуваний результат використання багатофазної синхронізації полягає в компенсації відомих заздалегідь (рис 2.16) спотворень сигналу.

Блок багатофазної синхронізації характеризується параметром ваги, що визначають реакцію блоку на вхідний сигнал та міру впливу впливу на амплітуду та фазу різних частотних компонент сигналу.

Якщо розглядати блок багатофазної синхронізації як фільтр зі скінченною імпульсною характеристикою, то можна задати параметр ваги коефіцієнтом передавання надлишковою смугою пропускання, нормалізованим до символного інтервалу часу та розмірністю фільтра.

В результаті ваги можна буде визначити наступним співвідношенням:

$$h(t) = \frac{\sin(\pi t(1-\alpha)) + 4\alpha t \cos(\pi t(1+\alpha))}{\pi t(1-(4\alpha t)^2)}, \quad (2.18)$$

де  $t$  - час, нормалізований до символного інтервалу,  $\alpha$  - коефіцієнт надлишкової смуги пропускання.

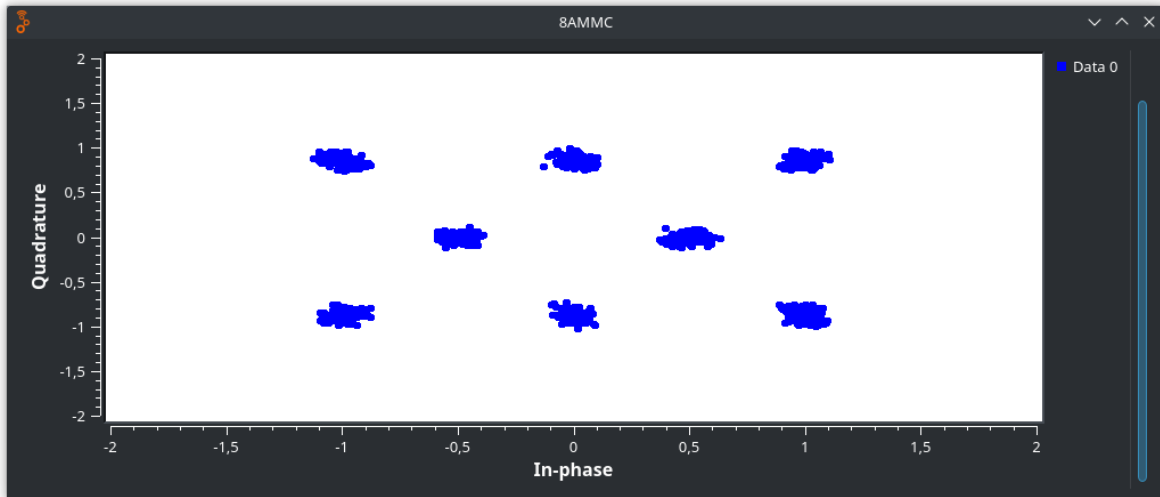
Також блок багатофазної синхронізації надає можливість зміни розмірності фільтру - що може покращити якісні характеристики сигналу за рахунок збільшення затребуваних обчислювальних потужностей.

Окрім розмірності також можливо налаштувати параметр початкової фази, максимального відхилення швидкості передавання та кількість вибірок на символ.

Після налаштування блоку, можна повторно оцінити сигнальне сузір'я сформованого сигналу (рис 2.14).

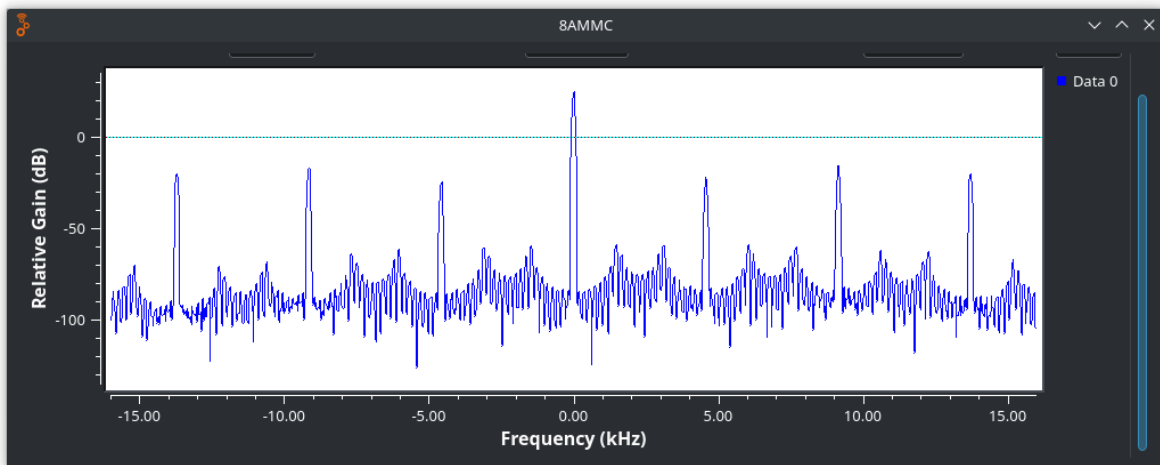
На рис. 2.18 видно більш чітку структуру сузір'я 8-АМБС, що свідчить про покращення якісних характеристик сигналу і повинно сприяти кращому прийманню сигналу.





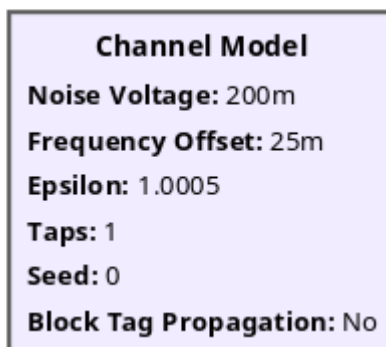
*Рис. 2.14. Скориговане сигнальне сузір'я 8-АМБС*

Для створення кращого уявлення про роботу системи можна також зобразити спектр сформованого сигналу (рис. 2.15). В отриманому спектрі чітко простежуються піки, що відповідають основним частотам, де сигнал має найвищу енергію. Також піки мають малу ширину, що свідчить про відносно малу надлишкову смугу пропускання.



*Рис. 2.15. Спектр підсиленого 8-АМБС сигналу*

Також для імітації реальних умов буде доцільним змоделювати канал передавання. Для цього на вихід передавача додається блок моделі каналу передавання (рис. 2.16). Додавання цього блоку дасть змогу імітувати реальні умови радіокомунікаційних падаючих процесів.



*Рис. 2.16. Блок моделі каналу передавання*

Модель каналу передавання в середовищі GNU Radio характеризується амплітудою шуму. При встановленні сталого значення доданого шуму - формується адитивний білий гаусів шум, який додається до корисного сигналу.

Також модель каналу має параметр зсуву частоти. Зсув частоти в реальних умовах може відбуватись внаслідок ефекту Доплера, частотної нестабільності генераторів чи інших коливальних елементів і також завжди з'являється в ході проходження сигналу через нормальне передавальне середовище.

Також важливим параметром є затримка в часі - цим параметром моделюється фізична дистанція між передавачем та приймачем.

Загалом внесення доданого шуму, зсувів в частоті та часі дасть змогу протестувати приймач, провести валідацію алгоритмів синхронізації та різних схем кодування. Також це дасть змогу виявити слабкі сторони приймача, і виходячи з них оптимізувати параметри передавально-приймальної системи і підготуватись до реальних умов, оцінивши потенційні виклики, бо можуть виявитись на шляху до реалізації програмно-апаратного ПВР-приймача АМБС.

Отже, використавши генератор випадкових значень, модулятор на основі визначеного об'єкта сигнального сузір'я 8-АМБС та провівши додаткову корекцію фаз, промодельювавши вплив радіокомунікаційного

каналу на процес передавання АМБС сигналу, можна отримати кінцеву схему, що моделює передавальну частину системи з 8-АМБС (рис 2.17).

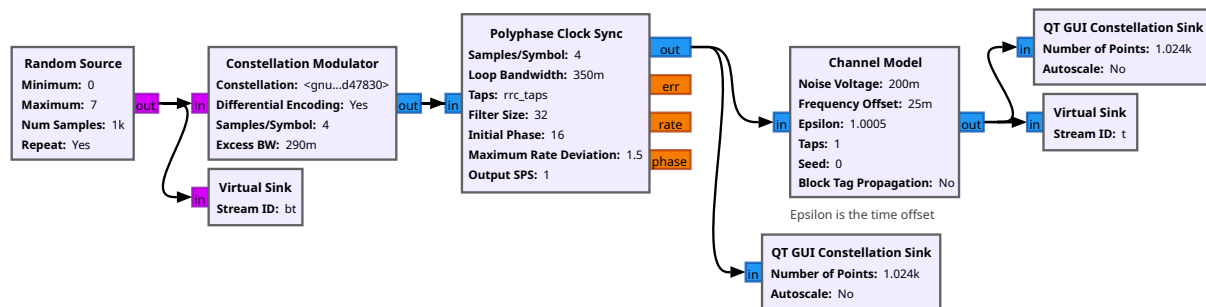


Рис. 2.17. Модель передавача 8-АМБС

У сформовану модель також буде доцільно додати віртуальні виходи – сигнальний та контрольний бітовий – для оцінювання ефективності після проведення демодуляції. Для навчання моделі нейронної мережі віртуальні виходи можна замінити на файлові виходи і надалі в процесі навчання моделі підвантажити дані з цих файлів.

## 2.4. Імітаційна модель приймача

Для формування імітаційної моделі приймача необхідно використати блоки, що виконують функції, зворотні до функцій, що виконують блоки в передавачі.

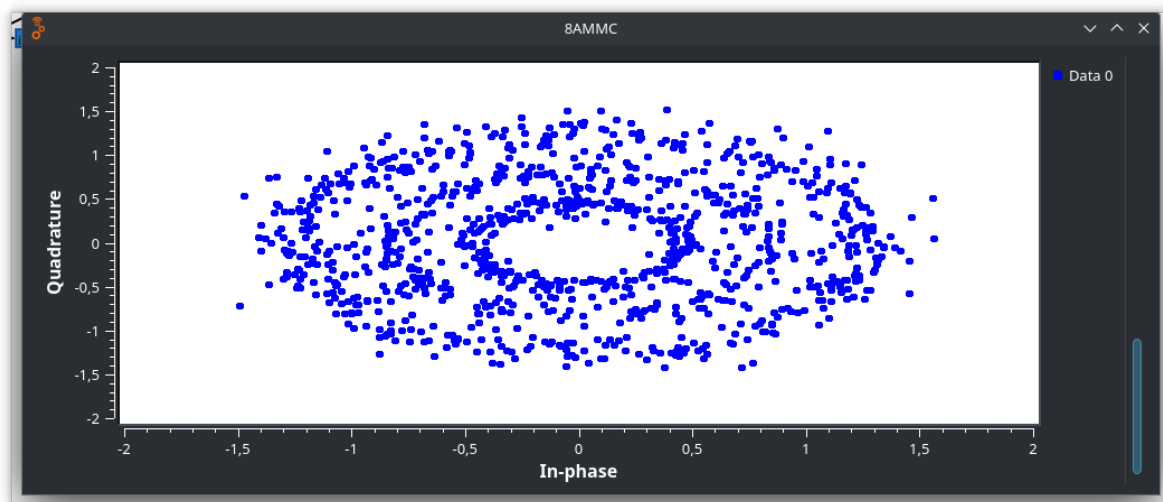
В першу чергу додається віртуальний сигнальний вхід. Середовище GNU Radio підтримує різні типи даних, що передаються між віртуальними сигнальними виходами та входами та різні формати передавання даних, зокрема передавання сигналів через мережеві протоколи TCP та UDP.

Також можливо використовувати фізичні входи та виходи, що дає змогу розробляти реальні програмно-апаратні системи, що використовують платформу GNU Radio для оброблення сигналів.

Проаналізувавши сигнальне сузір'я сигналу, що прийшов на вхід приймача (рис. 2.18), можна зробити висновок, що на сигнал вплинули завади, які виявились достатньо значними, щоб якість сигналу стала незадовільною.

Точки сузір'я не концентруються навколо визначених об'єктом сузір'я позицій, натомість формуючи певні концентричні орбіти. Це характерно для ситуацій, коли в сигналі присутній високий фазовий чи частотний шум.

Аналогічно передавачу, в приймачі також використаний блок багатозазної синхронізації. Втім, якщо у випадку передавача цей блок використано задля усунення незначних дефектів модулятора - то в приймачі блок багатозазної синхронізації відіграє критичну роль для відновлення переданого сигналу.

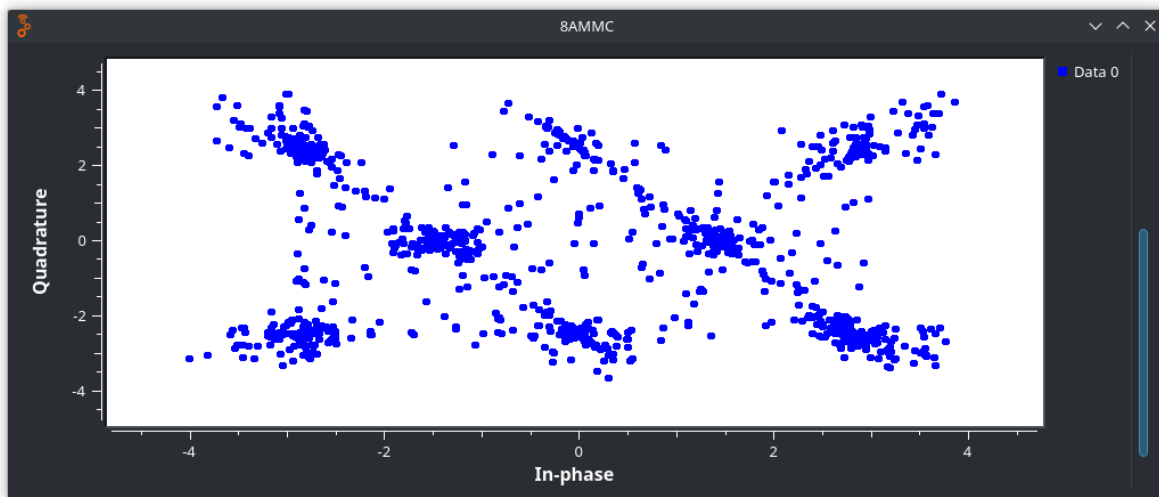


*Рис. 2.18. Сигнальне сузір'я прийнятого 8-АМБС сигналу*

Однією з основних функцій блоку багатозазної синхронізації є налаштування таймінгу сигналу таким чином, щоб точки дискретизації оптимально збігались з моментами передавання символів. Оскільки модель каналу передавання має можливість зміщувати таймінг - то можливість компенсації таких зміщень стає необхідною.

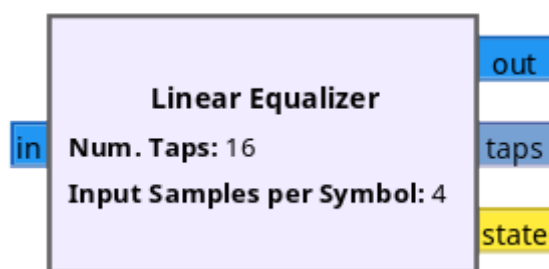
Оптимально налаштований блок багатозазної синхронізації також може значно покращити чіткість сузір'я, роблячи кожную точку більш виразною. Більш чітке сузір'я мінімізує вплив міжсимвольних завад, які виникають, коли попередні символи впливають на виявлення наступних.

Також варто згадати що при встановленні функції ваг як у блоці багатофазної синхронізації передавача, в процесі оброблення сигналу згладжуються міжсимвольні переходи, що зменшує ширину необхідної зайвої смуги пропускання, що в свою чергу сприяє підвищенню спектральної ефективності.



*Рис. 2.19. Сигнальне сузір'я прийнятого 8-АМБС сигналу після оброблення блоком багатофазної синхронізації*

Оскільки межі між символами все ще доволі розмиті, необхідне подальше усунення дефектів сигналу. Для цього буде доцільним використання блоку лінійного еквалайзера (рис. 2.20).

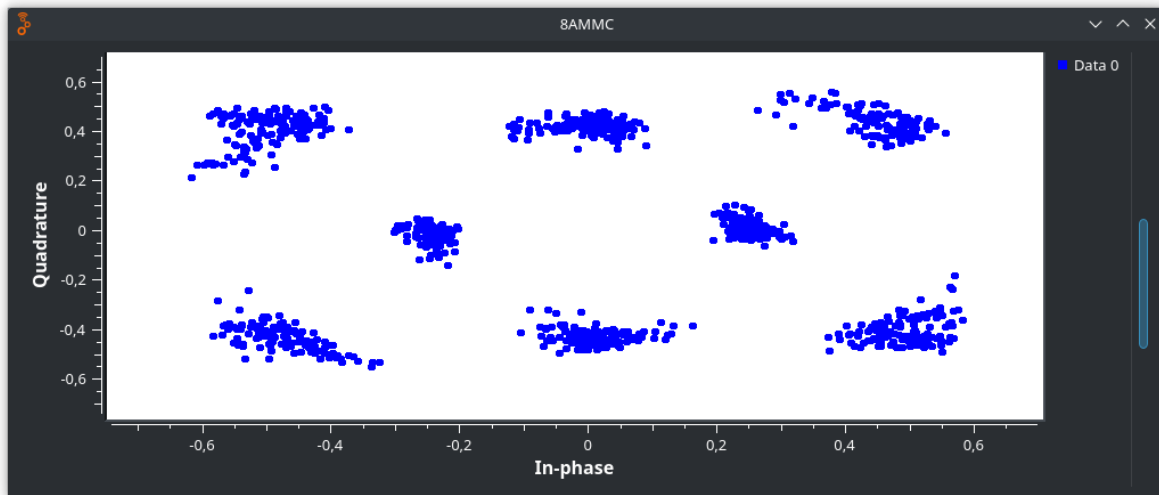


*Рис. 2.20. Блок лінійного еквалайзера*

Як і блок багатофазної синхронізації, лінійний еквалайзер компенсує спотворення що спричинені міжсимвольними завадами. Також проводиться корекція спотворених символів, що підвищує ВСШ і покращує достовірність приймання загалом (рис. 2.21).

Також в середовищі GNU Radio можливе використання адаптивних алгоритмів для динамічного визначення ваг фільтрів.

В конкретному випадку в якості адаптивного алгоритму використано алгоритм на основі методу найменших квадратів. Метод НСК - градієнтний метод пошуку оптимальних значень ваг фільтра.



*Рис. 2.21. Сигнальне сузір'я прийнятого 8-АМБС сигналу після оброблення блоком лінійного еквайзера*

Загалом основна функція адаптивного алгоритму на основі методу НСК полягає в постійному аналізі прийнятого сигналу та виправленні вагових коефіцієнтів фільтра. Градієнтний пошук оптимальних значень ваг здійснюється за рахунок поступової мінімізації середньоквадратичної помилки між прийнятим сигналом та бажаним. Бажаний сигнал задається об'єктом сигнального сузір'я.

Оскільки сузір'я (рис 2.25) все ще містить деякі неточності, буде доцільно також використати блок фазової синхронізації. Середовище GNU Radio містить різні види блоків фазової синхронізації. В конкретному випадку буде використаний блок "петля Костаса" (рис. 2.22).

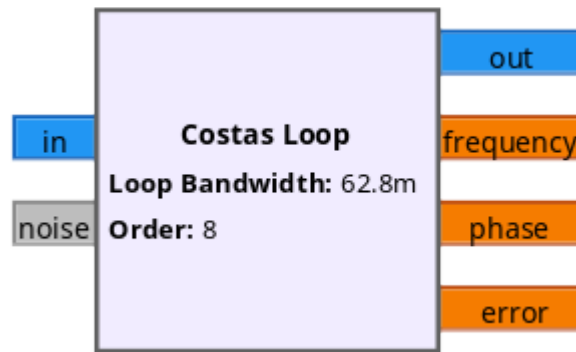


Рис. 2.22. Блок фазового автопідстроювання частоти

Обраний блок фазової синхронізації характеризується здатністю ефективно виправляти зсув фази між отриманим сигналом і внутрішнім осцилятором за рахунок незалежного контролю синфазної та квадратурної компонент сигналу.

В результаті символи сузір'я стають ще більш чіткими (рис. 2.23), що свідчить про точну компенсацію фазових зсувів і в свою чергу можна очікувати ще більш високу ефективність демодуляції.

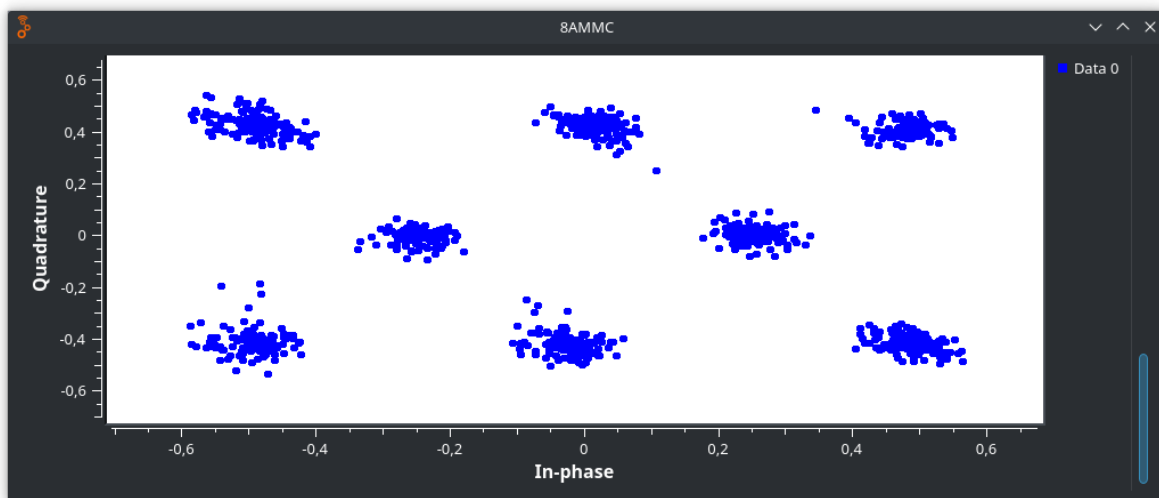


Рис. 2.23. Сигнал 8-АМБС після оброблення блоком фазової синхронізації

Загалом отримане сузір'я виглядає значно чіткішим в порівнянні з отриманим безпосередньо на вході приймача (рис 2.22). Між символами відсутнє розсіювання, точки формують більш чітко визначені скупчення, що відповідають символам модульованого сигналу, що в свою чергу значно полегшує їх ідентифікацію.

Проаналізувавши отримане сузір'я можна зробити висновок про успішність процесу демодуляції в моделі приймача, що в свою чергу свідчить про ефективність використаних методів оброблення сигналів, підходів до синхронізації та корекції помилок.

Варто відзначити, що параметри моделі каналу передавання задані змінними значеннями, які можливо змінювати безпосередньо під час [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7] роботи моделі.

До змінних параметрів моделі каналу належать шум, зсув таймінгу, зсув частоти та часова затримка.

Шум є фундаментальною характеристикою будь-якої приймально-передавальної системи і присутність шуму в тому чи іншому вигляді є гарантованою в будь-якому реальному радіопристрої. В конкретному випадку при моделюванні проходження сигналу через канал передавання моделюється вплив доданого білого шуму, а змінним параметром є амплітуда цього шуму.

Налаштування зсуву таймінгу дає змогу моделювати неточності синхронізації, спричинені затримками поширення сигналу в каналі передавання або недосконалостями блоків синхронізації.

Налаштування зсуву частоти дає змогу моделювати зміни частоти внаслідок проходження через канал передавання, такі зміни бувають різної природи, до найбільш поширених можна віднести доплерівський зсув та нестабільність локальних осциляторів.

Налаштування часової затримки є характеристикою часу, що минає з моменту передавання сигналу до моменту його приймання. Часова затримка також є важливим параметром, оскільки вона може впливати на точність синхронізації.

Загалом налаштування багатьох параметрів дає змогу детально відобразити роботу передавально-приймальної системи з 8-АМБС, в тому числі випадки складних радіокомунікаційних умов (рис. 2.24).



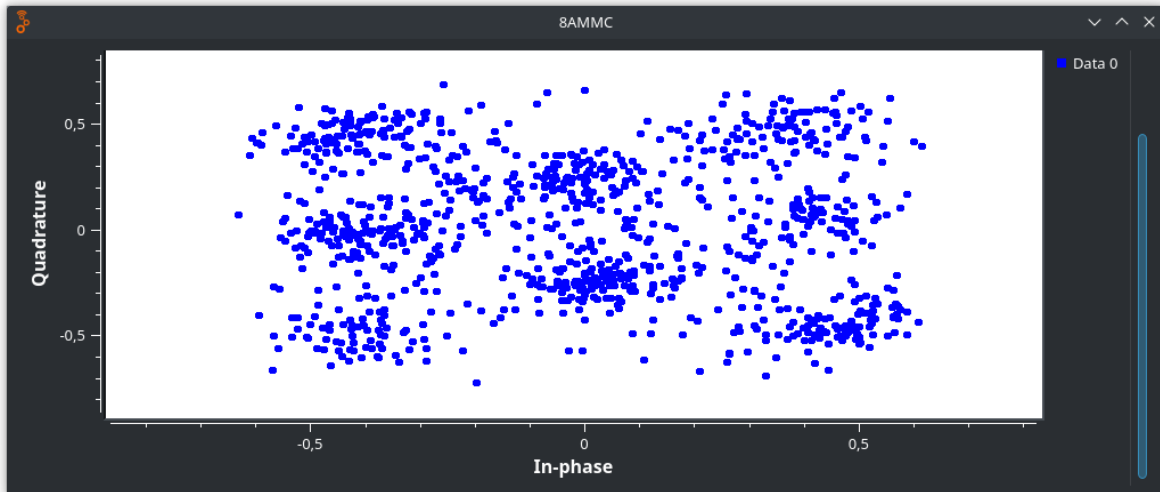


Рис. 2.24. Сигнал 8-АМБС з малим відношенням сигнал/шум

Отже, отримано схему (рис. 2.25), яка відновлює прийнятий сигнал до вигляду, що наближений до вигляду, який цей сигнал мав до проходження через канал передавання.

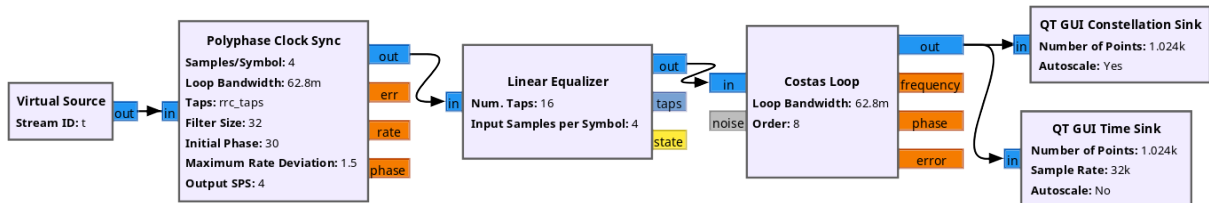


Рис. 2.25. Схема відновлення прийнятого сигналу 8-АМБС

Задля отримання завершеної моделі приймача 8-АМБС потрібно провести декодування. Середовище GNU Radio надає відповідні інструменти для нестандартних сигнальних сузір'їв, зокрема сузір'євий декодер, диференційний декодер, маппер. Після додавання перелічених блоків та байтового виводу буде отримано завершеною схему приймача 8-АМБС (рис. 2.26).

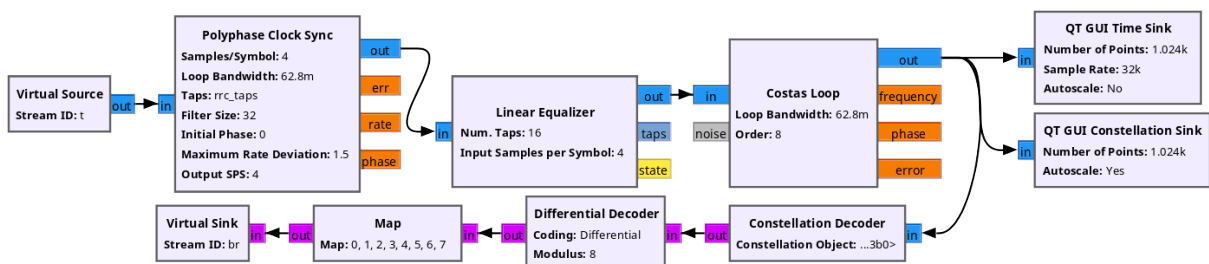


Рис. 2.26. Модель приймача 8-АМБС

Сузір'євий декодер встановлює відповідності між нормалізованими точками сузір'я та символами та видає бітові послідовності, що відповідають визначеним символам.

Оскільки в моделі передавача (рис. 2.21) в модуляторі було увімкнено диференційне кодування, то в приймальній частині буде важливо використати диференційний декодер окрім сузір'євого для правильного відновлення первинної послідовності бітів.

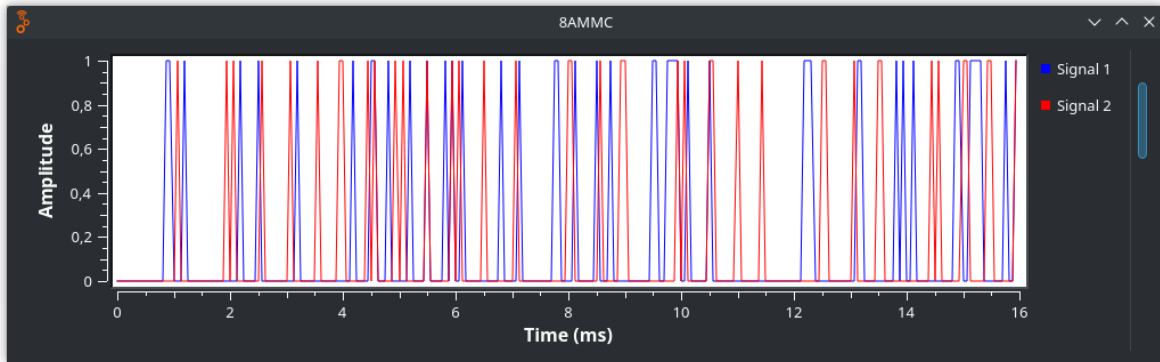
Останнім елементом приймача (окрім байтового виходу) є маппер. Маппер потрібен для відновлення вихідної бітової послідовності згідно з символною мапою модуляції, що була задана в передавачі.

## **2.5. Валідація імітаційних моделей**

В процесі важливо впевнитися, що кожен крок в процесі оброблення сигналу виконаний правильно та оптимізація задля мінімізації помилок здійснена коректно.

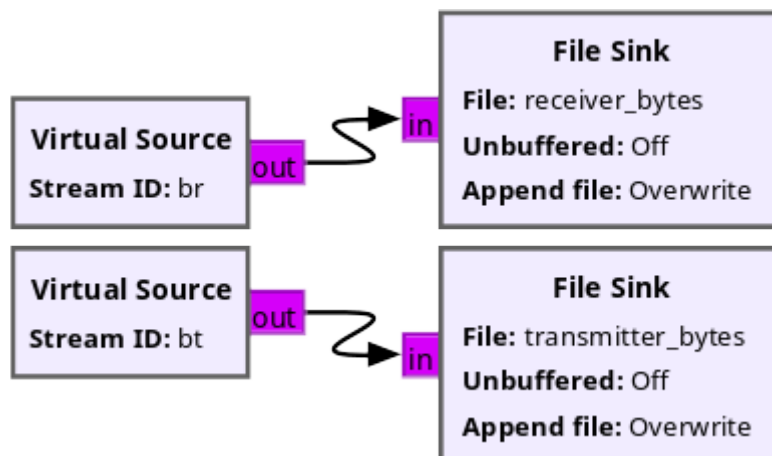
Для візуальної оцінки можна перевести початкову та відновлену бітову послідовності у вигляд імпульсів та вивести їх в один блок часової діаграми (рис. 2.31). В результаті можна буде оцінити затримку сигналу, внесену системою та точність синхронізації.

У випадку коректної роботи механізмів синхронізації та сигнальної корекції діаграми бітових послідовностей будуть накладатися. В інших випадках між діаграмами буде різниця (рис 2.27), яку варто усунути додатковим підлаштуванням моделі.



*Рис. 2.27. Співставлені часові діаграми відправленої та прийнятої бітових послідовностей при неточній синхронізації*

Для більш детального аналізу отриманих даних варто використати блоки запису даних у файли (рис 2.28). Це дасть змогу проаналізувати роботу моделі зовнішніми інструментами.



*Рис. 2.28. Блоки запису байтових даних в файли*

В результаті отримана модель приймача демонструє імовірності помилок при різних ВСШ, аналогічні раніше апробованій еталонній моделі (табл. 4).

Таблиця 4. Достовірність імітаційної моделі приймача

Модель	ССШ, дБ	-12	-8	-4	0	4
Еталон	Імовірність помилки, $\delta$	0.703	0.613	0.421	0.205	0.04

## 2.6. Висновки до 2-го розділу

Описано математичну модель еталонного передавача, що описує процеси формування сигналів АМБС, зокрема модуляцію і кодування.

Аналогічно описано математичну модель еталонного приймача, що в свою чергу описує процеси демодуляції, декодування і відновлення сигналу.

Описані математичні моделі надають теоретичний фундамент для порівняння з реальними приймачами та передавачами АМБС та лягають в основу розуміння роботи реальних систем, встановлюють відповідні очікування.

Для більш детального моделювання процесів передавання та приймання сигналів було також сформовано імітаційні моделі приймача та передавача АМБС в середовищі GNU Radio.

Імітаційна модель передавача дає змогу детальніше враховувати недосконалість окремих елементів та передавача в цілому, а також формувати сигнал таким чином, як це відбувається в реальних передавачах.

Додана модель каналу передавання дала змогу симулювати реальні радіокомунікаційні умови. Встановлені змінні параметри впливу середовища передавання на сигнал дали змогу моделювати впливи шуму, частотних зсувів та затримки проходження через канал передавання.

Імітаційна модель приймача дала змогу оцінити роботу механізмів компенсації різних неточностей сигналу, внесених неідеальностями системи та впливом каналу передавання.

Механізм валідації моделей дав змогу точно перевірити працездатність моделей та проаналізувати результати їх роботи.

Загалом в результаті отримано моделі, що імітують реальні умови передавання та приймання сигналів. При тому використані різні

інструменти та методики валідації ефективності роботи системи, що дало змогу оцінити вплив кожного блоку сформованих моделей на загальну якість сигналу та перевірити різні припущення щодо можливих шляхів вдосконалення роботи передавально-приймальних систем.

Таким чином отримана основа для чіткого розуміння роботи передавачів та приймачів АМБС, яка дає змогу визначити напрямки подальшого розвитку та оптимізації існуючих систем.

## РОЗДІЛ 3

### РОЗРОБКА І ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОННОЇ МОДЕЛІ ОБРОБЛЕННЯ РАДІОСИГНАЛІВ

#### 3.1. Розпізнавання цифрових сигналів з допомогою штучних нейронних мереж

Спершу варто розглянути найпростіший приклад цифрового модульованого сигналу – бінарну фазову маніпуляцію (БФМн). В такому сигналі бітовому нулю відповідає сигнал без фазового зсуву, а бітовій одиниці відповідає сигнал з фазовим зсувом в  $\pi$  рад (Рис. 3.1).



*Рис. 3.1. Сигнальне сузір'я БФМн*

Класифікація символів у сигналі БФМн за значеннями амплітуди відрізняється від класичної бінарної класифікації, представленої на Рис. 1.17, в декількох ключових аспектах:

#### **Природа Даних:**

В класичній бінарній класифікації мова йде про двовимірні дані, де кожна точка має дві координати (X та Y). Класифікація здійснюється на основі цих координат.

У випадку сигналу БФМн, класифікація здійснюється на основі значень амплітуди, які зазвичай представляють один вимір (наприклад, рівень напруги або потужності сигналу). У БФМн є лише два можливих стани амплітуди, що відповідають двом різним фазовим зсувам.

### **Характеристика Сигналу:**

У класичній бінарній класифікації, кожна точка є окремим спостереженням без прямого відношення до часу або порядку.

У БФМн сигналах, кожен символ є частиною часового ряду, де порядок символів має значення. Крім того, через природу радіочастотних сигналів, можуть бути шуми і перешкоди, які впливають на амплітуду.

### **Застосування:**

Класична бінарна класифікація може бути використана в широкому спектрі застосувань, від медичної діагностики до фінансового прогнозування.

Класифікація в БФМн безпосередньо пов'язана з обробленням сигналів і зазвичай використовується в телекомунікаціях для визначення переданих даних на основі прийнятого сигналу.

Обидва випадки вимагають різних підходів у термінах обробки даних, застосування моделей машинного навчання та інтерпретації результатів. У випадку БФМн класифікація часто включає обробку сигналу та виправлення помилок, щоб точно визначити передані символи, незважаючи на шум та інші перешкоди, що можуть бути присутні у сигналі.

Залежності амплітуди від часу фазоманіпульованих сигналів обчислюються наступним чином:

$$U(t) = \sin(t + \varphi_0), \quad (3.1)$$

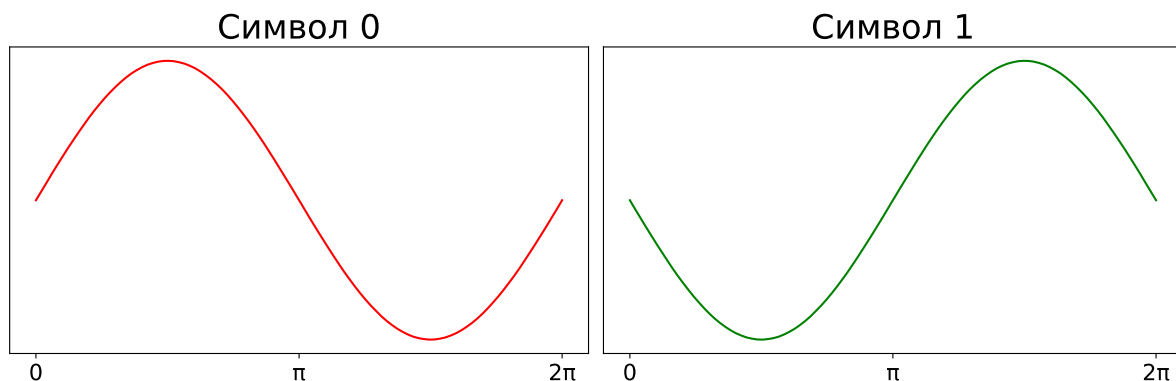
де  $U$  – значення амплітуди сигналу в певний момент часу  $t$ , а  $\varphi_0$  – початковий зсув фази символу.

Відповідно, у випадку бінарного фазоманіпульованого сигналу, де  $\varphi_0$  дорівнює або 0 або  $180^\circ$ , співвідношення приймає наступний вигляд:

$$U_{BPSK}(t) = \sin(t + b \times \varphi_0), \quad (3.2)$$

де  $b$  – значення біта (0 або 1).

В результаті отримуються два часових представлення символів БФМн (рис. 3.2).



*Рис. 3.2. Фрагменти сигналу, що відповідають бітам 0 та 1 бінарної фазової маніпуляції*

Коли розглядаються два фрагменти сигналу БФМн, які зсунуті на половину періоду, цікавим аспектом є їх схожість у певних моментах (наприклад, на 0,  $\pi$ ,  $2\pi$ ). Ця схожість може мати певний вплив на процес навчання моделі, яка намагається класифікувати або розрізнити ці сигнали. Ключові моменти, які варто враховувати:

Під час навчання нейронної мережі, схожість між фрагментами сигналу в певні моменти може впливати на встановлення ваг. Якщо модель використовує ці схожі моменти як особливості, то вона може навчатися з меншою ефективністю, оскільки ці особливості ускладнюють ефективне розрізнення станів сигналу.

Важливим є врахування контексту сигналу, тобто визначення фазового зсуву не лише в окремих точках, але й у більш широкому контексті. Це може вимагати аналізу послідовності значень сигналу, а не лише окремих точок.

В моделях машинного навчання вибір та попередня обробка ознак має велике значення. У випадку БФМн, ефективні ознаки можуть включати не тільки амплітудні значення, а й більш абстрактні значення фазових зсувів, що вимірюються протягом певного інтервалу часу.



Таким чином, хоча схожість між фрагментами сигналу в окремих моментах може ускладнювати процес навчання моделі, використання правильно підібраних ознак та методів обробки даних може допомогти моделі ефективно виконувати класифікацію. Це може включати використання методів для аналізу часових послідовностей, таких як рекурентні нейронні мережі або згорткові нейронні мережі, які здатні вловлювати залежності в часі та визначати зміну фази протягом усього сигналу, а не лише в окремих точках.

Якщо відняти один фрагмент БФМн від іншого – можна побачити, в яких моментах періоду ці фрагменти найбільше відрізняються (Рис. 3.3). Ці моменти є важливими при навчанні моделі класифікації сигналів, оскільки вони вказують на місця, де вихідні значення найбільш чутливі до змін у вхідних даних. У процесі навчання моделі машинного навчання або нейронної мережі ці моменти максимальної різниці можуть використовуватися для встановлення вагових коефіцієнтів, оскільки вони вказують на найбільш інформативні характеристики сигналу для розрізнення між двома станами. Це означає, що в процесі навчання модель надасть більшу вагу тим вхідним даним, які забезпечують найбільшу розрізненість між класами, що в кінцевому рахунку дозволить моделі краще класифікувати нові дані.

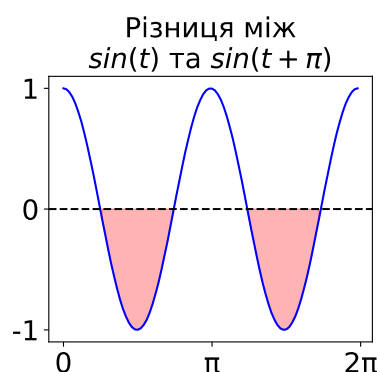


Рис. 3.3. Різниця між фрагментами сигналів з виділеними зонами найбільших значень різниці

Взявши до уваги наведені наведені відомості, можна побудувати просту РНМ (рис. 3.4) для класифікації фрагментів 8-АМБС.

Сформована неймережа складається з трьох шарів - вхідного, прихованого та вихідного. Функція активації вхідного шару - ReLU, вихідного - сигмоїда.

Оптимізація моделі відбувається методом стохастичного градієнта, також відомого як Adam. Обчислення втрат виконується методом розсіяної категоричної перехресної ентропії.

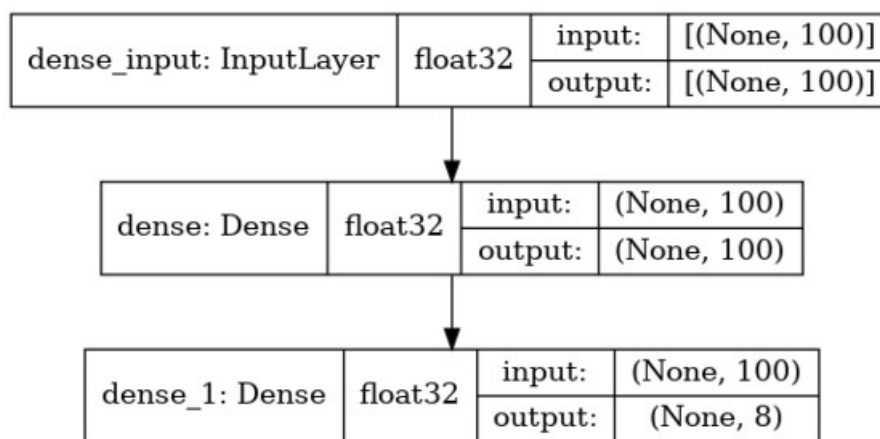


Рис. 3.4. Архітектура РНМ для класифікації сигналів БФМн

Отримане значення точності визначення символів моделі – 99.87%. Такий результат можна пояснити здатністю ШНМ виявляти абстрактні особливості в фрагментах сигналів.

### 3.2. Розроблення методу генерування навчальних вибірок

Обраний вид модуляції – АМБС, новий вид амлітудно-фазової маніпуляції, який характеризується більшою завадостійкістю, ніж сигнали КАМ аналогічного порядку (порівняння зроблені за однакових потужностей цих сигналів).

Сам сигнал АМБС  $U_{АМБС}(t)$  формують як суму його  $N$  компонентів, які відрізняються початковими фазами  $\varphi_0 + \varphi_n$  (рад):

$$U_{АМБС}(t) = U_n a_n U_{m_n}(t) \cos(\omega_0 + \varphi_0 + \varphi_n), \quad (3.3)$$

де  $a_n$  – коефіцієнт пропорційності  $n$ -ного підканалу модулятора,  $U_m(t)$  – модулючі сигнали на  $n$ -их входах модулятора.

Відстань між сусідніми точками сигнального сузір'я АМБС (з трьома складовими) визначається наступним чином:

$$d_{сигн} = U(M_U - 1), \quad (3.4)$$

де  $U$  – максимальна можлива амплітуда модульованого сигналу, а  $M_u$  – кількість рівномірно віддалених рівнів.

Результуюче сигнальне сузір'я АМБС з 3 складовими можна умовно поділити на рівносторонні трикутники з довжиною сторін  $d_{сигн}$  (Рис. 3.5).

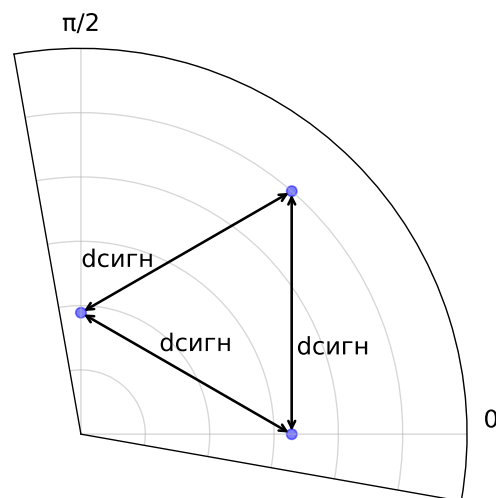


Рис. 3.5. Фрагмент сітки сигнального сузір'я АМБС

Перш ніж формувати сигнали АМБС у часовій площині, потрібно розрахувати розташування кожної сигнальної точки, що відповідає бажаному сигналу.

Як стартовий параметр було обрано перпендикулярну осі абсцис медіану  $d_m$  умовного рівностороннього трикутника, якими формується сигнальне сузір'я АМБС [8].

З заданою в якості стартового параметра медіаною  $d_m$  відстань між сусідніми точками сузір'я знаходиться наступним виразом:

$$d_{\text{сигн}} = 2 \frac{d_m}{\sqrt{3}}. \quad (3.5)$$

Усе сигнальне сузір'я АМБС можна умовно поділити на горизонтальні рівні, кількість яких обчислюється наступним виразом:

$$N_y = 1/d_m + 1. \quad (3.6)$$

Максимальна кількість точок на одному горизонтальному рівні визначається співвідношенням:

$$N_x = 1 / \left( \frac{d_m}{\sqrt{3}} \right). \quad (3.7)$$

Горизонтальні рівні діляться на парні (до яких входить і нульовий) та непарні, які відрізняються наявністю зсуву точок, розташованих на цих рівнях, вбік на відстань  $d_{\text{сигн}}/2$ .

Розташування кожної точки на осі абсцис на парних горизонтальних рівнях обчислюємо наступним чином:

$$x_i = \begin{cases} i \cdot d_{\text{сигн}} / 2 \text{ для } i \in \{0; N_x\} \\ -i \cdot d_{\text{сигн}} / 2 \text{ для } i \in \{N_x; 2N_x + 1\} \end{cases}, \quad (3.8)$$

де  $i \in \{0; 2N_x + 1\}$ .

Розташування кожної точки на осі абсцис на непарних горизонтальних рівнях обчислюємо наступним чином:

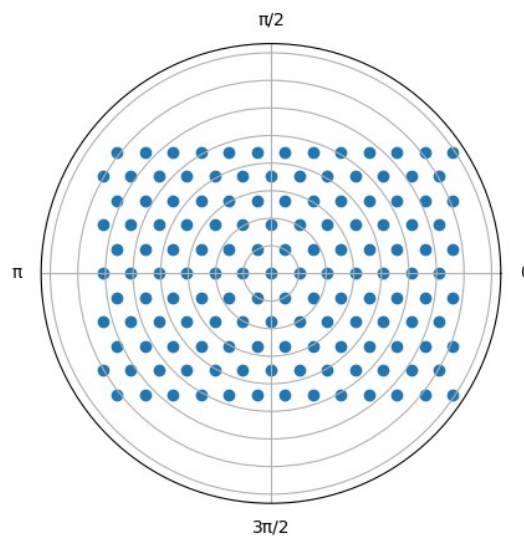
$$x_i = \begin{cases} d_m / 2 + i \cdot d_{\text{сигн}} / 2 \text{ для } i \in \{0; N_x\} \\ d_m / 2 - i \cdot d_{\text{сигн}} / 2 \text{ для } i \in \{N_x; 2N_x + 1\} \end{cases}, \quad (3.9)$$

де  $i \in \{0; 2N_x + 1\}$ .

Розташування точок на осі ординат, у свою чергу, визначається таким співвідношенням:

$$y_j = \begin{cases} j \cdot d_m \text{ для } j \in \{0; N_y\} \\ -j \cdot d_m \text{ для } j \in \{N_y; 2N_y\} \end{cases}. \quad (3.1)$$

Отже, маючи  $N_y N_x$  точок, та розмістивши їх на сигнальному сузір'ї, отримуємо сукупність точок. Точки, що відповідають сигналам з амплітудами, які перевищують максимально можливу амплітуду модульованого сигналу, вважатимемо зайвими. Такі точки потрібно усунути з сузір'я, оскільки вони знаходяться за межами кола з радіусом, рівним нормованій максимально можливій амплітуді модульованого сигналу  $U$  (рис. 3.6).



*Рис. 3.6. Отримане «невідфільтроване» сигнальне сузір'я АМБС*

Точки з координатами  $[x_i, y_j]$ , залишаються в складі сузір'я, якщо для них виконується умова:

$$\sqrt{X_i + Y_j} < U. \quad (3.10)$$

У результаті отримуємо набір точок  $P_{ij}$  з координатами  $[x_i, y_j]$ , які і утворюють сузір'я (Рис. 3.7) сигналу, що вже і є репрезентацією повноцінного АМБС-сигналу. Сигнал з сузір'ям, зображеним на рис. 3, розрахований з довжини медіани  $d_{M6} = 0.22U$  і містить 55 точок, тобто є сигналом 55-АМБС.

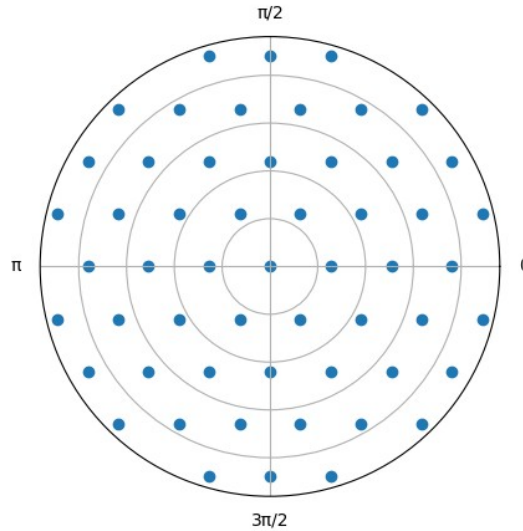


Рис. 3.7. Отримане сигнальне сузір'я АМБС

Отримавши координати кожної точки бажаного виду модуляції, можливо сформувати набір можливих відхилень кожної точки від її звичного місця розташування.

Для представлення символів АМБС-сигналу в часовому форматі потрібно перевести Декартові координати в значення фази та амплітуди сигналу. У результаті буде отримано наступне співвідношення миттєвої амплітуди сигналу:

$$U_{ij}(t) = \sqrt{x_i^2 + y_j^2} \sin(t + \arctan(y_j/x_i)). \quad (3.11)$$

Також сигнал потрібно дискретизувати. Для цього величину  $t$  можна замінити на вектор  $\bar{t}$ , розмірність якого відповідає мінімальній частоті дискретизації, при якій буде теоретично можливим правильне прийняття сигналу:

$$\bar{t} = \{t_1; t_2; t_3\} = \{\pi/4; \pi; 5\pi/4\}. \quad (3.12)$$

Відповідно один символ буде представлений вектором  $\bar{x}_{ij}$ :

$$\bar{x}_{ij} = \{U_{ij}(t_1); U_{ij}(t_2); U_{ij}(t_3)\}. \quad (3.13)$$

Додавши до  $\bar{x}_{ij}$  білий шум  $n(\bar{t})$ , буде отримано вектор вхідних значень для навчання ШНМ:

$$\bar{x}_{ij} = \{U_{ij}(t_1) + n(t_1); U_{ij}(t_2) + n(t_2); U_{ij}(t_3) + n(t_3)\}. \quad (3.14)$$

На основі отриманих співвідношень можна сформувати ітеративний алгоритм генерації навчальних даних для ШНМ (рис. 3.8).

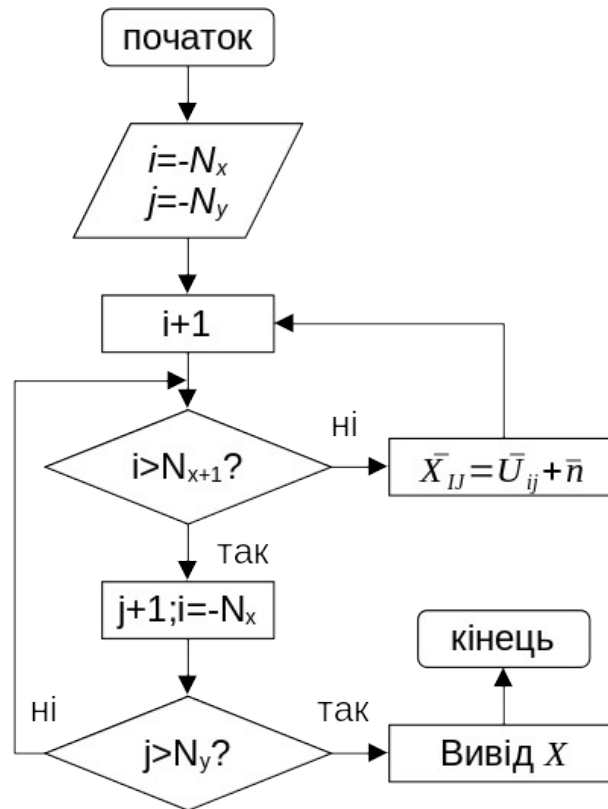


Рис. 3.8. Алгоритм генерації навчальних даних

Якщо застосувати до  $n(t)$  умови знаходження в рівносторонньому шестикутнику під час обчислення варіацій сигнального символу в нулі координат та подальшій екстраполяції отриманих варіацій на всіх інші символи, то масив вибірок буде представлений у вигляді заповнених комірок Вороного [14]. Такий підхід до генерації робить масив вибірок сигналів більш систематизованим.

Для цього для множини точок сигнального сузір'я необхідно побудувати діаграму Вороного, яка дасть змогу найбільш ефективно розбити простір навколо окремих точок, керуючись відстанями між ближніми точками (рис. 3.9).

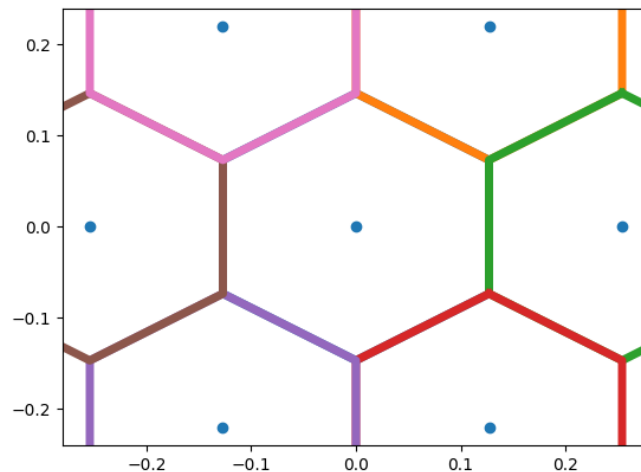


Рис. 3.9. Межі комірок Вороного у АМБС-сигналі

Діаграму Вороного формують розбиттям простору навколо окремих точок (вершин Вороного) на підплощини, які містять лише точки, які ближче до конкретної вершини, ніж до будь-яких інших, утворюючи комірки Вороного. Межі комірок представляють собою прямі лінії, які є рівновіддаленими до двох точок, які ці межі розділяють.

У випадку АМБС достатньо розрахувати комірку Вороного лише для однієї точки, оскільки всі комірки мають однакову форму, і отриману комірку можна «накладати» на інші точки. Для цього вибираємо точку з нульовими координатами і шість найближчих точок до неї. Розрахунок координат цих точок базується на властивості прямокутних трикутників зі сторонами  $30^\circ$  і  $60^\circ$ , на які діляться медіаною рівносторонні трикутники сітки АМБС.



Таблиця 5. Координати найближчих до нульової точок

№	1	2	3	4	5	6
x	$d_M/\sqrt{3}$	$2d_M/\sqrt{3}$	$d_M/\sqrt{3}$	$-d_M/\sqrt{3}$	$-2d_M/\sqrt{3}$	$-d_M/\sqrt{3}$
y	$d_M$	0	$-d_M$	$-d_M$	0	$d_M$

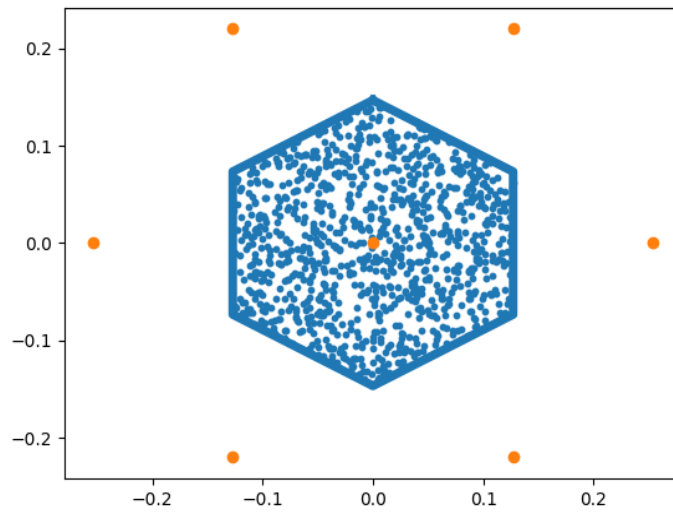
Вищезгадані прямокутні трикутники ще раз ділимо лініями, які перетинають середину гіпотенузи під прямим кутом, утворюючи менший прямокутний трикутник, що дає змогу знайти вже кути комірки Вороного.

Таблиця 6. Координати кутів комірки Вороного

№	1	2	3	4	5	6
x	0	$d_M/\sqrt{3}$	$d_M/\sqrt{3}$	0	$-d_M/\sqrt{3}$	$-d_M/\sqrt{3}$
y	$2/3d_M$	$1/3d_M$	$-1/3d_M$	$-2/3d_M$	$-1/3d_M$	$1/3d_M$

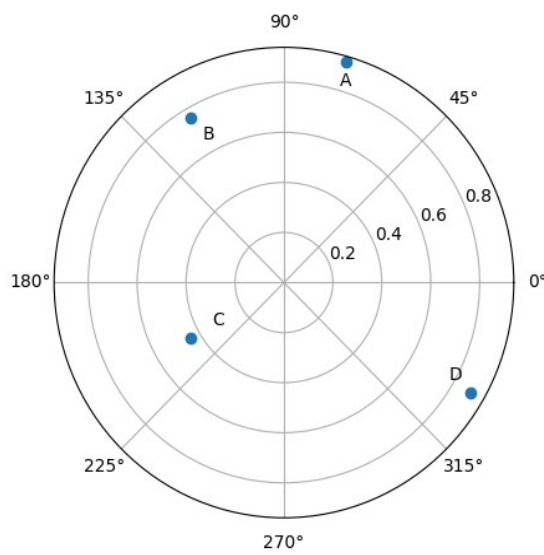
Отримані координати кутів комірки дають змогу означити межі, в яких необхідно формувати множину точок, що представлятимуть собою різні «зашумлені» варіації сигналу, що відповідає нульовому символу (точці в початку координат). Точки для цієї множини генеруємо випадковим чином. Для кращої однорідності комірку розбиваємо на шість трикутників і точки з кожного додаємо до загальної множини. Для навчання нейронної мережі, яка імітувала роботу приймача 8-АМБС, було сформовано загалом 800 фрагментів сигналів (по 100 на кожен символ), отже потрібно по 134 точки в кожний умовний трикутник, аби отримати 804 фрагменти, з яких ми будемо вибирати точки випадковим чином задля збільшення ефективності роботи кінцевої системи (рис. 3.10).

Взявши координати отриманої множини точок та додавши до них координати будь-якої сигнальної точки сузір'я АМБС, можна отримати аналогічну комірку для цієї конкретної точки.



*Рис. 3.10. Комірка Вороного з наповнюючими її точками*

Було взято сигнал 55-АМБС і вибрано 4 випадкові точки його сузір'я для їх «зашумлення» (рис. 3.11).

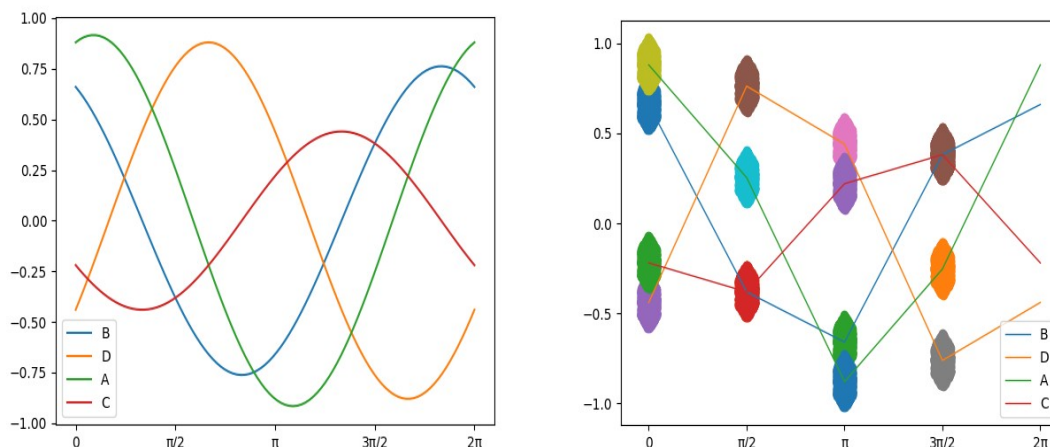


*Рис. 3.11. Обрані випадковим чином точки сузір'я 55-АМБС*

Часове представлення сигналу, який відповідає певній точці сузір'я, обчислюють за наступною формулою:

$$S(t) = \sqrt{x^2 + y^2} \cdot \sin(t + \arctan(y/x)), \quad (3.15)$$

де  $x$  та  $y$  – координати точки сузір'я (або координати випадкової «зашумленої» точки з комірки). Варто зауважити, що попередня формула (10) також виконує функцію переведення координат точок (які раніше були обраховані для прямокутної системи в координат) в полярну систему координат. Тепер можна зобразити отримані сигнали в часовій площині і також їх дискретизувати. Згідно з теоремою Котельникова, нам потрібно не менше двох точок на період сигналу, щоб сигнал потім можна було відновити. Визначаємо 4 точки на період і «накладаємо» на кожну масив значень попередньо розрахованої комірки Вороного (Рис. 3.12).



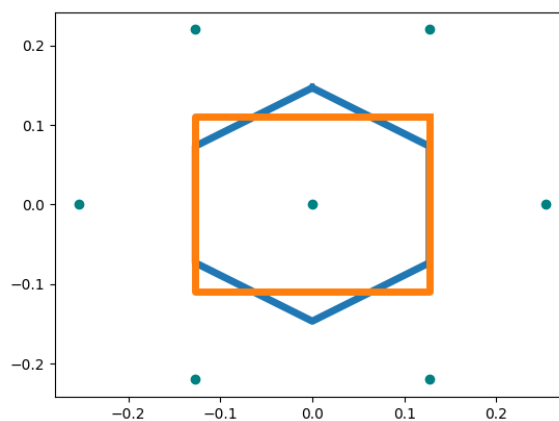
*Рис. 3.12. Сигнали випадкових точок сузір'я до дискретизації (зверху) та їх дискретне представлення із «накладеними» на дві точки зонами Вороного.*

Отримані координати точок у часовій площині зберігаємо у файл і надалі використовуємо для навчання нейронної мережі. Текстовий .csv файл сигналу В містить 100 рядків, а кожен рядок містить 8 чисел – координати  $x_0, y_0, x_1, y_1, x_2, y_2, x_3, y_3$ .

Загалом запропонований метод формування масиву радіосигналів для навчання нейронних мереж базується на використанні комірок Вороного, що дало можливість спростити та впорядкувати процес навчання нейронних мереж для розпізнавання сигналів АМБС в порівнянні з іншими методами виконання аналогічних задач.

Запропонований метод формування зразків сигналів з АМБС для навчання нейронних мереж після його вдосконалення також може використовуватись для формування сигналів з квадратурною амплітудною модуляцією. Для цього в кодї програми потрібно встановити рівність евклідової відстані  $d_{\text{сигн}}$  та медіани  $d_M$ . Межі комірок, відповідно, потрібно буде окреслити у формі квадрата, сторони якого дорівнюють  $d_{\text{сигн}}$ , і, відповідно, максимальне відхилення вершини комірки по тій чи іншій координаті від номінального значення становитиме  $\pm d_{\text{сигн}}/2$ .

Співставлення прямокутної та шестикутної комірок сигнальної точки показує теоретичну перевагу шестикутної комірки внаслідок покриття всіх ближчих точок (Рис. 3.13).



*Рис. 3.13. Порівняння прямокутної та шестикутної комірок сигнальної точки*

Процес генерації вибірок також ділиться на декілька етапів, першим з яких є розрахунок координат точок сигнального сузір'я (рис. 3.14, зліва). Створений алгоритм (рис 6) дає змогу користувачу обирати підвид сигналу АМБС, задавати горизонтальний зсув сузір'я, що в свою чергу дає змогу уникати наявності сигнальної точки в нулі координат. Як  $d_m$ , так і  $d_{зсув}$  задається в межах від 0 до 1.

Щоб уникнути вкладених циклів третього і більших порядків, кількість точок на горизонтальних рівнях розраховується з певним запасом і опісля точки, що виходять за межі одиничного кола, фільтруються окремою підпрограмою (рис. 3.14, справа).

Нумерація точок при цьому йде знизу вгору і зліва направо, а самі значення їх координат записуються в комірки масиву у вигляді типу даних *tuple* – кілька довільних значень в одній змінній.

Обчислення координат всіх сигнальних точок сузір'я дає змогу перейти до наступного кроку – створення «зашумлених» вибірок (Рис. 3.15). Масив координат точок тут використаний як вхідні дані, навколо яких формуються комірки Вороного і заповнюються певною кількістю точок з напів-випадковими координатами в межах комірки, з щільністю в межах, заданих користувачем.

Заповнення комірок відбувається в три етапи. Спершу заповнюється 6 сегментів комірки навколо нульової координати. Далі всі значення додаються в один масив. Далі цей масив екстраполюється на всі сигнальні точки сузір'я АМБС шляхом додавання координат.

Заповнення комірок відбувається в три етапи. Спершу заповнюється 6 сегментів комірки навколо нульової координати. Далі всі значення додаються в один масив. Далі цей масив екстраполюється на всі сигнальні точки сузір'я АМБС шляхом додавання координат.

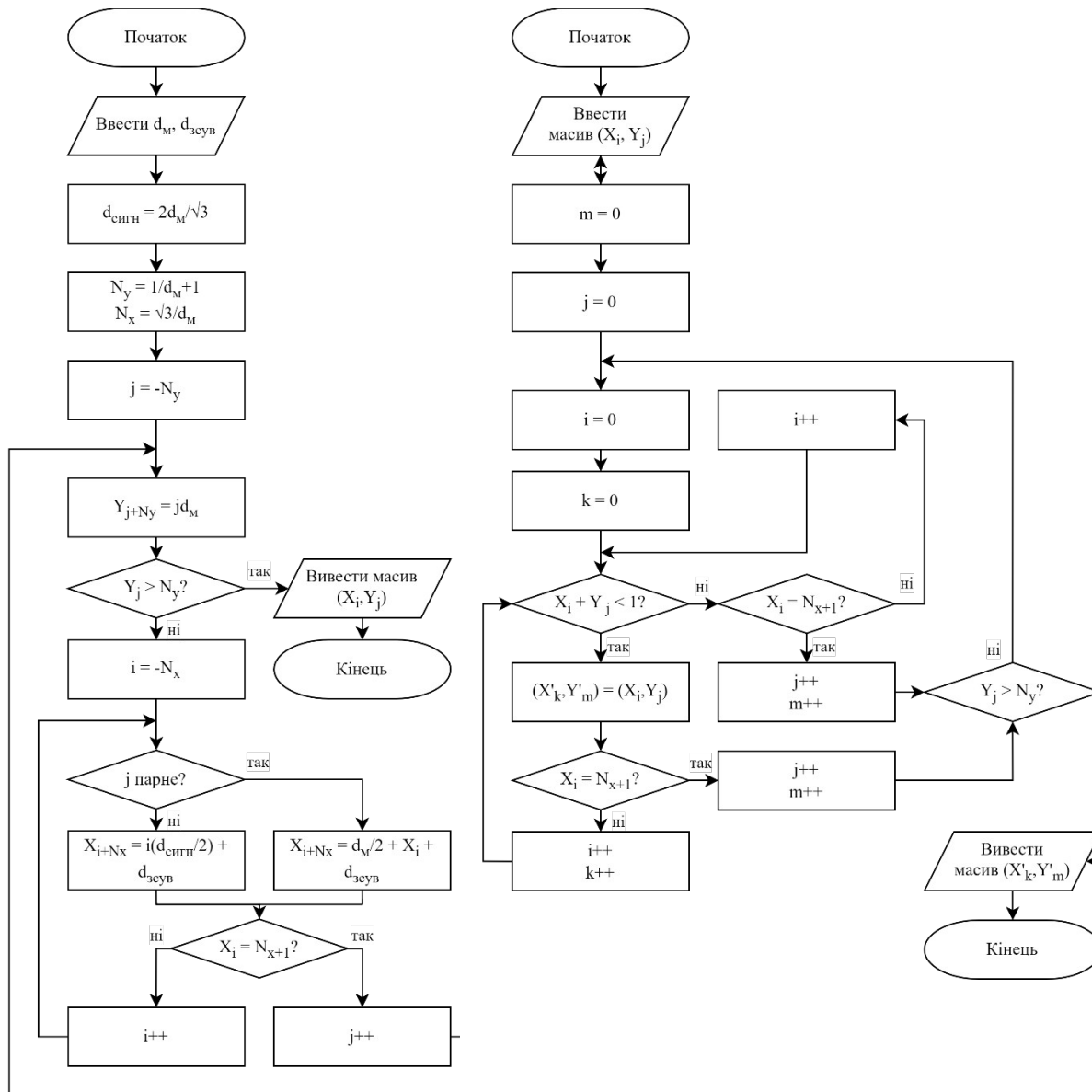


Рис. 3.14. Блок-схема алгоритму розрахунку координат окремих символів сигналу АМБС (зліва) і фільтрування точок з-поза одиничного кола (справа)

Загалом нейронні мережі можуть вирішувати два види задач – задачі класифікації і задачі регресії. Ці види відрізняються характером даних, які отримуються на виході нейронної мережі – у випадку, коли вирішується задача класифікації – отримується об’єкт (або підтвердження приналежності вхідних даних до певної групи об’єктів), у іншому випадку, коли вирішується задача регресії – отримується число.

У випадку задачі демодуляції з допомогою нейронних мереж вихідними даними є окремі символи сигналів, які, в свою чергу можуть бути представлені і як об'єкти і як числа – що залишає певний простір для маніпуляцій.

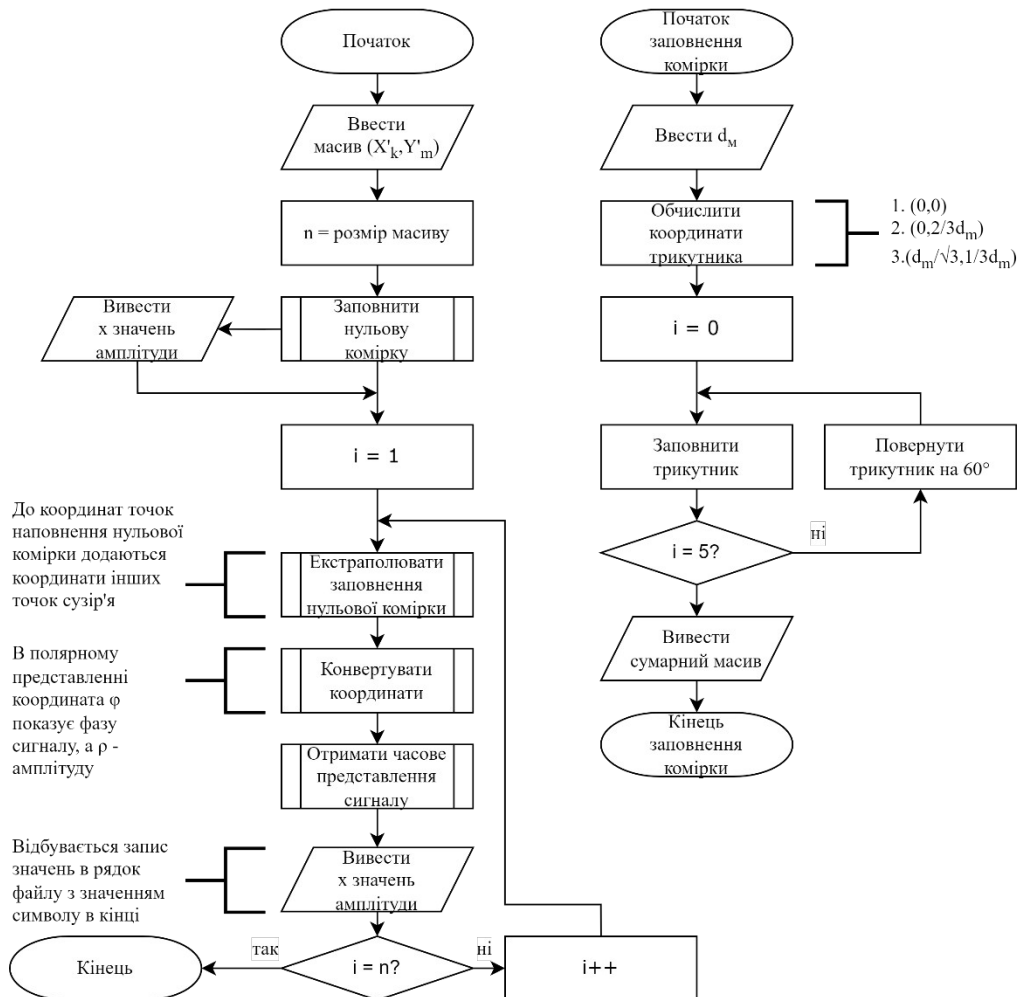


Рис. 3.15. Блок-схема підпрограми фільтрування точок за межами одиничного кола

## 3.2. Реалізація одновимірної згорткової нейронної мережі оброблення радіосигналів

### 3.2.1. Вибір архітектури та параметрів нейронної моделі

Користуючись попередньо виконаними розрахунками, можна скласти загальний алгоритм роботи, який можна поділити на 3 частини (включно з самою нейронною мережею) (рис. 3.16).



Рис. 3.16. Загальний алгоритм роботи

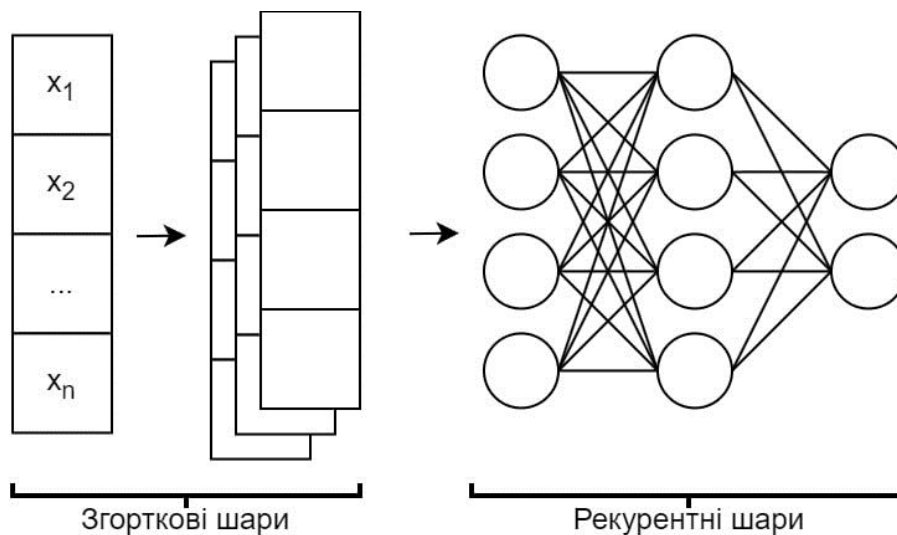
Готова модель повинна буде містити згорткові шари для визначення локальних особливостей та повнозв'язні шари для узагальнення локальних особливостей в одну цілісну картину, що дасть змогу ефективно декодувати сигнал (рис. 3.17). Попередньо отримані варіації вектора  $\bar{x}$  будуть виконувати роль вхідних даних сформованої мережі.

Додавши згорткові та повнозв'язні шари, можна отримати сумарне відображення мережі [87]:

$$\bar{y}_t = f_{\text{вих}} \left( f_{\text{ЗНМ}} \left( \sum_{i=1}^{n_{\text{ЗНМ}}} \left( f_{\text{ПНЗ}} (W_{\text{ПНЗ}} \cdot \bar{x}_i + W_{\text{ПНЗ}t-1} \cdot \bar{y}_{t-1} + b_{\text{ПНЗ}}) \right) + b_{\text{ЗНМ}} \right) + b_{\text{вих}} \right), \quad (3.16)$$

де  $y_t$  – вихідне значення всієї мережі,  $f_{\text{вих}}$  – функція активації на виході мережі,  $f_{\text{ЗНМ}}$  – сумарна функція активації згорткових шарів,  $f_{\text{ПНЗ}}$  – сумарна функція активації рекурентних шарів,  $W$  – матриця вагових коефіцієнтів,  $b_{\text{ПНЗ}}$  – зсув повнозв'язного шару,  $b_{\text{ЗНМ}}$  – зсув згорткового шару,  $b_{\text{вих}}$  – зсув функції активації на виході.





*Рис. 3.17. Приблизна структура моделі*

Надалі формується кінцева модель (рис. 3.18). В якості входу виступає послідовність з 48 числових значень, що відповідають 16 послідовним символам (по 3 значення амплітуди на символ).

Вибір конкретних структурних елементів (таб. 7) кінцевої моделі обумовлений ключовою особливістю згорткових шарів – інваріантністю щодо зсувів. Тобто згорткові шари можуть виявляти фрагменти символів чи цілі символи як особливості, незалежно від їхнього розміщення у вхідній послідовності, а наступні рекурентні шари аналізують сформовані в згорткових шарах матриці особливостей в контексті всієї вхідної послідовності.

Також варто відзначити, що в згорткових шарах зазначений параметр “обрамлення”. Оскільки при проведенні згортки автоматично зменшується розмірність даних, варто використовувати параметр “обрамлення” - до крайніх елементів у даних, що обробляються, додають нульові значення, таким чином зберігаючи дані в повному обсязі і запобігаючи втраті значень першого та кінцевого символів [4].

Таблиця 7. Структурні елементи кінцевої моделі

Шар	Розмірність	Призначення
Input	48 (16,3)	Вхідний шар - 48 значень, що відповідають 16 послідовним символам 8-АМБС
Conv1D ReLu	48x32	Перший згортковий шар - визначення більш поверхневих особливостей вхідного сигналу
Pooling	-	Перший пулінговий шар - узагальнення особливостей та зменшення ширини даних, що обробляються
Conv1D ReLu	24x64	Другий згортковий шар - визначення більш абстрактних особливостей вхідного сигналу
Pooling	-	Другий пулінговий шар - кінцеве узагальнення особливостей перед переходом до рекурентних шарів
Flatten	768	Розгладжувальний шар - перетворення сформованих мап особливостей в одну одновимірну послідовність
FC ReLu	128	Повнозв'язний шар - аналіз особливостей в контексті всього фрагменту сигналу (послідовності з 16 символів)
FC Softmax	128	Вихідний шар - кінцева класифікація отриманих результатів
Reshape	16,8	Групування результатів класифікації для простішої інтерпретації результатів

Розроблена математична модель нейронної мережі (рис. 5) оброблення радіосигналів, на відміну від інших, обробляє недетерміновані радіосигнали і базується на використанні операції згортки одновимірних даних, що демонструє вищу достовірність оброблення радіосигналів за рахунок інваріантності щодо зсуву та виявлення абстрактних закономірностей зміни параметрів сигналів при мінімізації затребуваних обчислювальних потужностей.

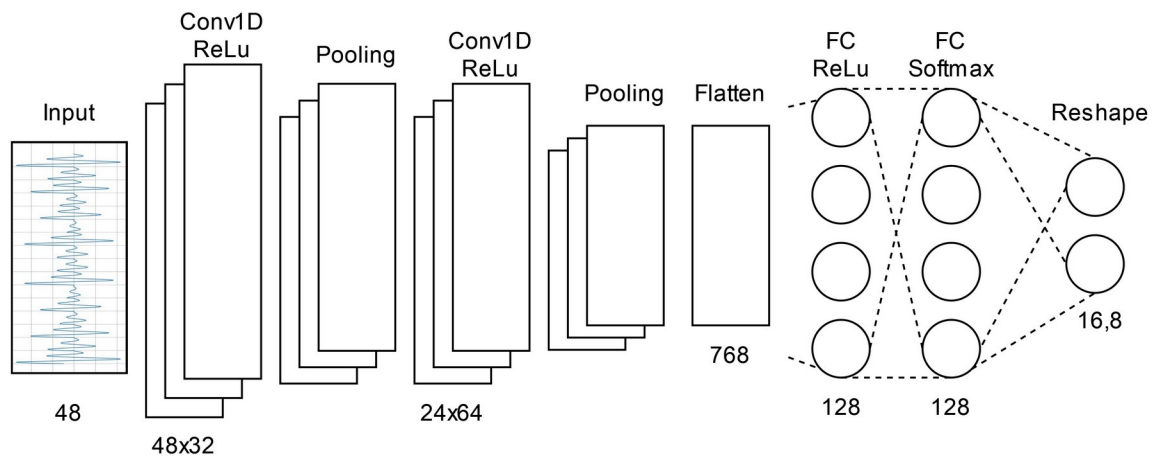


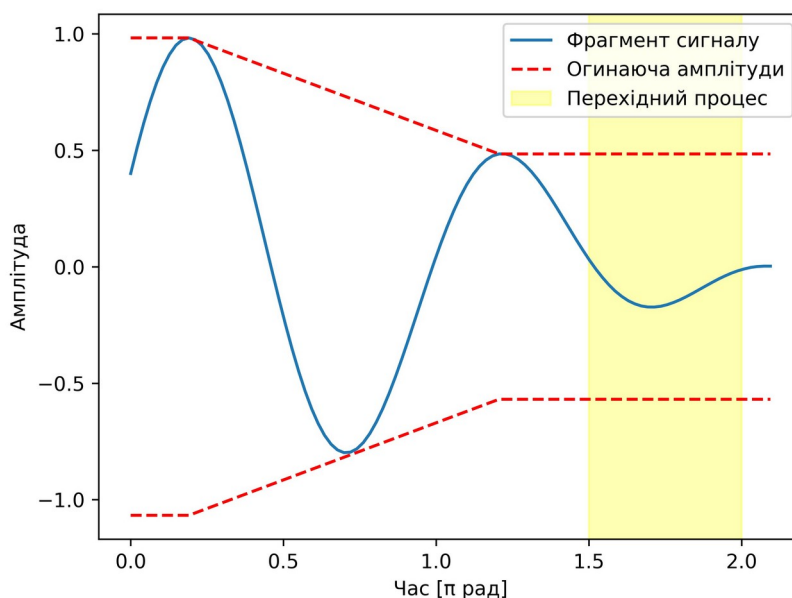
Рис. 3.18. Будова сформованої моделі

Вхідний шар (Input) має розмірність, яка визначається кількістю точок дискретизації в одному періоді сигналу ( $2\pi$ ) та кількістю символів, що визначаються за один цикл роботи системи. Тобто при 3 точках дискретизації та 16 символах, що визначаються одночасно, розмірність вхідного шару буде 48.

Згорткові шари (Conv1D) виконують функцію визначення локальних особливостей сигналу. Збільшення кількості згорткових шарів збільшує абстрактність особливостей, що виявляються, але також може привести до перенавчання. У запропонованій моделі, беручи до уваги розмірність вхідних даних, вирішено використовувати 2 згорткових шари. Також варто взяти до уваги те, що розмірність вихідних даних кожного згорткового шару відповідає розмірності вхідних даних. У контексті задачі оброблення сигналів особливо важливим є зберігання розмірностей даних при

виконанні згортки, тому до масивів даних, що обробляються в згорткових шарах, додаються нульові перший та останній елемент.

Внаслідок малої частоти дискретизації вхідного сигналу складно точно описати, які саме локальні особливості визначаються системою, але можна зробити деякі припущення. Зокрема, можна припустити, що штучна нейронна мережа здатна виявляти такі закономірності як огинаючі амплітуди та перехідні процеси. Оцінка ефективності сформованої моделі зміна амплітуди на всій тривалості символу та перехідні процеси при зміні символу (рис. 3.19).



*Рис. 3.19. Імовірні особливості сигналу, що визначаються сформованою моделлю*

Шари об'єднання (Pooling) виконують функцію узагальнення особливостей. Це потрібно для того, щоб зменшити розмірність вихідних даних з попередніх згорткових шарів та виділити найбільш важливі особливості.

Шар вирівнювання (Flatten) є проміжним шаром між згортковою та рекурентною частинами сформованої моделі штучної нейронної мережі. Цей шар виконує функцію перетворення багатовимірних особливостей в

одновимірний масив, щоб надалі аналізувати ці особливості в загальному контексті.

Повнозв'язні шари (FC) використовуються для аналізу всього масиву локальних особливостей і формування на основі нього певної функції параметрів.

Функція активації проміжних шарів розробленої моделі – випрямлений лінійний вузол (ReLU). Вибір такої функції дає змогу уникати проблеми зникання градієнту, але може вимагати більш точного налаштування параметрів регуляризації для того, щоб уникати стану, коли вихід шару з такою функцією активації перестає залежати від входу.

Функція активації вихідного шару – нормована експоненційна функція (Softmax). Використання цієї функції доцільне у випадку використання перехресної категоричної ентропії в якості функції втрат.

Також, беручи до уваги те, що вхідна послідовність містить більше одного символу, – буде логічно звести вихідні дані до відповідної форми. Для цього в моделі є шар зміни форми (Reshape). При встановленні параметрів цього шару враховано те, що у вхідній послідовності є 16 символів, і вид модуляції сигналу складається з 8 різних символів.

### **3.2.2. Обґрунтування вибору інструментів та бібліотек для формування моделі**

Обрана архітектура мережі - одновимірна згорткова (з двома згортковоими та двома повнозв'язними шарами), орієнтована на оброблення сигналів у фрагментах, що містять 16 символів кожен. Таку архітектуру обрано, оскільки:

- Згорткові шари визначають важливі особливості в даних, використання двох шарів дає змогу виявляти більш абстрактні особливості, ніж це було б можливо традиційними способами оброблення сигналів.

- Повнозв'язні шари виконують функцію узагальнення отриманої інформації та аналізу контекстуальних залежностей в вхідних фрагментах сигналів, що є важливим для достовірного оброблення сигналів.

Така комбінація створює основу для ефективної системи оброблення сигналів із використанням ЗНМ, що спроможна вирішувати складні завдання в реальному часі.

Для того щоб безпосередньо розробити програмний алгоритм, що формуватиме запропоновану модель, використано засоби мови програмування Python.

Python надає можливість ефективно обробляти великі обсяги даних, що особливо важливо саме в науках про дані, в машинному навчанні та штучному інтелекті.

Центральним інструментом в програмній реалізації є TensorFlow - потужний інструмент для створення та тренування нейронних моделей, зокрема для глибокого навчання.

TensorFlow характеризується можливістю проводити навчання нейронних моделей розподілено - на декількох процесорах чи ядрах. У випадку графічних процесорів така особливість стає дуже корисною за рахунок принципу їх роботи, який полягає в проведенні великої кількості паралельних обчислень. Такий принцип роботи особливо корисний для навчання і роботи нейронних мереж і значно пришвидшує їх роботу.

Також TensorFlow сумісний з різними ком'ютерними архітектурами, зокрема з ARM, що широко використовується в енергоефективних ком'ютерах та мобільних пристроях. Така особливість надалі полегшить програмно-апаратну реалізацію пристроїв із використанням запропонованої ЗНМ.

В якості високорівневого прикладного програмного інтерфейсу для TensorFlow обрано Keras. Keras розроблено з метою надати інструмент швидкого експериментування з глибоким навчанням та іншими видами ШНМ.

Keras характеризується відносною легкістю використання, що пояснюється організацією роботи через зручні абстракції та прості інструменти. Проте Keras підтримує не лише швидке прототипування, а й створення складних архітектур, що робить такий інструмент оптимальним для дослідницької роботи.

Для виконання додаткових обчислювальних задач використано бібліотеку NumPy. NumPy особливо корисна при роботі з великими масивами та матрицями і містить обширний набір математичних функцій для роботи з великими обсягами даних у різних формах.

Також варто згадати Pickle - модуль для переведення даних в послідовний формат та навпаки, тобто перетворення об'єктів Python в потоки байтів, які можуть надалі бути збережені у файл, який можна буде зчитати та перетворити назад в об'єкт.

Використання Pickle дає змогу зберігати точний стан моделі чи будь-якого іншого об'єкта Python під час виконання програми без потреби тренувати модель заново чи точно відтворювати робоче середовище.

Pandas є ще однією використаною бібліотекою Python, що полегшує роботу з великими обсягами даних, зокрема таблицями. Ця бібліотека розширює надає зручний інструментарій для завантаження, обробки та аналізу даних.

Pandas дає змогу легко маніпулювати табличними даними, проводити їх фільтрацію, сортування, групування і перетворення для подальшого аналізу. Також варто відмітити підтримку широкого спектру форматів, зокрема .csv, SQL, формати Microsoft Excel та ін.

### 3.3. Оцінка ефективності сформованої моделі

Для валідації ефективності вдосконаленої математичної моделі штучної нейронної мережі буде доцільно провести тестування на великому наборі фрагментів сигналів. Той самий набір фрагментів також було попередньо оброблено еталонною моделлю, яка є еквівалентном реального приймального пристрою, що працює з АМБС [12, 13]. Основним критерієм оцінки є кількість помилкових визначень символів під час обробки сигналів. Для виконання цієї задачі розроблено спеціальний алгоритм валідації (рис. 3.20).

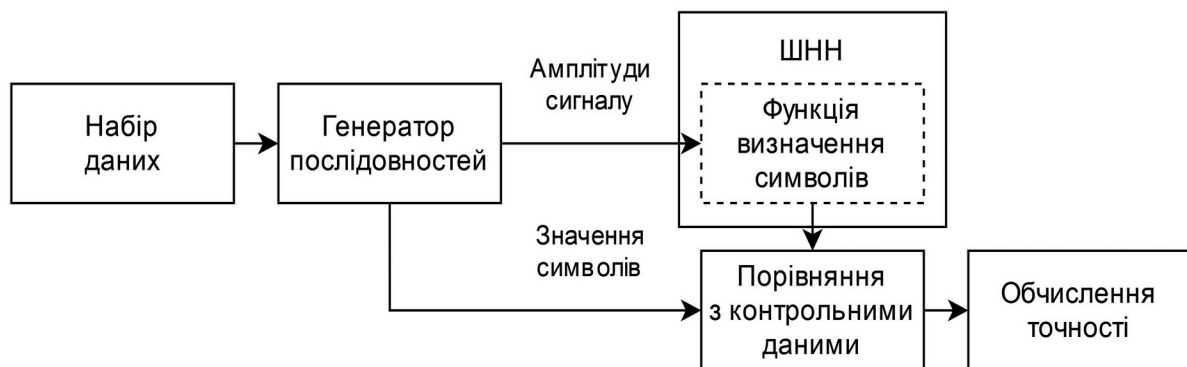


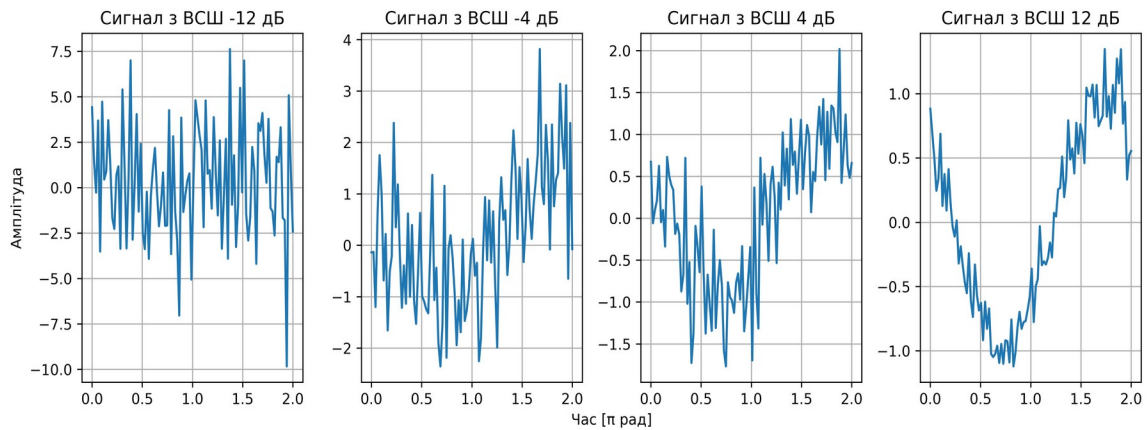
Рис. 3.20. Схема архітектури алгоритму валідації

Перевірочні вибірки не брали участь у навчанні, тому можна припустити, що результати тестування об'єктивні і дають змогу оцінити реальну здатність моделі коректно обробляти нові, раніше невідомі їй дані. Ключовим показником, який проаналізовано, стала імовірність помилки при розпізнаванні символів. Цей показник відображає відсоткове співвідношення помилково визначених символів до загальної кількості символів у вибірці. Слід зауважити, що тестування моделей проводилось при різних рівнях шумів на вхідних сигналах, що дозволило оцінити стійкість моделей до різних умов приймання радіосигналів і їхню здатність адаптуватися до різноманітних завад.

Вхідний набір даних містить декілька масивів значень амплітуди фрагментів сигналів з АМБС та масивів відповідних їм символів.



Масиви містять варіації фрагментів сигналу з різними рівнями доданих завад (рис. 3.21). У контексті цієї роботи з усього набору даних буде доцільно провести оцінку ефективності розробленої моделі в діапазоні відношень сигнал/шум від  $-12$  до  $4$  дБ.



*Рис. 3.21. Варіації першого символу сигналу при відношеннях сигнал/шум –  $12, -4, 4, 12$  дБ*

Генератор послідовностей формує з фрагментів сигналів у наборі даних часові послідовності з більшою кількістю символів. Це дає змогу оцінювати ефективність запропонованої моделі не лише в контексті окремих символів, а й в контексті їх послідовностей.

Далі засобами розробленої моделі на основі сформованої вхідної часової послідовності робиться висновок щодо послідовності символів, що відповідає цій часовій послідовності. Цей висновок порівнюється з контрольними даними.

Кількість циклів перевірки встановлюється з урахуванням бажаної точності. Якщо припустити, що для адекватної оцінки точності буде достатньо перевірити правильність оцінювання 10 тис. знаків на один рівень відношення сигнал/шум – то потрібно буде сформувати 625 послідовностей довжиною 16 символів. При оцінці сигналів з 5 різними відношеннями сигнал/шум кількість різних послідовностей становитиме 3125.

Після оброблення системою всіх послідовностей можна провести порівняння ефективності з відомою моделлю (табл. 8)

Таблиця 8. Порівняння достовірності еталонної та запропонованої моделей

Модель	ССШ, дБ	-12	-8	-4	0	4
Відома	Імовірність помилки, $\delta$	0.703	0.613	0.421	0.205	0.041
1D CNN		0.423	0.378	0.269	0.141	0.036

З даних в табл. 8 видно тенденцію зменшення імовірності символічної помилки запропонованої моделі в 1,5 разів у порівнянні з відомою моделлю (рис. 3.22). Додатково варто зазначити, що в процесі визначення ефективності як еталонної, так і запропонованої моделей не використовувались жодні методи кодування, що виявляли чи коригували б помилки.

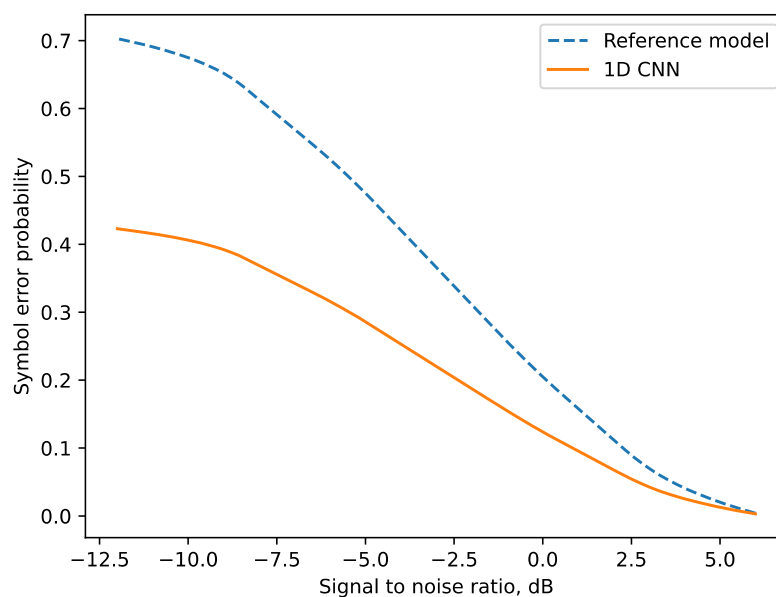


Рис. 3.22. Порівняння ефективності відомої та запропонованої моделей

Отримана залежність імовірності помилки від відношення сигнал-шум демонструє збільшення відносної ефективності визначення символів при зростанні рівня шуму.

Розроблена модель демонструє деякий приріст ефективності в порівнянні з відомою моделлю (рис. 3.22), що можна пояснити обраною структурою моделі. Така структура дає змогу сформувати систему, передавальна функція якої приблизно відповідає передавальній функції оптимального фільтра реального приймача. Але у випадку розробленої моделі замість апіорі визначеної форми сигналу використані апіорі визначені особливості сигналу, які модель виділяє із суміші сигналу з шумом.

Основна відмінність розробленої моделі від аналогічних оглянутих раніше полягає в специфіці виконуваної задачі – виконання процесу, аналогічного демодуляції та декодуванню сигналу, з допомогою штучної нейронної мережі, а не визначення вторинних характеристик сигналу.

Розроблений алгоритм валідації моделі разом з запропонованим раніше алгоритмом формування навчальних вибірок і, власне, самою моделлю утворюють разом цілісну структуру. В такій структурі процес валідації відбувається одразу після процесу навчання і дає змогу легше оцінювати роботу системи та швидко вносити потрібні зміни. При формуванні навчальних даних вказуються параметри структури сигнального сузір'я, параметри діапазону шумів, також кількості фрагментів на кожен символ. Вказані параметри діапазону шумів потім використовуються для валідації, таким чином даючи змогу найбільш ефективно оцінювати працездатність системи. Інтеграція всіх модулів в одну більш монолітну структуру дає змогу підвищити контроль над процесом навчання, який є найбільш важливою складовою формування нейронних моделей з одновимірними згортковими шарами.

Розроблений алгоритм валідації моделі дав змогу ефективно її оцінити та порівняти розроблену модель штучної нейронної мережі з максимально наближеною до реального приймального пристрою математичною моделлю.

Обмеження розробленої моделі та додаткових алгоритмів формування даних та валідації полягає в складності адаптації сторонніх наборів даних (таких як RadioML) для процесу навчання моделі, оскільки це зменшить контрольованість процесу навчання.

Як недолік розробленої системи можна визначити відсутність засобів попередньої оцінки кінцевої і проміжних передавальних функцій моделі. Такі засоби дали би змогу оцінювати характеристики моделі перед процесом компіляції і навчання.

### **3.4. Оцінка додаткових метрик сформованої моделі**

#### **3.4.1. Формування матриць невідповідностей**

Важливим інструментом оцінки ефективності моделей машинного навчання, що виконують задачу класифікації, є матриці невідповідності. Матриці невідповідності дають змогу детально візуалізувати характер відношення між реальними та визначеними моделлю класами, зокрема врахувати випадки, коли результати класифікації є неправильними.

Буде доцільним розглянути два крайні випадки роботи моделі - в умовах малого ВСШ (рис. 3.23) та великого ВСШ (рис. 3.25).

В умовах малого ВСШ можна спостерігати відносно хорошу відповідність передбачених класів реальним у випадку перших чотирьох символів і значне погіршення ситуації в наступній половині.

Оскільки всі класи є однаково репрезентованими в навчальних вибірках, висновок про нестачу даних для деяких класів є недоречним.

Відповідно, якщо репрезентація класів при навчанні є рівномірною, то можна зробити висновок про те, що такі помилкові визначення спричинені схожістю класів між собою. Також буде доцільним визначити які класи модель найчастіше «плутає» між собою (табл. 10).

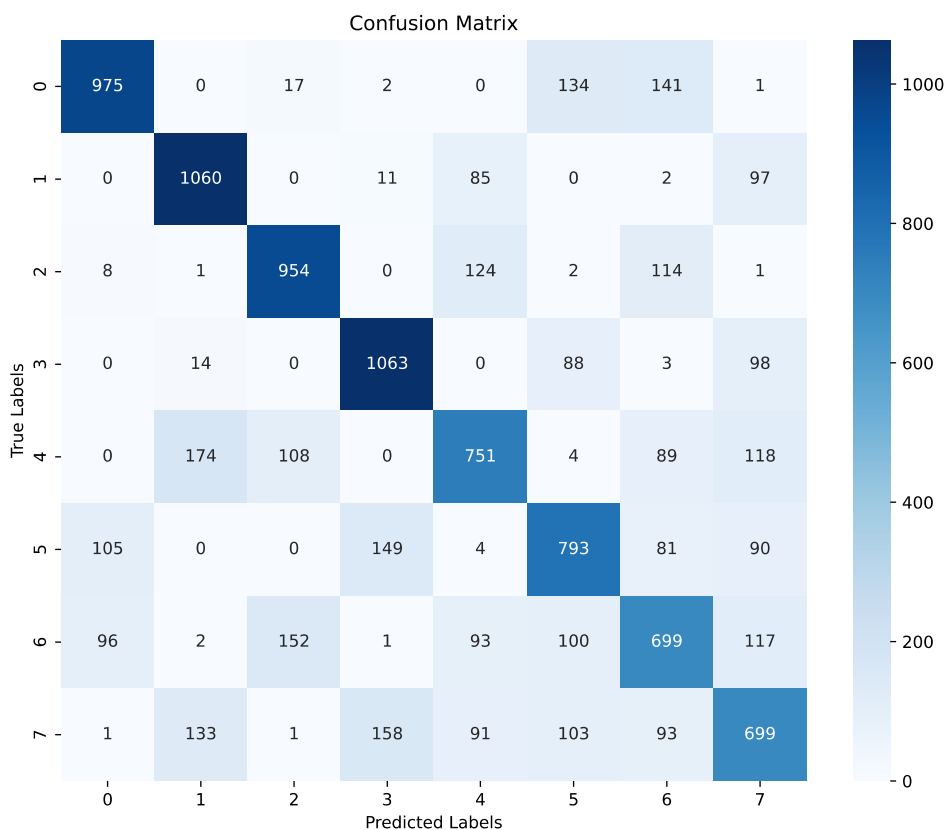


Рис. 3.23. Матриця невідповідностей при роботі моделі з ВСШ -12 дБ

Таблиця 10. Імовірності правильного прийняття символів

СИМВОЛ	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0,765	-	-	-	-	0,105	0,110	-
1	-	0,832	-	-	0,066	-	-	0,076
2	-	-	0,749	-	0,097	-	0,089	-
3	-	-	-	0,835	-	0,069	-	0,076
4	-	0,136	0,084	-	0,589	-	0,069	0,092
5	0,082	-	-	0,117	-	0,622	0,063	0,070
6	0,075	-	0,119	0	0,073	0,075	0,549	0,091
7	-	0,104	-	0,124	0,071	0,080	0,073	0,549

Для додаткового контексту буде доцільним графічно зобразити фрагменти усіх символів 8-АМБС (рис. 3.24).

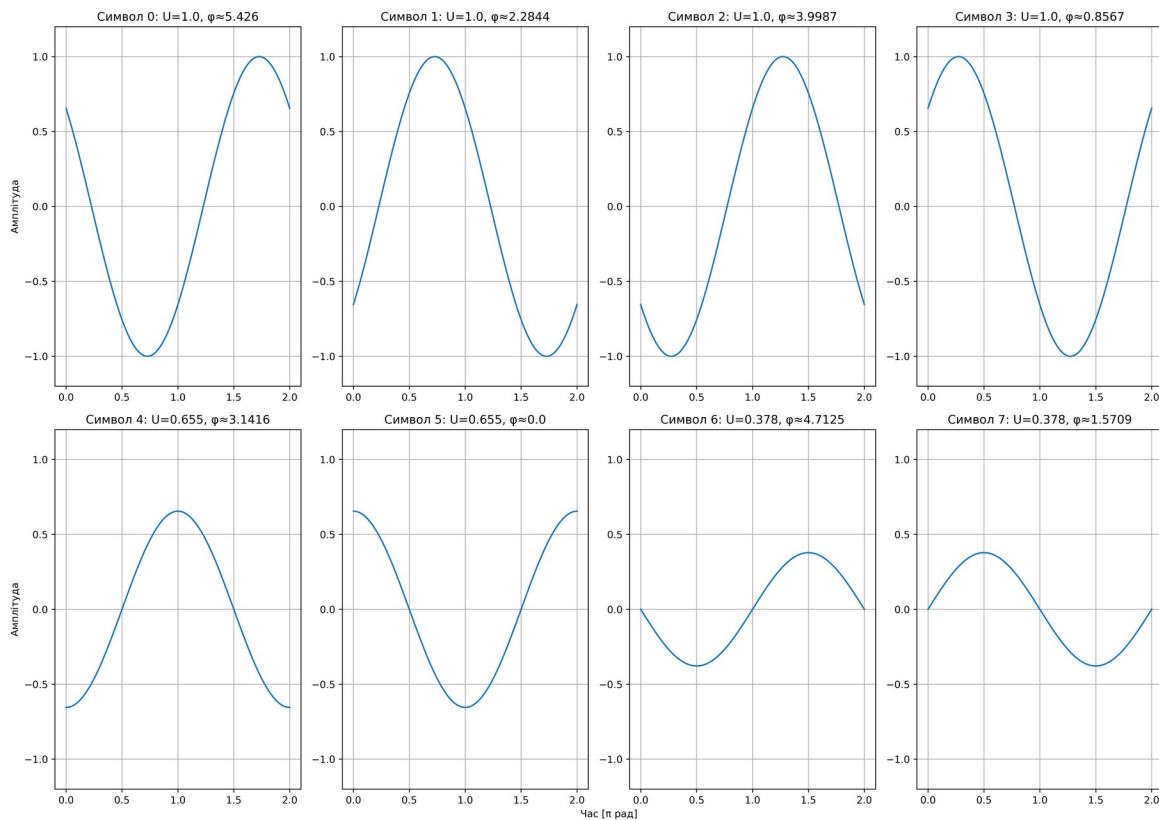
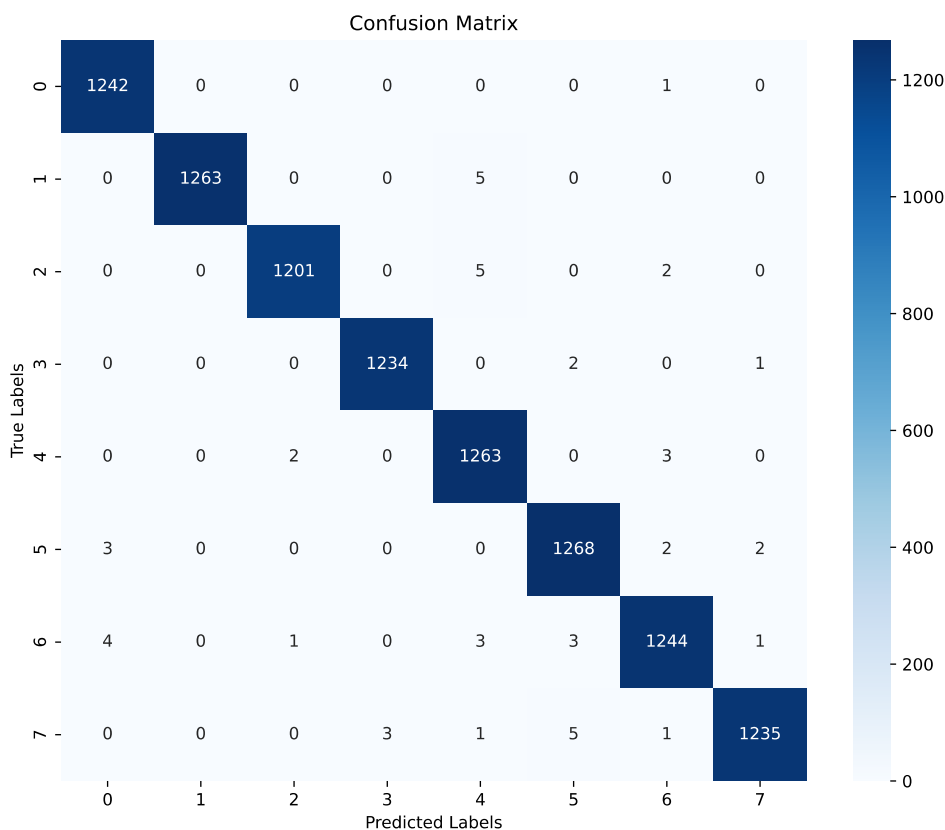


Рис. 3.24. Символи 8-АМБС

Аналогічним чином можна проаналізувати роботу моделі при високому ВСШ - 6 дБ (рис 3.25). В такому випадку імовірність помилки є дуже малою ( $\sim 0,05$ ), відповідно можна спостерігати чітку відповідність реальних класів передбаченим.

Проте варто зазначити, що та характер виникнення помилок, що трапляються і у випадку роботи моделі з ВСШ 6 дБ, є схожим на характер помилок, що виникають при роботі моделі з ВСШ -16 дБ. Наприклад, символ 5 може помилково сприйнятись системою як символ 0 чи символи 6, 7 і така тенденція спостерігається незалежно від рівня ВСШ.



*Рис. 3.25. Матриця невідповідностей при роботі моделі з ВСШ 6 дБ*

Загалом проведений аналіз вказує на те, що розроблена модель легше розрізняє символи за їх фазами, ніж за амплітудами, і також має деякий дисбаланс в сторону символів з більшою амплітудою при класифікації.

Спосіб вирішення виявлених проблем може полягати у використанні зваженої навчальної вибірки та точнішому підлаштуванні параметрів регуляризації та вагових коефіцієнтів окремих шарів мережі. Втім складність втілення таких рішень полягає в тому, щоб зберегти ймовірності правильного розпізнавання перших чотирьох символів на наявному рівні.

### 3.4.2. Оцінка затребуваної обчислювальної потужності та швидкодії

Для оцінювання затребуваної обчислювальної потужності потрібно врахувати деякі фактори.

Варто врахувати положення стандарту арифметики операцій з плаваючою комою IEEE [88]. В цьому стандарті описано різні методи для бінарних та десяткових арифметичних операцій з плаваючою комою, а також враховано різні кількості бітів (16, 32 та 64 біт), в яких можуть бути представлені дані, з якими слід проводити арифметичні операції.

В якості показника складності обчислень, що будуть проводитись при використанні запропонованої нейронної моделі буде зручно використати нотацію Ландау. Це дає змогу оцінити потрібний для виконання окремих операцій час, в конкретному випадку операцій множення. В конкретному випадку зроблено припущення, що всі числа, що будуть перемножені в ході роботи нейронної моделі - будуть представлені у 64-бітному вигляді. Таким чином відношення « $O$ » буде дорівнювати  $O(1)$  (тобто для виконання операції множення буде достатньо виконання однієї машинної інструкції).

Також варто врахувати характеристики конкретного комп'ютера, на якому буде проведено оцінку затребуваної потужності та швидкодії (табл. 10).

Таблиця 10. Характеристики процесора тестового комп'ютера

Модель	Тактова частота, ГГц	Кількість ядер	Набір інструкцій	Операції за цикл
Ryzen 5 2600	3.4-3.9	6	AVX	8

Взявши до уваги зазначені параметри, можна розрахувати кількість операцій множення в кожному шарі моделі (табл. 11).



Таблиця 11. Кількість операцій множення в моделі

№	Шар	Розмірність	Операції множення
1	Conv1D ReLu	48×32	48×32×3 = 4608
2	Pooling	-	-
3	Conv 1D ReLu	24×64	24×32×64×3 = 147456
4	Pooling	-	-
5	Flatten	-	-
6	FC ReLu	768	768×128 = 98304
7	FC Softmax	128	128×128 = 16384
8	Reshape	-	-
9	Вся модель	-	266752

Отже, якщо процесор дає можливість виконувати 8 операцій множення за цикл, то для визначення одного символу потрібно буде 33344 такта. Якщо в секунду відбувається  $3.4 \times 10^9$  тактів - то для визначення одного символу потрібно буде 9,81 мкс. Тобто частота символного визначення становитиме 101,93 кГц. Якщо задіяти усі фізичні ядра процесора - то можна збільшити частоту символного визначення в 6 разів - до 611,58 кГц, або навіть більше - якщо використовувати технологію «Hyper-Threading», яка дає змогу задіяти 12 потоків процесора.

### 3.5. Висновки до 3-го розділу

Обрана архітектура одновимірної ЗНМ була спеціально адаптована для аналізу часових послідовностей фрагментів сигналів, що відповідають певній кількості послідовно переданих символів. Описана архітектура включає два згорткових та два рекурентних шари, що дає змогу детектувати важливі особливості сигналів та аналізувати їх в часовому контексті. Таке поєднання згорткових та рекурентних шарів дає змогу

ефективно виконувати комплексні завдання, зокрема класифікацію чи регресійний аналіз в рамках обраних сигнальних послідовностей.

Вибір інструментів Python, TensorFlow, Keras, Numpy, Pandas для реалізації та тестування моделі було обґрунтовано потребою в швидкості розроблення, гнучкості та здатності до масштабування сформованих моделей. Python та згадані бібліотеки надають потужні, інтуїтивно зрозумілі інструменти для маніпуляцій з даними, тренування ШНМ та оцінювання їх роботи. Використання саме таких інструментів сприяло ефективному процесу розроблення моделі, забезпечуючи високу продуктивність та точність.

Ефективність розробленої моделі була оцінена за допомогою спеціально розроблених алгоритмів, основним критерієм яких виступала імовірність символної помилки. Згідно з представленими даними, запропонована модель продемонструвала зменшення імовірності помилки в 1,5 рази порівняно з еталонною моделлю при ВСШ -12 дБ.

Важливо зазначити, що при оцінюванні ефективності обох моделей не застосовувались жодні методи кодування, що могли б виявляти або коригувати помилки. Крім того, для додаткової перевірки точності моделі використовувались вбудовані функції аналізу ефективності в бібліотеці Keras, які також підтвердили високий рівень продуктивності нейронної мережі у порівнянні з традиційними підходами. Результати тестування вказують на значні переваги використання розробленої моделі для завдань розпізнавання та аналізу радіосигналів, демонструючи її потенціал для подальших досліджень та вдосконалення.

Загалом завдяки використанню актуальних методів машинного навчання та обчислювальних інструментів розроблена система показала високу ефективність і продемонструвала можливості сучасних ШНМ в виконанні завдань оброблення сигналів.

## РОЗДІЛ 4

### ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО ПІДХОДУ ДО ПРИЙМАННЯ РАДІОСИГНАЛІВ

#### **4.1. Програмно-апаратна реалізація приймального пристрою із використанням згорткової нейронної мережі**

Однією з особливостей середовища GNU Radio є можливість використовувати не тільки апріорі визначених в бібліотеці gnuradio блоки, але й інтегрувати нові алгоритми оброблення сигналів у моделях – у вигляді скриптів Python чи C++. Блоки зі скриптами можуть приймати дані з інших елементів моделі та обробляти їх за визначеною у скриптах логікою.

Сформований блок оброблення сигналів (рис. 4.1) приймає миттєві значення сигналів на вхід та видає відповідні їм бітові послідовності на виході. Принцип роботи сформованого блоку полягає в підвантаженні апріорі скомпільованої одновимірної згорткової нейронної мережі оброблення сигналів 8-АМБС. При налаштуваннях частоти дискретизації моделі передавача (рис. 2) на 4 вибірки та кількості символів, що одночасно обробляться - на 16, розмірність входу штучної нейронної мережі становитиме 64.

Використання згорткових шарів на початкових етапах оброблення сигналу дає ШНМ змогу виявляти важливі локальні особливості вхідного сигналу без урахування їх точного положення в часі - надаючи їй здатність до інваріантності за зсувом. Це важливо, оскільки радіосигнали можуть мати властивості, що зміщуються у часі через доплерівські ефекти або через непостійність радіоканалу.

Подальше застосування шарів пулінгу дає змогу узагальнити отриману інформацію, роблячи мережу менш чутливою до незначних відхилень у вхідних даних та зменшуючи обсяг даних, що обробляються.

Послідовне застосування другого згорткового шару дає можливість аналізу більш складних та абстрактних шаблонів, виявлення яких традиційними методами оброблення сигналів може бути доволі складним або взагалі неможливим.

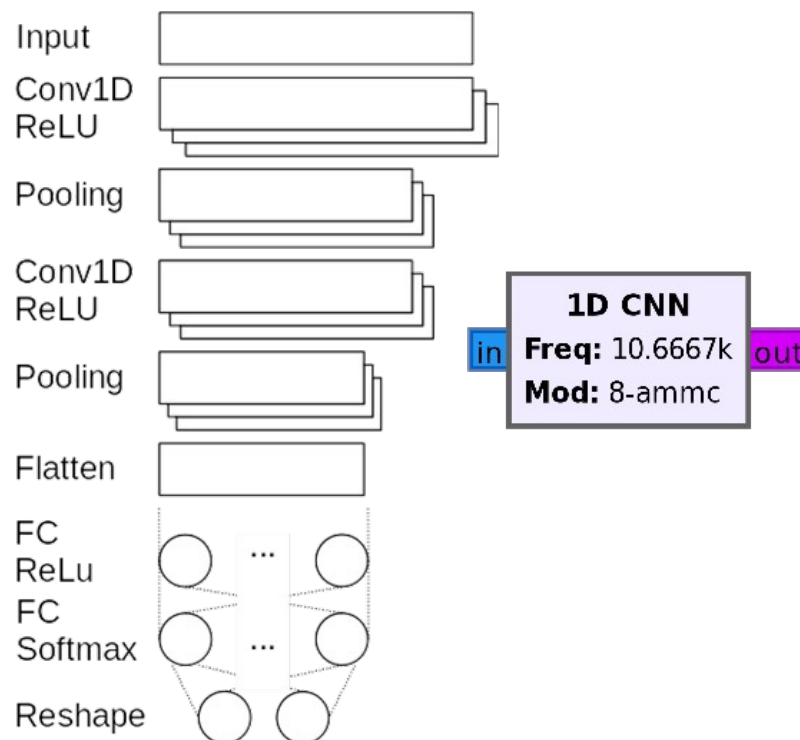


Рис. 4.1. Об'єкт сигнального сузір'я АМБС

Останнім кроком в обробленні сигналу з допомогою ШНМ є повнозв'язні шари, які відіграють ключову роль у отриманні висновків із виявлених особливостей, а також у формуванні остаточного результату – класифікації вхідних сигналів. Функція повнозв'язних шарів полягає в узагальненні отриманих особливостей та аналізі їх у загальному контексті прийнятого фрагменту сигналу, а також виведення результатів.

Завершальним етапом у процесі обробки є приведення вихідних даних до формату, зручного для інтерпретації та подальшого використання.

Вихідні дані представляються у вигляді масивів ймовірностей потенційних результатів для кожного символу, що значно полегшує їх аналіз та визначення кінцевого прийнятого сигналу.

В результаті можна замінити стандартну схему демодуляції схемою на основі блоку з одновимірною ЗНМ (рис 4.2).

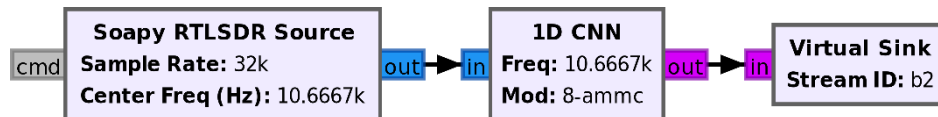


Рис. 4.2. Схема демодулятора на основі одновимірної ЗНМ

В якості апаратного засобу для приймання сигналів АМБС обрано RTL-SDR внаслідок його широкого розповсюдження та здатності здійснювати приймання великого спектра частот.

Використання приймачів стандарту DVB-T, адаптованих для роботи як ПВР, дає змогу застосовувати їх у різноманітних радіотехнічних проектах, зокрема цифрову обробку сигналів.

Під час вибору комп'ютера для реалізації обчислювальних процесів вирішено віддати перевагу одноплатному комп'ютеру Pine A64-LTS, який працює на базі процесора ARM Cortex A53 (рис. 4.3). Цей вибір обумовлений його енергоефективністю, компактністю та достатньою обчислювальною потужністю для роботи потрібного програмного забезпечення. Сумісність GNU Radio та TensorFlow з архітектурою ARM дає змогу безпроблемно переносити розроблені алгоритми на цю платформу з систем на базі архітектури x86-64, забезпечуючи універсальність та масштабованість системи.

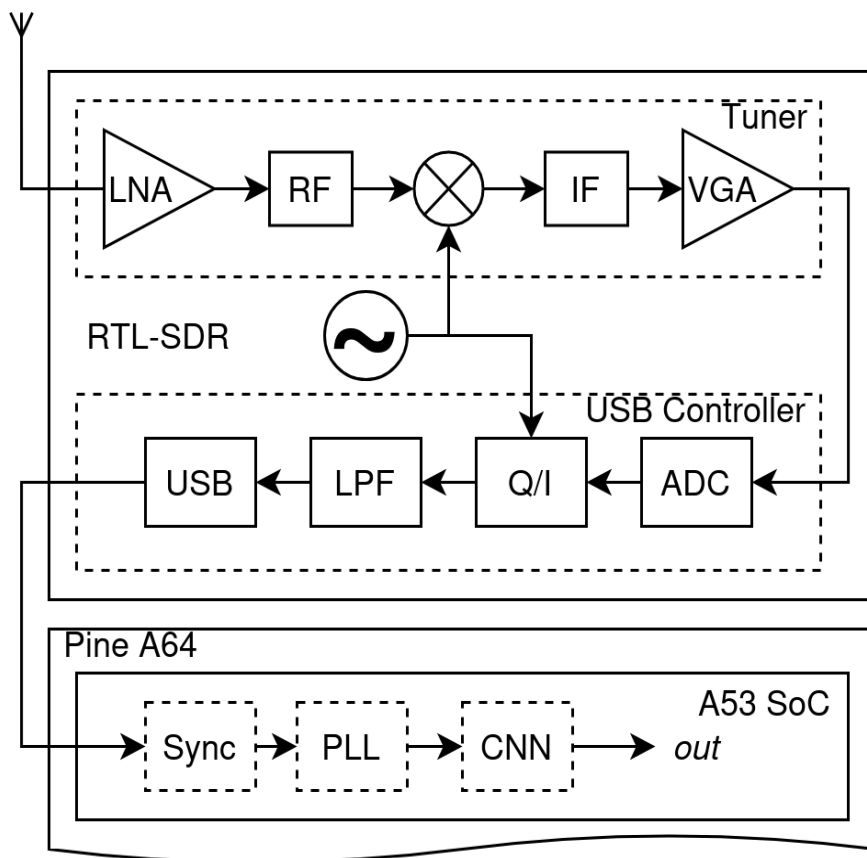


Рис. 4.3. Приймач RTL-SDR з дипольною антеною, підключений до одноплатного комп'ютера Pine A64

**Антенa.** Приймає радіочастотні сигнали з навколишнього середовища. Її дизайн і характеристики визначають частотний діапазон та ефективність приймання сигналів.

**Підсилювач з низьким шумом (LNA).** Підсилює слабкі сигнали, які приймаються антеною, мінімізуючи внесення додаткового шуму, що є критично для збереження якості сигналу.

**Підсилювач радіочастоти.** Далі підсилює радіочастотні сигнали перед подачею їх на змішувач, забезпечуючи достатній рівень амплітуди для ефективного змішування.

**Змішувач з проміжною частотою.** Конвертує вхідні радіочастотні сигнали у сигнали проміжної частоти (IF) за допомогою гетеродина, що знижує частоту сигналів для спрощення подальшої обробки.

**Фільтр проміжної частот.** Видаляє небажані сигнали та шум з вихідного сигналу змішувача, залишаючи лише потрібний діапазон проміжної частоти.

**Змінний підсилювач.** Регулює рівень сигналу IF для оптимального перетворення аналого-цифровим перетворювачем, забезпечуючи адекватне динамічне діапазонне відношення.

**Аналого-цифровий перетворювач (ADC).** Перетворює аналогові сигнали IF на цифрову форму, що дозволяє подальше програмне оброблення сигналів.

**Диференційний змішувач (для формування інфосигналів USB).** Отримує цифровий IF сигнал з ADC та формує з нього базові інформаційні сигнали, такі як USB (Upper Side Band), видаляючи непотрібні частини сигналу.

**Фільтр низької частоти.** Фільтрує високочастотні шуми та небажані складові з інформаційних сигналів, забезпечуючи чистішу форму для подальшого аналізу.

**Інтерфейс USB з підключенням до комп'ютера Pine A64.** Транслює цифрові дані в комп'ютер для подальшої обробки, включаючи синхронізацію, фазове підлаштування, та власне оброблення сигналів за допомогою одновимірної згорткової нейронної мережі, реалізованої на базі Pine A64.

Схема дає змогу організувати комплексний підхід до перехоплення, обробки та аналізу радіосигналів в SDR системі, забезпечуючи високу ефективність обробки і точність ідентифікації сигналів.

## **4.2. Схема експериментального дослідження достовірності нейромережевого підходу до приймання радіосигналів**

Для проведення експериментального дослідження приймання сигналів АМБС із використанням приймача на основі RTL-SDR з дипольною антеною розроблено план експерименту, що включає підготовку, збір та аналіз даних.

### **План експерименту:**

1. Передавач АМБС налаштовується на визначену частоту, із заздалегідь встановленим сузір'ям модуляції, використовуючи визначену таблицю модуляції для амплітуди та фази.
2. Дипольна антена приймача RTL-SDR розміщується таким чином, щоб оптимізувати приймання сигналу.
3. Передавач генерує тестову послідовність сигналів, яка записується безпосередньо з виходу передавача, як контрольний набір даних.
4. Приймач RTL-SDR приймає сигнал, який потім записується для подальшого аналізу. Під час запису важливо відзначити параметри, як-от час, сила сигналу та якість приймання.
5. Проводиться статистична оцінка для порівняння отриманих результатів із контрольними даними. Це включає визначення показника символної помилки при певному рівні ВСШ.

Беручи до уваги план експерименту, можна також скласти схему експерименту. Центральним елементом схеми є приймач ПВР (рис. 4.4), який включає антени, підсилювачі з низьким рівнем шуму, змішувачі, фільтри, аналого-цифрові перетворювачі та контролер на базі одноплатного комп'ютера Pine A64.



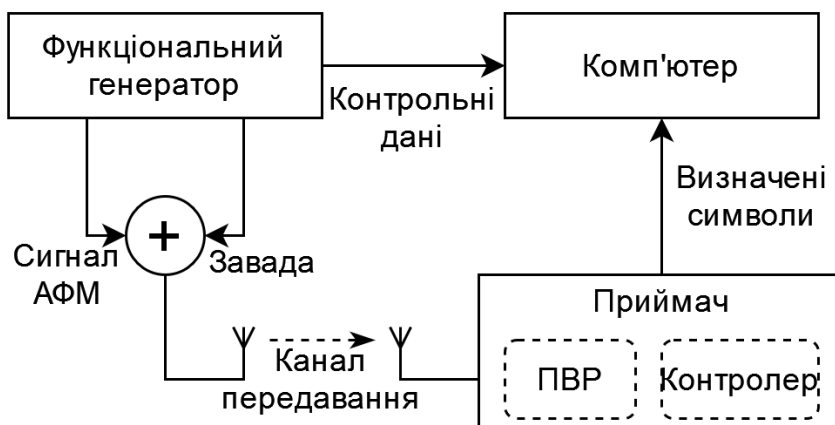


*Рис. 4.4. Приймач ПВР*

Цей приймач призначений для точного приймання та обробки радіосигналів, забезпечуючи синхронізацію, фазове підлаштування та демодуляцію сигналів за допомогою одновимірної згорткової нейронної мережі.

Функціональний генератор у схемі експерименту відповідає за створення тестових сигналів, що містять суміш корисного сигналу та шуму. Ці сигнали передаються через антену на вхід приймача ПВР.

Контрольні дані з функціонального генератора та визначені приймачем символи надалі порівнюються з допомогою статистичних інструментів. Такий підхід дозволяє всебічно оцінити ефективність роботи приймача та нейромережових алгоритмів обробки сигналів в умовах реального радіочастотного середовища (рис. 4.5).



*Рис. 4.5. Схема експерименту*

Проведені випробування схеми на прийняття сигналу показали, що при відношенні сигнал/шум -12 дБ та частоті дискретизації в 3 значення на символ, система демонструє імовірність символної помилки на рівні 0,48. Це перевищує показник імовірності в відомій моделі, який становить 0,7 [11]. Таке порівняння свідчить про те, що розроблена система має кращу ефективність в умовах низького ВСШ, що є індикатором її кращої достовірності та ефективності запропонованих алгоритмів оброблення сигналів навіть на межі технічних можливостей обладнання.

### **4.3. Висновки до 4-го розділу**

В рамках експериментального дослідження було виконано випробування одновимірної згорткової нейронної мережі, інтегрованої у програмно-апаратну реалізацію приймача на базі RTL-SDR і одноплатного комп'ютера Pine A64. Система була націлена на приймання і оброблення сигналів АМБС, що генеруються в контрольованому експериментальному середовищі.

Схема експерименту включала в себе використання генератора сигналів для створення вихідних АМБС сигналів та канал передавання, що імітував реальні умови передачі радіосигналів. Дані з генератора сигналів були записані як контрольний набір, в той час як дані, отримані з приймача, були використані для аналізу ефективності нейромережевої обробки.

Аналіз зібраних даних показав, що нейромережевий підхід до приймання та обробки радіосигналів забезпечує значне покращення в точності ідентифікації сигналів порівняно з традиційними методами, а саме зменшення імовірності символної помилки в 1,45 разів при ВСШ -12 дБ.

Порівняння контрольних даних із даними, отриманими від приймача, підтвердило здатність нейромережі ефективно розпізнавати та класифікувати різні типи сигналів в умовах шуму та інших завад, що є типовими для реальних радіоканалів.

Зібрані дані та їх аналіз вказують на високу ефективність розробленої програмно-апаратної реалізації. Використання одновимірної ЗНМ в ролі основного інструменту оброблення дало змогу значно покращити якість приймання та розпізнавання сигналів, демонструючи переваги машинного навчання в радіочастотних застосуваннях.

## ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі роз'язано актуальне науково-практичне завдання підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням нейронних мереж при мінімізації затребуваної обчислювальної потужності.

### **Основні результати дослідження:**

- 1. Аналіз методів оброблення радіосигналів та стандартів радіокомунікацій.** Було проведено глибокий аналіз сучасних тенденцій і стандартів у радіокомунікаціях, включаючи LTE, 4G, і Wi-Fi. Дослідження виявило значний потенціал використання штучних нейронних мереж для покращення методів обробки радіосигналів, що підтверджується активним інтересом наукової спільноти та наявністю значних напрацювань у цій галузі.
- 2. Розроблення імітаційної моделі приймача та передавача радіосигналів.** Було вдосконалено метод імітаційного моделювання приймального та передавального пристроїв з амплітудною модуляцією багатьох складових (АМБС), який, на відміну від існуючих, дає змогу обробляти радіосигнали в режимі реального часу, а також надає базис для імітації процесу оброблення радіосигналів із використанням моделей штучних нейронних мереж (ШНМ). Модель враховує вплив зовнішніх чинників, зокрема шуми та фазові зміщення, що дає змогу оптимізувати процес створення вибірок для навчання нейронних мереж. Встановлено, що достовірність (виражена мірою імовірності символної помилки) розробленої імітаційної моделі приймача є еквівалентною до відомих сучасних радіоприймальних систем з АМБС.

Також вперше запропоновано та досліджено метод формування масиву радіосигналів для навчання нейронних мереж, який, на

відміну від існуючих, базується на використанні комірок Вороного, що дало можливість спростити та впорядкувати процес навчання нейронних мереж для розпізнавання сигналів АМБС.

3. **Розроблення математичної моделі нейронної мережі.** Набула подальшого розвитку математична модель нейронної мережі оброблення радіосигналів, яка на відміну від інших, обробляє недетерміновані радіосигнали і базується на використанні операції згортки одновимірних даних, що забезпечує вищу достовірність оброблення радіосигналів за рахунок інваріантності щодо зсуву та виявлення абстрактних закономірностей зміни параметрів сигналів. Встановлено, що запропонована модель забезпечила зменшення імовірності помилки в 1,5 раз порівняно з відомими сучасними приймальними системами з АМБС при ВСШ -12 дБ.
4. **Реалізація та оцінка точності моделі.** Програмна реалізація математичної моделі з використанням Python, TensorFlow, і Keras дозволила провести глибоке тестування і оцінку точності моделі. Валідаційні тести підтвердили високу ефективність моделі в завданнях класифікації, забезпечуючи приріст достовірності в порівнянні з традиційними методами - у вигляді зменшення імовірності помилки в 1,5 раз при ВСШ -12 дБ.
5. **Верифікація методів на апаратній базі.** Інтеграція розробленої системи з апаратною платформою на базі RTL-SDR та Pine A64 підтвердила здатність методів штучних нейронних мереж до ефективного приймання та обробки радіосигналів в реальних умовах. В результаті експериментів встановлено, що запропоноване програмно-апаратне рішення забезпечило зменшення імовірності помилки в 1,3 раз порівняно з відомими сучасними приймальними системами з АМБС при ВСШ -12 дБ.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] I. V. Horbatiy, U. S. Carp, і I. R. Tsymbaliuk, «Modulator for implementation of amplitude modulation of many components», *Технологія і конструювання в електронній апаратурі*, вип. 3–4, с. 30–35, 2021, doi: 10.15222/ТКЕА2021.3-4.30.
- [2] I. Horbatiy, I. Tsymbaliuk, M. Kiselychnyk, і N. Diachenko, «Digitally Controlled RF Phase Shifter», в *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, IEEE, Лют 2020, с. 749–752. doi: 10.1109/TCSET49122.2020.235534.
- [3] І. В. Горбатий, А. П. Бондарев, і І. Р. Цимбалюк, «Модулятор для генерування сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових», представлена на Труді XXI Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології», Одеса, Трав 2020.
- [4] I. Tsymbaliuk і I. Horbatiy, «Approach to processing radio signals with amplitude modulation of many components using one-dimensional convolutional neural network», *East.-Eur. J. Enterp. Technol.*, вип. 6, вип. 9 (126), с. 14–22, Груд 2023, doi: 10.15587/1729-4061.2023.292854.
- [5] I. Horbatiy і I. Tsymbaliuk, «Neural Network Based Approach for Demodulation of Signals with Amplitude Modulation of Many Components», в *2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, IEEE, Лют 2022, с. 114–117. doi: 10.1109/TCSET55632.2022.9766952.

- [6] I. Horbatyi i I. Tsymbaliuk, «Neural Network Demodulation of Signals With Amplitude Modulation of Many Components», в *2021 IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*, IEEE, Жов 2021, с. 449–452. doi: 10.1109/PICST54195.2021.9772215.
- [7] І. В. Горбатий і І. Р. Цимбалюк, «Нейромережевий спосіб обробки радіосигналів для систем дистанційного зондування землі», представлена на Матеріали міжнародної науково-технічної конференції «Геофорум-2023», Львів-Брюховичі, Квіт 2023, с. 143–145.
- [8] І. Горбатий і І. Цимбалюк, «Метод формування вибірок сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових для навчання нейронних мереж», *Інфокомунікаційні Та Комп'ютерні Технології*, вип. 2, вип. 02, Січ 2022, doi: 10.36994/2788-5518-2021-02-02-12.
- [9] IEEE, «VIP\_ IEEE Std 802.11ac. Enhancements for Very High Throughput for Operation in Bands below 6 GHz», *IEEE 80211 Work. Group*, 2013.
- [10] IEEE, «IEEE Std 802.11ax-2021 Part 11 Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications», *IEEE Stand. Inf. Technol. Telecommun. Inf. Exch. Syst. Local Metrop. Area Networks—Specific Requir.*, 2021.
- [11] І. В. Горбатий і М. Б. Чорній, «Високоєфективна телекомунікаційна система на основі амплітудної модуляції багатьох складових», *Вісник Національного Університету Львівська Політехніка Радіоелектроніка Та Телекомунікації*, вип. 909, с. 23–28, 2018.
- [12] I. Horbatyi, «Approaches to the Construction of a Transmitting Device for Generating Signals Based on the Amplitude Modulation of Many Components», в *2020 IEEE International Conference on Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*, IEEE, Жов 2020, с. 373–377. doi: 10.1109/PICST51311.2020.9467977.

- [13] I. Horbatyi i M. Kiselychnyk, «Investigation of the Efficiency of Methods for Forming and Processing of Signals in Wireless Communication Systems», в *2018 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, IEEE, Бер 2018, с. 1–5. doi: 10.1109/UkrMiCo43733.2018.9047578.
- [14] I. V. Gorbatyy, «Investigation of the technical efficiency of state-of-the-art telecommunication systems and networks with limited bandwidth and signal power», *Autom. Control Comput. Sci.*, вип. 48, вип. 1, с. 47–55, Бер 2014, doi: 10.3103/S0146411614010039/METRICS.
- [15] I. V. Horbatyi i I. R. Tsymbaliuk, «Demodulator for processing signals with amplitude modulation of many components», представлена на Матеріали IV Міжнародної науково-практичної конференції «Прикладні науково-технічні дослідження», Івано-Франківськ, Квіт 2020, с. 85–86.
- [16] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj, i D. J. Inman, «1D convolutional neural networks and applications: A survey», *Mech. Syst. Signal Process.*, вип. 151, с. 107398, Квіт 2021, doi: 10.1016/J.YMSSP.2020.107398.
- [17] S. Kiranyaz, T. Ince, O. Abdeljaber, O. Avci, i M. Gabbouj, «1-D Convolutional Neural Networks for Signal Processing Applications», в *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Трав 2019, с. 8360–8364. doi: 10.1109/ICASSP.2019.8682194.
- [18] S. Kiranyaz, T. Ince, i M. Gabbouj, «Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks», *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, вип. 63, вип. 3, с. 664–675, Бер 2016, doi: 10.1109/TBME.2015.2468589.



- [19] S. Kiranyaz, T. Ince, R. Hamila, i M. Gabbouj, «Convolutional Neural Networks for patient-specific ECG classification», в *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Сеп 2015, с. 2608–2611. doi: 10.1109/EMBC.2015.7318926.
- [20] T. J. O’Shea, T. Roy, i T. C. Clancy, «Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification», *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, вип. 12, вип. 1, с. 168–179, Лют 2018, doi: 10.1109/JSTSP.2018.2797022.
- [21] T. J. O’Shea, N. West, M. Vondal, i T. C. Clancy, «Semi-supervised radio signal identification», в *2017 19th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, Лют 2017, с. 33–38. doi: 10.23919/ICACT.2017.7890052.
- [22] N. West, T. O’Shea, i T. Roy, «A Wideband Signal Recognition Dataset», в *2021 IEEE 22nd International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, Бер 2021, с. 6–10. doi: 10.1109/SPAWC51858.2021.9593265.
- [23] T. J. O’Shea, T. Roy, N. West, i B. C. Hilburn, «Demonstrating Deep Learning Based Communications Systems Over the Air In Practice», в *2018 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Жов 2018, с. 1–2. doi: 10.1109/DySPAN.2018.8610491.
- [24] T. O’Shea, K. Karra, i T. C. Clancy, «Learning approximate neural estimators for wireless channel state information», в *2017 IEEE 27th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, Бер 2017, с. 1–7. doi: 10.1109/MLSP.2017.8168144.
- [25] T. J. O’Shea, T. Roy, i T. Erpek, «Spectral detection and localization of radio events with learned convolutional neural features», в *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Сеп 2017, с. 331–335. doi: 10.23919/EUSIPCO.2017.8081223.

- [26] N. E. West i T. O'Shea, «Deep architectures for modulation recognition», в *2017 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Бер 2017, с. 1–6. doi: 10.1109/DySPAN.2017.7920754.
- [27] W. G. Teich, «Low-power high-speed signal processing: From iterative algorithm to analog circuits», в *2017 11th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS)*, Груд 2017, с. 1–1. doi: 10.1109/ICSPCS.2017.8270449.
- [28] J. Vijayamohanan, A. Gupta, O. Noakoasteen, i C. Christodoulou, «Convolutional Neural Networks for Radio Source Detection», в *2021 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (APS/URSI)*, Груд 2021, с. 1491–1492. doi: 10.1109/APS/URSI47566.2021.9704525.
- [29] J. Vijayamohanan, A. Gupta, S. Goudos, i C. Christodoulou, «Detecting coherent sources with deep learning», в *2022 IEEE USNC-URSI Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium)*, Лип 2022, с. 98–99. doi: 10.23919/USNC-URSI52669.2022.9887433.
- [30] J. Vijayamohanan, A. Gupta, O. Noakoasteen, S. K. Goudos, i C. G. Christodoulou, «Source Detection With Multi-Label Classification», *IEEE Open J. Signal Process.*, вип. 4, с. 336–345, 2023, doi: 10.1109/OJSP.2023.3280854.
- [31] J. Pan, L. Guo, Q. Chen, S. Zhang, i J. Xiong, «Specific Radar Emitter Identification Using 1D-CBAM-ResNet», в *2022 14th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, Лис 2022, с. 483–488. doi: 10.1109/WCSP55476.2022.10039094.
- [32] P. Gupta, P. Jain, i O. Kakde, «Deep Learning Techniques in Radar Emitter Identification», *Def. Sci. J.*, вип. 73, с. 551–563, Сер 2023, doi: 10.14429/dsj.73.18319.

- [33] B. Huang, C.-L. Lin, W. Chen, C.-F. Juang, i X. Wu, «Signal Frequency Estimation Based on RNN», в *2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, Сеп 2020, с. 2030–2034. doi: 10.1109/CCDC49329.2020.9164504.
- [34] S. M. Shahid, S. Ko, i S. Kwon, «Performance Comparison of 1D and 2D Convolutional Neural Networks for Real-Time Classification of Time Series Sensor Data», в *2022 International Conference on Information Networking (ICOIN)*, Січ 2022, с. 507–511. doi: 10.1109/ICOIN53446.2022.9687284.
- [35] Z. Zhang, X. Chen, i Z. Tian, «A hybrid neural network framework and application to radar automatic target recognition», в *2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, ІЕЕЕ, Лис 2018, с. 246–250. doi: 10.1109/GlobalSIP.2018.8646582.
- [36] W. Zhang, Y. Wang, F. Yu, Z. Qin, X. Chen, i Z. Tian, «Wideband Spectrum Sensing based on Collaborative Multi-Task Learning», в *2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, ТраВ 2022, с. 01–06. doi: 10.1109/ICCWorkshops53468.2022.9814601.
- [37] J. Matuszewski, «Radar signal identification using a neural network and pattern recognition methods», в *2018 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, ІЕЕЕ, Лют 2018, с. 79–83. doi: 10.1109/TCSET.2018.8336160.
- [38] J. Matuszewski i K. Sikorska-Łukasiewicz, «Neural network application for emitter identification», в *2017 18th International Radar Symposium (IRS)*, Чер 2017, с. 1–8. doi: 10.23919/IRS.2017.8008202.
- [39] J. Wu, L. Teng, i Q. Guo, «Radar signal sorting based on GRU neural network», в *2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, ІЕЕЕ, Жов 2021, с. 711–714. doi: 10.1109/ITNEC52019.2021.9586943.

- [40] A. Al-Malahi, O. Almaqtari, W. Ayedh, i B. Tang, «Radar Signal Sorting Using Combined Residual and Recurrent Neural Network (CRRNN)», в *2021 18th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP)*, IEEE, Груд 2021, с. 21–27. doi: 10.1109/ICCWAMTIP53232.2021.9674097.
- [41] A. Al-Malahi, A. Farhan, H. Feng, O. Almaqtari, i B. Tang, «An intelligent radar signal classification and deinterleaving method with unified residual recurrent neural network», *IET Radar Sonar Navig.*, вып. 17, вып. 8, с. 1259–1276, 2023, doi: 10.1049/rsn2.12417.
- [42] V. C. H. Leung, J.-J. Huang, i P. L. Dragotti, «Reconstruction of Fri Signals Using Deep Neural Network Approaches», в *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, Трав 2020, с. 5430–5434. doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9053383.
- [43] V. C. H. Leung, J.-J. Huang, Y. C. Eldar, i P. L. Dragotti, «Learning-Based Reconstruction of FRI Signals», *IEEE Trans. Signal Process.*, вып. 71, с. 2564–2578, 2023, doi: 10.1109/TSP.2023.3290355.
- [44] X. Du, X. Shen, i K. Liao, «Secondary Surveillance Radar Signal Processing Based on Two-channel Deep Residual Network», в *2020 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*, IEEE, Сеп 2020, с. 1–5. doi: 10.1109/ICSPCC50002.2020.9259499.
- [45] X. Du, K. Liao, i X. Shen, «Secondary Radar Signal Processing Based on Deep Residual Separable Neural Network», в *2020 IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)*, Лип 2020, с. 12–16. doi: 10.1109/ICPICS50287.2020.9202372.
- [46] H. Wan, X. Tian, J. Liang, i X. Shen, «Sequence-Feature Detection of Small Targets in Sea Clutter Based on Bi-LSTM», *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, вып. 60, с. 1–11, 2022, doi: 10.1109/TGRS.2022.3198124.

- [47] S.-J. Hong, Y.-G. Yi, J. Jo, i B.-S. Seo, «Classification of Radar Signals with Convolutional Neural Networks», в *2018 Tenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, IEEE, Лип 2018, с. 894–896. doi: 10.1109/ICUFN.2018.8436647.
- [48] J. Jeon, B.-S. Seo, Y. Ju, H.-S. Shim, i H.-S. Kang, «Attribute Classification of Pulsed Radar Signals Using LSTM», *J. Korean Inst. Electromagn. Eng. Sci.*, вып. 32, вып. 11, с. 1002–1013, 2021, doi: 10.5515/KJKIEES.2021.32.11.1002.
- [49] S.-J. Hong, Y.-G. Yi, J. Jo, S.-G. Lee, i B.-S. Seo, «Automatic Classification of Radar Signals Using CNN», *J. Korean Inst. Electromagn. Eng. Sci.*, вып. 30, вып. 2, с. 132–140, 2019, doi: 10.5515/KJKIEES.2019.30.2.132.
- [50] D. Baroud, A. Hasan, i T. Shongwe, «A Study Towards Implementing Various Artificial Neural Networks for Signals Classification and Noise Detection in OFDM/PLC Channels», в *2020 12th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, IEEE, Лип 2020, с. 1–6. doi: 10.1109/CSNDSP49049.2020.9249564.
- [51] Y. Dong, C. Wu, H. Zhu, F. Xu, i X. Ren, «A Weak Signal Detection Method Based on Spatial Spectrum-LSTM Neural Network», в *2022 5th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*, IEEE, Лис 2022, с. 1–6. doi: 10.1109/ICICSP55539.2022.10050602.
- [52] C. Tian, M. Hong, D. Li, i D. Yuan, «Deep recurrent neural network for ground-penetrating radar signal denoising», в *2022 4th International Conference on Intelligent Information Processing (IIP)*, IEEE, ЖОВ 2022, с. 85–88. doi: 10.1109/IIP57348.2022.00024.

- [53] S. Chen i Y. C. Eldar, «Graph Signal Denoising Via Unrolling Networks», в *ICASSP 2021 - 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, Чеп 2021, с. 5290–5294. doi: 10.1109/ICASSP39728.2021.9415073.
- [54] S. Chen, Y. C. Eldar, i L. Zhao, «Graph Unrolling Networks: Interpretable Neural Networks for Graph Signal Denoising», *IEEE Trans. Signal Process.*, вип. 69, с. 3699–3713, 2021, doi: 10.1109/TSP.2021.3087905.
- [55] N. Vlahovic i G. Kvascev, «Noise reduction by using autoassociative neural networks», в *2016 13th Symposium on Neural Networks and Applications (NEUREL)*, IEEE, Лис 2016, с. 1–5. doi: 10.1109/NEUREL.2016.7800117.
- [56] V. Mihal, B. Seifert, i M. Puschel, «Porting Signal Processing from Undirected to Directed Graphs: Case Study Signal Denoising with Unrolling Networks», в *2022 30th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, IEEE, Сеп 2022, с. 2076–2080. doi: 10.23919/EUSIPCO55093.2022.9909595.
- [57] M. Ren, B. Cheng, i P. Gao, «Active Jamming Signal Recognition based on Residual Neural Network», в *2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*, IEEE, Жов 2022, с. 1–4. doi: 10.1109/ICSPCC55723.2022.9984424.
- [58] Q. Wu, Z. Sun, i X. Zhou, «Interference Detection and Recognition Based on Signal Reconstruction Using Recurrent Neural Network», в *2019 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, IEEE, Груд 2019, с. 1–6. doi: 10.1109/GCWkshps45667.2019.9024542.
- [59] Q. Wu, Z. Sun, i X. Zhou, «Recurrent Neural Detection of Time–Frequency Overlapped Interference Signals», в *Artificial Intelligence in China*, Q. Liang, W. Wang, J. Mu, X. Liu, Z. Na, i B. Chen, Ред., Singapore: Springer, 2020, с. 67–75. doi: 10.1007/978-981-15-0187-6\_8.

- [60] F. DAVIS, R. Imam, W. Qin, C. Savas, i H. Visser, «Opportunistic use of GNSS Signals to Characterize the Environment by Means of Machine Learning Based Processing», в *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, ТраВ 2020, с. 9190–9194. doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9052924.
- [61] L. Ma, B. Lian, Y. Liu, H. Li, Q. Wang, i J. Zhang, «UAV Fast Signal Detection Algorithm with Convolutional Neural Network», в *2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*, IEEE, ЖОВ 2022, с. 1–6. doi: 10.1109/ICSPCC55723.2022.9984389.
- [62] J. Zhang *et al.*, «Efficient FPGA Implementation of a Convolutional Neural Network for Radar Signal Processing», в *2021 IEEE 3rd International Conference on Artificial Intelligence Circuits and Systems (AICAS)*, IEEE, Чеп 2021, с. 1–4. doi: 10.1109/AICAS51828.2021.9458573.
- [63] Q. Yang, Y. Zhang, B. Lian, i C. Tang, «Airborne GPS Interference Cancellation Algorithm Based on Deep Learning», представлена на Proceedings of the 30th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2017), Беп 2017, с. 1695–1700. doi: 10.33012/2017.15176.
- [64] V. Bharadwaja, R. Ananmy, S. Nikhil, K. V. Vineetha, J. Shah, i D. G. Kurup, «Implementation of Artificial Neural Network on Raspberry Pi for Signal Processing Applications», в *2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, IEEE, Беп 2018, с. 1488–1491. doi: 10.1109/ICACCI.2018.8554887.
- [65] P. Jueschke i G. Fischer, «Machine learning using neural networks in digital signal processing for RF transceivers», в *2017 IEEE AFRICON*, IEEE, Беп 2017, с. 384–390. doi: 10.1109/AFRCON.2017.8095513.

- [66] Y.-H. Zhou i M. Tong, «STM32 Single Chip Microcomputer Signal Recognition Method Based on Sparse Filtering Neural Network», в 2020 *IEEE International Conference on Industrial Application of Artificial Intelligence (IAAI)*, IEEE, Груд 2020, с. 543–548. doi: 10.1109/IAAI51705.2020.9332889.
- [67] S. Shatnyi, «Neural network-based information technology for biomedical signal processing», в 2014 *20th International Conference on Microwaves, Radar and Wireless Communications (MIKON)*, Чер 2014, с. 1–3. doi: 10.1109/MIKON.2014.6899884.
- [68] M. K. Jalagam i V. K. Mittal, «Recent Studies on Applications Using Biomedical Signal Processing: A Review», в 2021 *2nd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)*, Жов 2021, с. 1–11. doi: 10.1109/GCAT52182.2021.9587456.
- [69] S. Zhao *et al.*, «A 0.99-to-4.38 uJ/class Event-Driven Hybrid Neural Network Processor for Full-Spectrum Neural Signal Analyses», *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.*, вип. 17, вип. 3, с. 598–609, Чер 2023, doi: 10.1109/TBCAS.2023.3268502.
- [70] A. Bertrand, «Distributed Signal Processing for Wireless EEG Sensor Networks», *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, вип. 23, вип. 6, с. 923–935, Лис 2015, doi: 10.1109/TNSRE.2015.2418351.
- [71] O. Schlesinger, N. Vigderhouse, D. Eytan, i Y. Moshe, «Blood Pressure Estimation From PPG Signals Using Convolutional Neural Networks And Siamese Network», в *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Трав 2020, с. 1135–1139. doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9053446.



- [72] M. Lagrange i F. Gontier, «Bandwidth Extension of Musical Audio Signals With No Side Information Using Dilated Convolutional Neural Networks», в *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Трав 2020, с. 801–805. doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9054194.
- [73] H. Wang, D. Chong, D. Huang, i Y. Zou, «What Affects the Performance of Convolutional Neural Networks for Audio Event Classification», в *2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW)*, Бер 2019, с. 140–146. doi: 10.1109/ACIIW.2019.8925277.
- [74] Y. Xian, Y. Pu, Z. Gan, L. Lu, i A. Thompson, «Modified DCTNet for audio signals classification», *J. Acoust. Soc. Am.*, вип. 140, вип. 4\_Supplement, с. 3405–3405, Жов 2016, doi: 10.1121/1.4970932.
- [75] Y. Xian, Y. Pu, Z. Gan, L. Lu, i A. Thompson, «Adaptive DCTNet for audio signal classification», в *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Бер 2017, с. 3999–4003. doi: 10.1109/ICASSP.2017.7952907.
- [76] L. Cao, Z. Lei, Z. Zhou, J. Sun, i Y. Shi, «An Underwater Acoustic Signal Denoising Method for Broadband Interference from Underwater Platforms Based on the Deep Neural Network Model», в *2023 6th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*, Бер 2023, с. 439–444. doi: 10.1109/ICICSP59554.2023.10390690.
- [77] L. Kou *et al.*, «Signals Recognition of Underwater Acoustic Communication based on Artificial Neural Network and Signal Feature Extraction», в *2021 IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI)*, Сер 2021, с. 278–283. doi: 10.1109/ICETCI53161.2021.9563404.

- [78] C. P. Mallikarjuna Gowda, P. Prajwal, K. V. Bellad, V. Hima, i N. Suresh, «Design & Implementation of FM Transceiver using Raspberry Pi and SDR», в *2021 International Conference on Technological Advancements and Innovations (ICTAI)*, Лис 2021, с. 156–161. doi: 10.1109/ICTAI53825.2021.9673253.
- [79] L. Grundhöfer, F. G. Rizzi, N. Hehenkamp, i S. Gewies, «Low Cost SDR Receiver for Medium Frequency R-Mode», в *2023 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, Квіт 2023, с. 1208–1214. doi: 10.1109/PLANS53410.2023.10140010.
- [80] M. Harvanek, V. Derbek, J. Kral, M. Pospisil, i A. Povalac, «SDR Interference Emulator for RFID Applications», в *2021 31st International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA)*, Квіт 2021, с. 1–4. doi: 10.1109/RADIOELEKTRONIKA52220.2021.9420215.
- [81] R. Yagoub, M. Benaissa, i B. Benadda, «Web Browser Based Real Time Spectrum Analyzer for RTL-SDR Dongles», в *2022 7th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, Трав 2022, с. 1–3. doi: 10.1109/ISPA54004.2022.9786029.
- [82] K. Hussein, A. S. I. Amar, A. Zekry, M. Abouelatta, A. K. Mahmoud, i M. Mabrouk, «Design and Implementation of SDR Platform for Radar Applications», в *2023 International Telecommunications Conference (ITC-Egypt)*, Лип 2023, с. 372–375. doi: 10.1109/ITC-Egypt58155.2023.10206266.
- [83] D. Paik, S. Maheswari, B. M, i M. R. Raghavendra, «Implementation of Wide band Satellite Telemetry Data Receiver using SDR and Matlab», в *2022 2nd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*, Сеп 2022, с. 1–5. doi: 10.1109/ASIANCON55314.2022.9908701.

- [84] A. Sankar, S. Darshan, K. M. Devika, Meera, B. Varghese, i P. R. Menon, «SDR based CCSDS Shaped Offset QPSK Modulator for Aerospace Applications», в *2023 9th International Conference on Smart Computing and Communications (ICSCC)*, Сер 2023, с. 184–189. doi: 10.1109/ICSCC59169.2023.10335048.
- [85] F. RADU, A. TIMOFTE, A. BALAN, i F. SANDU, «LTE Communications Using an SDR Platform», в *2020 13th International Conference on Communications (COMM)*, Чер 2020, с. 393–396. doi: 10.1109/COMM48946.2020.9141979.
- [86] N. Maletic *et al.*, «SDR-based 60 GHz Solution for mmWave Applications: Implementation and Evaluation», в *2022 30th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Лис 2022, с. 1–4. doi: 10.1109/TELFOR56187.2022.9983690.
- [87] І. Tymbaliuk, «Одновимірна згорткова модель нейронної мережі для оброблення сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових», *Інфокомунікаційні Технології Та Електронна Інженерія*, с. 102, Лип 2024.
- [88] «IEEE Standard for Floating-Point Arithmetic». IEEE. doi: 10.1109/IEEESTD.2008.4610935.



ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор ТОВ «АЙКУЛА»

Причко Роман Дмитрович

(підпис)

» \_\_\_\_\_ 2024 р.

## АКТ

**про використання результатів дисертаційної роботи**

**Цимбалюка Івана Ростиславовича**

**«Методи та засоби підвищення достовірності приймання радіосигналів із використанням нейронних мереж»**

ТОВ «АЙКУЛА», в особі директора Причко Роман Дмитрович, що діє на підставі статуту, даним актом стверджує використання в процесі проєктування мереж Інтернету речей програми імітаційного моделювання, розробленої Цимбалюком І. Р. у процесі його дисертаційних досліджень.

Розроблена аспірантом Цимбалюком І. Р. програма імітаційного моделювання приймальних та передавальних пристроїв дає змогу візуально спостерігати за процесами, що відбуваються в процесах формування, приймання та оброблення сигналів, зокрема за допомогою відображення часових діаграм сигналів, спектральних характеристик та сигнальних сузір'їв.

Надано консультації користувачу щодо оптимальної організації використання програми та інтерпретації результатів моделювання.

Програми, запропоновані Цимбалюком І.Р., використані для визначення параметрів елементів систем Інтернету речей.

ТОВ «АЙКУЛА»

Директор

Причко Роман Дмитрович



ЗАТВЕРДЖУЮ  
Проректор з науково-педагогічної роботи  
Національного університету  
«Львівська політехніка»  
Давидчак О.Р.  
» травня 2024р.

### АКТ

про використання у навчальному процесі Національного університету «Львівська політехніка» результатів дисертаційної роботи Цимбалюка Івана Ростиславовича «Методи та засоби підвищення достовірності приймання радіосигналів з використанням нейронних мереж».

Комісія в складі заступника директора Інституту телекомунікацій, радіоелектроніки та електронної техніки Національного університету «Львівська політехніка» д.т.н., доцента Кайдана М.В., завідувача кафедри ТРР д.т.н., проф. Горбатого І.В., та професора кафедри ТРР д.т.н., проф. Бондарева А.П. цим актом стверджує про використання в навчальному процесі основних наукових результатів дисертаційної роботи Цимбалюка І.Р.:

- в практичному курсі дисципліни «Проектування радіочастотних пристроїв дистанційного контролю» при підготовці магістрів за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка» було використано програми імітаційного моделювання приймального та передавального пристрою;
- в лабораторному курсі дисципліни «Основи проектування програмно-апаратних засобів» при підготовці бакалаврів за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка» було використано програми налаштування засобів програмно-визначеного радіо.

Впровадження перелічених результатів науково-дослідної роботи дало змогу студентам отримати практичний досвід проектування радіоелектронної апаратури з використанням сучасної програмно-апаратної складової.

Члени комісії:

Кайдан. М.В.  
Горбатий І.В.  
Бондарев А.П.



**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Проректор з наукової роботи  
Національного університету «Львівська політехніка»

Іван ДЕМІДОВ

» \_\_\_\_\_ 2023 року

**про використання результатів дисертаційної роботи  
Цимбалюка Івана Ростиславовича**

**«Методи за засоби підвищення достовірності приймання радіосигналів за допомогою  
нейронних мереж»  
у процесі виконання держбюджетної науково-дослідної роботи  
«Розроблення криптозахисеної системи високошвидкісного передавання даних у діапазонах  
УВЧ і НВЧ з підвищеними завадостійкістю та відмовостійкістю»  
шифр ДБ/Демодуляція**

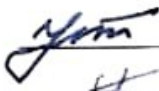

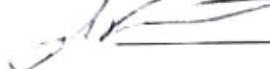
Цей акт складений комісією у складі:

- Бобало Ю.Я. – керівник наукової групи ДБ/Демодуляція, д.т.н., проф., професор кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань Національного університету «Львівська політехніка»;
- Горбатий І.В. – відповідальний виконавець наукової групи ДБ/Демодуляція, д.т.н., проф., завідувач кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань Національного університету «Львівська політехніка»;
- Бондарсв А.П. – член наукової групи ДБ/Демодуляція, д.т.н. проф., професор кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань Національного університету «Львівська політехніка»;

про те, що в межах виконання держбюджетної науково-дослідної роботи «Розроблення криптозахисеної системи високошвидкісного передавання даних у діапазонах УВЧ і НВЧ з підвищеними завадостійкістю та відмовостійкістю» (шифр ДБ/Демодуляція) на кафедрі теоретичної радіотехніки та радіовимірювань університету «Львівська політехніка» було використано математичну модель розпізнавання радіосигналів з використанням нейронної мережі, яка є частиною дисертаційної роботи «Методи за засоби підвищення достовірності приймання радіосигналів за допомогою нейронних мереж» аспіранта Цимбалюка Івана Ростиславовича.

Розроблена модель використовує згорткову нейронну мережу для досягнення вищої ефективності виділення корисної інформації з суміші сигнал-шум при достатньо високих рівнях шуму. На базі розробленої моделі нейронної мережі розпізнавання радіосигналів було створено програмний засіб, який виконує задачу демодуляції сигналів з високими рівнями шумів. Програмний засіб використовує програмований блок реального часу (Programmable Real-Time Unit – PRU) мікрокомп'ютера приймально-передавального пристрою для отримання значень амплітуд сигналу, що надалі обробляються програмою розпізнавання радіосигналів на основі розробленої моделі.

Члени комісії:

 Юрій БОБАЛО  
 Іван ГОРБАТИЙ  
 Андрій БОНДАРСВ