

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем

Кафедра телекомунікацій, медійних та інтелектуальних технологій

ДИПЛОМНА РОБОТА

Другий (Магістерський)

Освітній рівень

Галузь знань 17 Електроніка та телекомунікації

Шифр і назва спеціальності

Спеціальність 172 Телекомунікації та радіотехніка

Шифр і назва спеціальності

на тему **МЕТОД НЕЙПРОМЕРЕЖЕВОГО КЕРУВАННЯ СИСТЕМОЮ
АДАПТИВНОГО РАДІОЗВ'ЯЗКУ SOFTWARE DEFINED RADIO**

ДРМТР.2019081.00.00

Виконав: студент 2 курсу, група ТР_М-19-1


підпис

В. М. Михальський

Ініціали, прізвище

Керівник: д.т.н., проф.


підпис

О. І. Полікаровських

Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри: д-р техн. наук, доц.


підпис

С. К. Підченко


Ініціали, прізвище

3 12 2020 р.

Хмельницький, 2020

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем
Кафедра телекомунікацій, медійних та інтелектуальних технологій
Освітній рівень другий (магістерський)
Галузь знань 17 – Електроніка та телекомунікації
Спеціальність 172 – Телекомунікації та радіотехніка
Освітня-професійна програма Телекомунікації, медійні та інтелектуальні технології

ЗАТВЕРДЖУЮ
Зав. кафедрою 
« 2 » Вересня 2020 р.

ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Митюшинський Володимир Дмитрович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Аналіз нейронмережевого керування системою адаптивного радіозв'язку Software Defined Radio

керівник роботи Жушкарівський Олексій Іванович д.т.н. професор
(прізвище, ім'я, по батькові) (науковий ступінь, вчене звання)

Затверджено наказом по університету від « 01 » вересня 2020 р. № 118.

2. Строк подання студентом роботи на кафедру: 30.11.2020 р.

3. Вихідні дані (характеристика об'єкта, умов дослідження та ін.)

Мета роботи Аналіз і розробка засобів підвищення точності розпізнавання видів цифрової модуляції, засвоєння нейронмережевих технологій у автоматичному розпізнаванні видів цифрової модуляції;

Об'єкт дослідження Інформаційні квантифіковані ознаки та багатоканальні нейронні мережі в з'явленні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні найбільш точності

Предмет дослідження система розпізнавання видів цифрової модуляції

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити):

1. Аналіз підходів до розв'язку задачі автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції у SDR

2. Інформаційні квантифіковані ознаки та вивід курсу в каналі зв'язку

3. Автоматичне розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні найбільш точності за допомогою багатоканальної нейронної мережі

4. Розробка програмного забезпечення автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції в SDR

Завдання отримав  В.М. Митюшинський

Науковий керівник  Жушкарівський О.І.

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістрів на тему «Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку Software Defined Radio» виконана студентом групи 2-го курсу гр. ТРМ-19-1 Михальським Володимиром Миколайовичем на кафедрі «Телекомунікаційні, медійні та інтелектуальні технології» Хмельницького національного університету у 2020 р. Керівник роботи проф.каф. Полікаровських Олексій Ілліч.

Робота складається із вступу, 4-х розділів, основних висновків по роботі, списку використаних джерел (44 бібліографічних посилань, 5 сторінок) та 2 додатків (25 сторінок). Загальний обсяг роботи, в якому викладено основний зміст, складає 93 сторінок. Повний обсяг роботи 119 сторінок.

Дипломна робота присвячена розгляду питань керування системою SDR шляхом розпізнавання видів цифрової модуляції виконується системою, яка автоматично класифікує вид цифрової модуляції одержуваного сигналу. В роботі висвітлено наступні питання: проведено аналіз існуючих підходів у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.; проведено аналіз і класифікація інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання наступних видів цифрової модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM і OFDM. Розроблено алгоритм автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багатошарової нейронної мережі. Досліджено вплив шуму в каналі зв'язку на ймовірності розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти. Розроблено програмного забезпечення й проведення комп'ютерного моделювання для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багатошарової нейронної мережі.

Ключові слова: розпізнавання цифрової модуляції, багатошарова нейронна мережа, система SDR.

ABSTRACT

Qualifying work of masters on the topic "Method of neural network control of adaptive radio communication system Software Defined Radio" was performed by a student of the 2nd year group gr. TRM-19-1 Mykhalsky Volodymyr Mykolayovych at the Department of Telecommunication, Media and Intellectual Technologies of Khmelnytsky National University in 2020. The head of the work is Prof. Polikarovskiykh Oleksiy Illyich.

The work consists of an introduction, 4 chapters, main conclusions on the work, a list of sources used (44 bibliographic references, 5 pages) and 2 appendices (25 pages). The total volume of the work, which sets out the main content, is 93 pages. The full volume of the work is 119 pages.

This thesis is devoted to the management of the SDR system by recognizing the types of digital modulation performed by the system, which automatically classifies the type of digital modulation of the received signal. The following issues are covered in the paper: the analysis of the existing approaches in the problem of automatic recognition of types of digital modulation is carried out.; the analysis and classification of informative features in the task of automatic recognition of the following types of digital modulation: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM and OFDM. An algorithm for automatic recognition of digital modulation types using a multilayer neural network has been developed. The influence of noise in the communication channel on the probability of recognition of types of digital modulation at a known value of the carrier frequency is investigated. Software and computer simulation for automatic recognition of digital modulation types using a multilayer neural network have been developed.

Keywords: digital modulation recognition, multilayer neural network, SDR system.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
Глава 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО РОЗВ'ЯЗКУ ЗАДАЧІ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ У SDR	11
1.1. Основні види цифрової модуляції.....	11
1.2. Аналіз підходів до розпізнавання видів цифрової модуляції.....	16
1.3. Аналіз інформативних ознак нейромережевого підходу	19
1.4. Постановка задач роботи і вихідні дані.....	21
1.5. Висновки до розділу 1	25
Розділ 2. ІНФОРМАТИВНІ КУМУЛЯНТНІ ОЗНАКИ Й ВПЛИВ ШУМУ В КАНАЛІ ЗВ'ЯЗКУ	27
2.1. Кумулянтні ознаки та їх обчислення.....	27
2.1.1. Обчислення кумулянтів одномірного випадкового процесу.	27
2.1.2. Обчислення кумулянтів двомірного випадкового процесу	28
2.2. Метод вибору кумулянтних ознак.....	29
2.2.1. Значення кумулянтів при гаусовському шумі	30
2.2.2. Кумулянти чистого сигналу, шуму і отриманого сигналу.....	32
2.2.3. Метод вибору кумулянтних ознак.....	33
2.3. Кумулянтні ознаки при негаусовському шумі	37
2.3.1. Основні закони розподілу шуму.....	39
2.3.2. Вплив різних видів шуму в каналі зв'язку на кумулянтні ознаки.....	43
2.4. Висновки до розділу 2	50
Глава 3. АВТОМАТИЧНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ ПРИ ВІДОМОМУ І НЕВІДОМОМУ ЗНАЧЕННІ НОСІЙНОЇ ЧАСТОТИ ЗА ДОПОМОГОЮ БАГАТОШАРОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	52
3.1. Багатошарова нейронна мережа.....	52
3.1.1. Структура багатошарової нейронної мережі.....	52
3.1.2. Навчання БНМ і алгоритм зворотнього поширення помилки.....	55
3.1.3. Створення баз даних для навчання та тестування.....	57
3.2. Алгоритм розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні	

носійної частоти	59
3.2.1. Результати тестування нейронної мережі при нормальному розподілі шуму в сигналах для 4-х варіантів OFDM сигналів	59
3.2.2. Дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на ймовірність автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.....	63
3.2.3. Дослідження різних структур БНМ в задачі автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.....	65
3.3. Алгоритм розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні частоти носійного сигналу.....	67
3.3.1. Алгоритм оцінки значення носійної частоти.....	67
3.3.2. Дослідження допустимої границі похибки оцінки значення носійної частоти	71
3.3.3. Дослідження задачі розпізнавання видів цифрової модуляції при незначній помилці початкової фази носійного сигналу.....	76
3.4. Задача розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу.....	78
3.5. Висновки до розділу 3	80
Глава 4. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ В LABVIEW	81
4.1 Основи графічного програмування в середовищі LabView	81
4.2 Розробка програмного забезпечення автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції в середовищі LabView	83
4.3 Висновки до розділу 4.....	89
Загальні висновки по роботі.....	90
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	91
ДОДАТКИ.....	96

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ВСЩ	Відносна спектральна щільність
ВЧ	Високі частоти
ІС	Інтегральна схема
ПДД	Повний динамічний діапазон
ПЗП	Постійний запам'ятовуючий пристрій
ПСС	Побічні спектральні складові
ЦАП	Цифро-аналоговий перетворювач
ШПФ	Швидке Перетворення Фур'є
DAC	Digital-to-Analog Converter
LUT	Look Up Tables
M-ASK	Амплітудна маніпуляція
M-FSK	Частотна маніпуляція
M-PSK	Фазова маніпуляція
M-QAM	Квадратурна маніпуляція
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
ФАПЧ	Phase Locked Loop
ROM	Read Only Memory

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Система Software Defined Radio - це система, призначена для програмного керування процесами передачі інформації в радіоканалі зв'язку. У SDR системі важливим завданням є розпізнавання видів цифрової модуляції. Системи SDR використовуються для радіомоніторингу й радіоконтролю завданням яких є виявлення, пеленгація й аналіз радіосигналів, а також контролю розподілу частот на державному рівні. Радіорозвідка - це різновид радіомоніторингу, у радіорозвідці завдання розпізнавання видів цифрової модуляції відіграє важливу роль:

По-перше, знання виду цифрової модуляції може бути безпосередньо використане для ідентифікації пристрою, що передає сигнал;

По-друге, якщо декодування може бути виконане, то після розпізнавання виду цифрової модуляції передане повідомлення може бути відновлене;

По-третє, розпізнавання видів цифрової модуляції необхідно для роботи станцій активних перешкод, які порушують передачу сигналів між пристроями супротивника. Вони створюють завади, які відповідають виду модуляції сигналу супротивника.

Отже час завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції є досить актуальним.

Ступінь розробленості проблеми дослідження. Автоматичне розпізнавання видів цифрової модуляції виконується системою, яка автоматично класифікує вид цифрової модуляції одержуваного сигналу. Існують кілька підходів до розв'язку поставленого завдання: розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я, граничний підхід і нейромережевий підхід і т.д. Будь-який підхід використовує набір інформативних ознак, отриманих з вихідних даних шляхом використання математичних перетворень і методів. У цей час групи інформативних ознак можна класифікувати на кумулянтні й спектральні ознаки. У даній роботі використовується нейромережевий підхід по кумулянтним ознакам, переваги яких будуть з'ясована в першому й другому розділі роботи.

Для вирішення даних проблем у роботі описані методи обчислення й вибору інформативних кумулянтних ознак, які використовуються в розробленій моделі системи автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою нейронної мережі по кумулянтним ознакам при відомому і невідомому значенні носійної частоти.

Метою даної роботи є:

1. Пошук і розробка засобів підвищення точності розпізнавання видів цифрової модуляції.
2. Пошук інформативних ознак видів цифрової модуляції і їх оптимального набору в завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.
3. Застосування нейромережових технологій у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти.

Відповідно до поставлених цілей магістерська робота спрямована на розв'язок наступних завдань:

1. Аналіз існуючих підходів у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.
2. Аналіз і класифікація інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання наступних видів цифрової модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM і OFDM.
3. Розробка алгоритму автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багат шарової нейронної мережі й обраних інформативних кумулянтних ознак.
4. Дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на ймовірності розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти.
5. Розробка алгоритму оцінки значення носійної частоти для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні носійної частоти.
6. Розробка програмного забезпечення й проведення комп'ютерного моделювання для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багат шарової нейронної мережі .

7. **Об'єктами дослідження** є інформативні кумулянтні ознаки й багатопарові нейронні мережі в завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти.

Предметом дослідження є система розпізнавання видів цифрової модуляції.

Наукова новизна роботи полягає в наступному:

1. Розроблений метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку який відрізняється від нині існуючих способом вибору кумулянтних ознак. У роботі використані кумулянти як парного, так і непарного порядку.

2. Вдосконалено метод керування системою SDR шляхом застосування алгоритму оцінки значення носійної частоти з необхідною точністю для одержання IQ даних. Алгоритм, заснований на аналізі спектра одержуваного сигналу, дозволяє оцінити значення носійної частоти з великою точністю. При використанні запропонованого алгоритму оцінки значення носійної частоти результати розпізнавання видів цифрової модуляції виявляються досить високими.

Методи дослідження. Основою теоретичних і прикладних досліджень роботи є методи теорії ймовірностей, законів розподілу випадкових процесів, теорії нейронних мереж, моделювання в середовищі Scilab і середовища графічного програмування LabView для розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Апробація результатів роботи. Викладені в роботі результати досліджень пройшли апробацію на науково практичній конференції молодих науковці та студентів: НПК МНІС ІІІ-2020. Додаток А.

Публікації. За матеріалами роботи опубліковано тези доповідей на науково практичній конференції молодих науковці та студентів: НПК МНІС ІІІ-2020. Додаток А.

Обсяг і структура роботи. Дисертація містить у собі Вступ, 4 розділи, висновок, список використаних джерел, що включає 44 найменування. Робота містить 88 сторінок, 50 рисунків, 21 таблицю, 3 додатка.

У вступі визначена актуальність теми дисертаційної роботи, мети, наукове

завдання роботи, сформульоване наукова новизна й практична значимість результатів, представлений короткий зміст по главах.

У першому розділі розглянуті основні види цифрової модуляції, аналіз підходів до розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції, аналіз інформативних ознак при нейромережевому підході, і сформульована постановка завдання дослідження.

У другому розділі досліджені кумулянтні інформативні ознаки. Виявлені методи обчислення і вибору кумулянтних ознак. Досліджений вплив шуму в каналі зв'язку на ймовірність розпізнавання видів цифрової модуляції. З'ясовано, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального, при цьому кумулянтні ознаки показують кращу ефективність.

У третій розділ входять основи теорії багатошарової нейронної мережі (БНМ) й алгоритм зворотного поширення помилки для навчання багатошарової нейронної мережі, створення баз даних для навчання й тестування багатошарової нейронної мережі розпізнаванню виду цифрової модуляції. Отримані результати тестування при відомому і невідомому значенні носійної частоти. При невідомому значенні носійної частоти запропонований алгоритм оцінки значення носійної частоти на основі побудови спектра одержуваного сигналу.

У четвертому розділі розроблене програмне забезпечення в середовищі LabView. У главу входять основа графічного програмування в середовищі LabView і розробка програмного забезпечення для завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

У висновку наведені основні результати дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО РОЗВ'ЯЗКУ ЗАДАЧІ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ У SDR

1.1. Основні види цифрової модуляції

Модуляція сигналу є процесом зміни одного або декількох параметрів (амплітуда, частота або фаза) високочастотного носійного коливання за законом низькочастотного інформаційного сигналу. Інформаційний сигнал при цьому назвемо модулючим сигналом, а сигнал, який формується після модуляції, називається модульованим. Модуляція сигналів дозволяє передати інформаційний сигнал і підвищити завадостійкість процесу передачі інформації. У більшості випадків методи модуляції ґрунтуються на керуванні параметрами сигналів відповідно до інформаційного повідомлення. При модуляції сигналів змінюються їхня форма й спектральні характеристики. Особливості формування спектрів сигналів мають важливе значення для систем зв'язку й телекомунікацій. Якщо інформаційний сигнал є цифровим, то говорять про цифрову модуляцію, яку іноді називають маніпуляцією цифрового інформаційного сигналу.

Серед видів цифрової модуляції можна виділити маніпуляції: амплітудну (M-ASK), частотну (M-FSK), фазову (M-PSK) і квадратурну амплітудну маніпуляцію (M-QAM) і OFDM, де буква M - число рівнів модулюючого цифрового сигналу [1, 2, 3].

Модульований сигнал $s_i(t)$ при *амплітудній маніпуляції* (M-ASK) описується піввідношенням

$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi ft + \phi), i = 1, 2, \dots, M, \quad (1.1)$$

де $A_i(t)$ - модулюючий сигнал, що має i рівнів, f - носійна частота, ϕ - початкова фаза. На рисунку 1.1 наведено дворівневий модулюючий сигнал і модульований гармонійним коливанням сигнал при амплітудній маніпуляції.

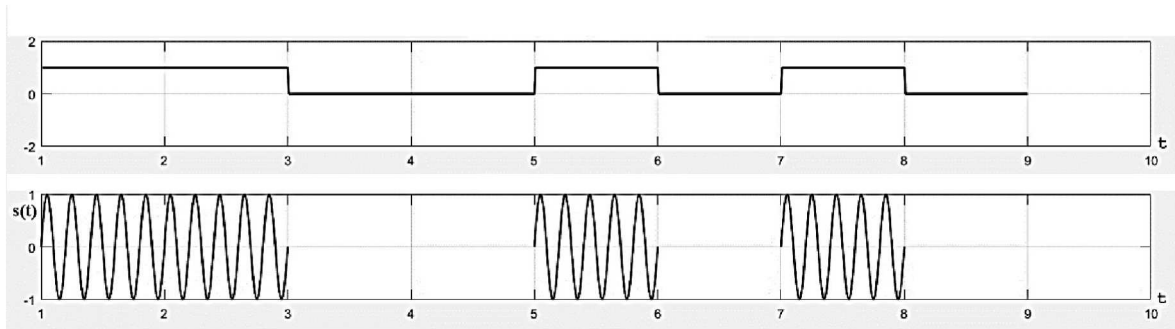


Рисунок 1.1. Амплітудна маніпуляція

За частотної маніпуляції (M-FSK) змінюється частота f носійного коливання відповідно до закону зміни модулюючого сигналу. Модульований сигнал визначається виразом

$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi f t + \phi), i = 1, 2, \dots, M. \quad (1.2)$$

Відповідні сигнали наведено на рис 1.2.

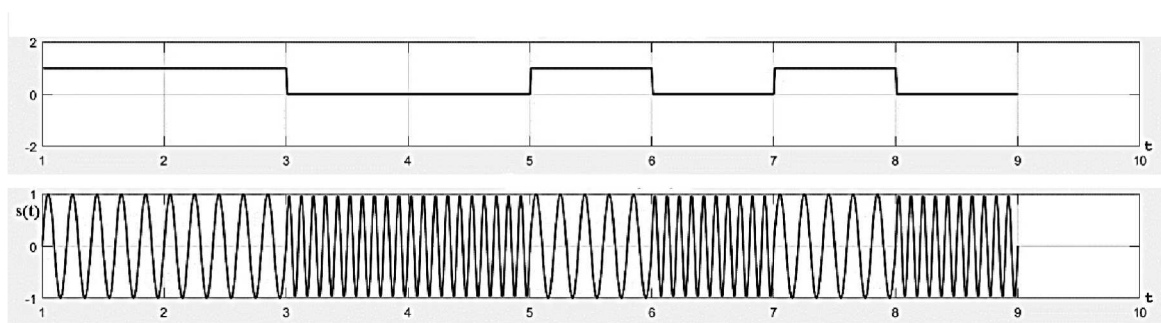


Рисунок 1.2. Частотна маніпуляція

Аналітична форма фазової маніпуляції (M-PSK) має вигляд

$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi f t + \phi), i = 1, 2, \dots, M. \quad (1.3)$$

З (1.3) випливає, що при фазовій маніпуляції зміні зазнає фаза носійного коливання, яка може визначати M значень згідно з формулою

$$\phi_i = \frac{(2i-1)\pi}{M}; i = 1, 2, \dots, M.$$

Ці зміни, показані на рисунку 1.3, відбуваються відповідно до закону зміни модулюючого дворівневого сигналу.

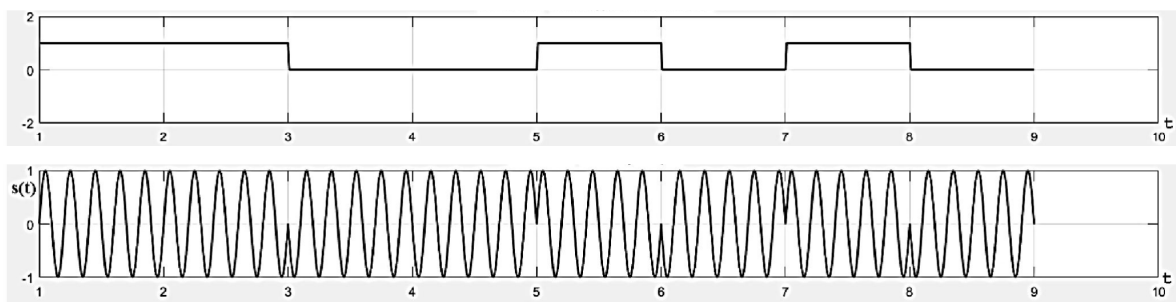


Рисунок 1.3. Фазова маніпуляція

Квадратурна амплітудна маніпуляція (M -QAM) описується формулою

$$s_i(t) = I_i(t) \cos(2\pi ft) + Q_i(t) \sin(2\pi ft), i = 1, 2, \dots, M, \quad (1.3)$$

де $I_i(t), Q_i(t), i = 1, 2, \dots, M$ модулюючі сигнали, що можуть приймати M рівнів, а f - носійна частота. При M -QAM маніпуляції в модульованого сигналу на відміну від амплітудної маніпуляції, змінюється як амплітуда, так і фаза. M -QAM маніпуляція зручно описується за допомогою сигнального сузір'я. Сигнальне сузір'я для 16-QAM маніпуляції показано на рисунку 1.4.

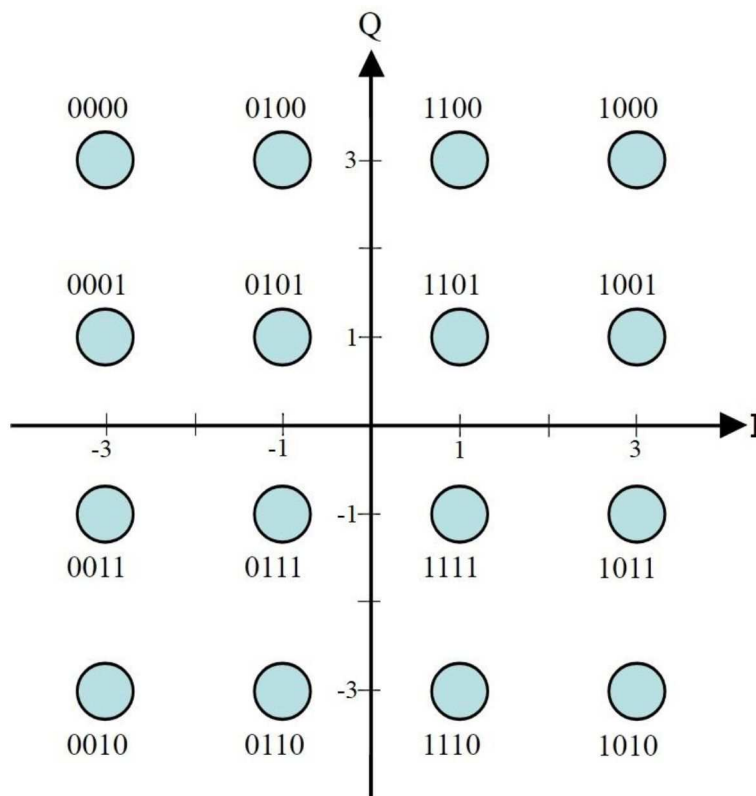


Рисунок 1.4. Сигнальне сузір'я 16-QAM

Кожен символ при 16-QAM маніпуляції можна описати 4 бітами, тобто якщо є послідовність інформаційних біт A , припустимо $A = [1,1,0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,1,0,1]$, то IQ дані можна визначити у наступний спосіб. Послідовність A розбивається на блоки по 4 символу, а кожному блоку в сигнальній сузір'ї 16-QAM на рисунку 1.4 відповідають значення IQ даних, які представлено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 Відображення бітів в IQ даних

Біти	I	Q
1100	1	3
1010	3	-3
0101	-1	1
1101	1	1

Потім значення IQ даних підставляються в (1.4), щоб отримати сигнал, переданий у ефір. На рисунку 1.5 представлено бітова послідовність A і переданий сигнал при 16-QAM маніпуляції.

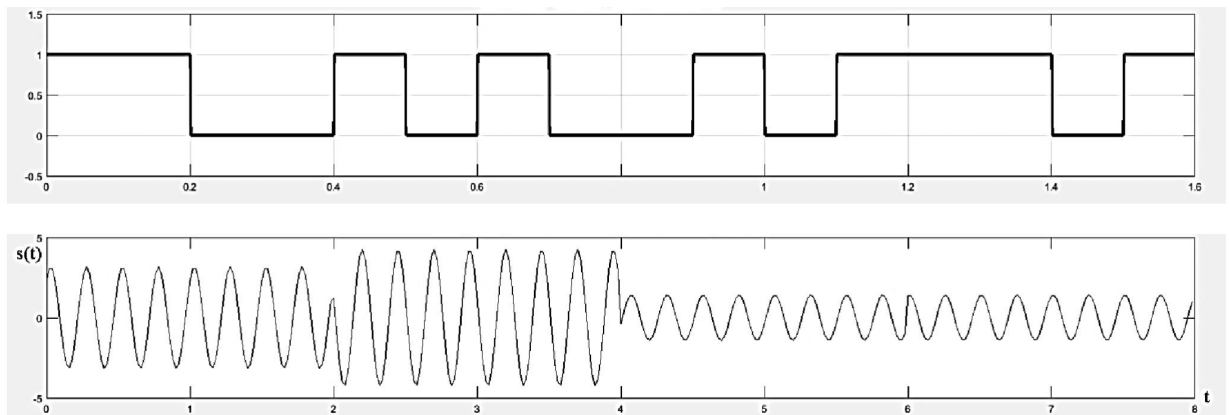


Рисунок 1.5. Квадратурна амплітудна маніпуляція

OFDM

В наш час широко використовується вид багаточастотної модуляції OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) - цифрова схема модуляції, яка використовує велику кількість близько розташованих ортогональних підносійних.

OFDM модуляція є особливим випадком передачі сигналів з багатьма носійними. Кожна підносійна модулюється за звичайною схемою модуляції (фазової або квадратурної амплітудної модуляції).

Для формування OFDM модуляції використовується зворотне швидке перетворення Фур'є (ЗШПФ), а демодуляції - пряме швидке перетворення Фур'є (ШПФ). На рис. 1.6 і 1.7 представлені структурні схеми формування OFDM сигналу передавача й приймача SDR [4],

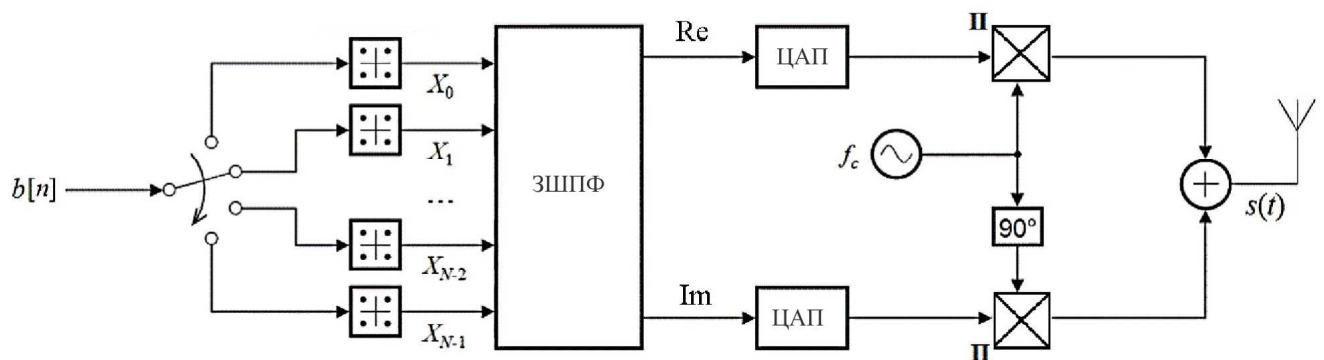


Рисунок 1. 6. Формування OFDM сигналу передавача системи SDR

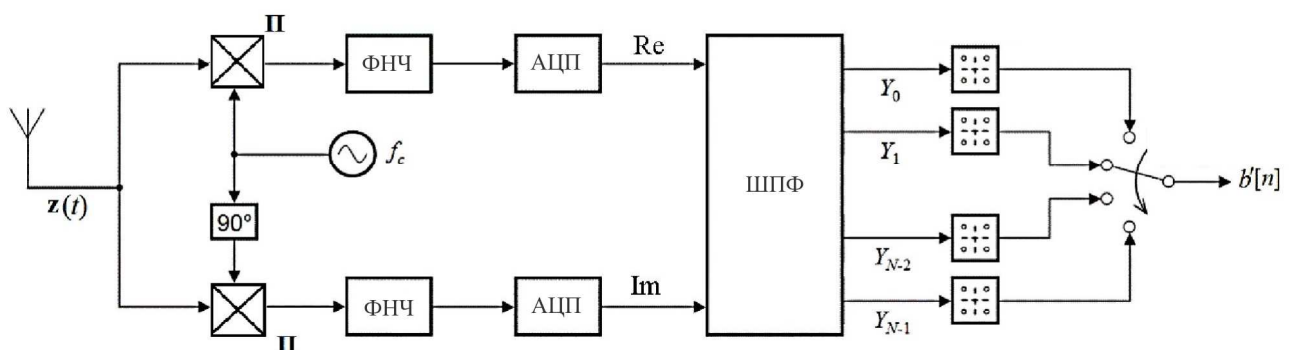


Рисунок 1. 7. Формування OFDM сигналу приймача SDR, де П - блок перемноження, ФНЧ - фільтр низьких частот, ЦАП – цифро-аналоговий перетворювач, АЦП - аналогово-цифровий пертворювач.

OFDM символ складається з відліків сигналу після ЗШПФ. Для виключення міжсимвольної інтерференції в кожен OFDM символ вводиться захисний інтервал, довжина якого може складати 1/4, 1/8, 1/16, 1/32 від тривалості OFDM символу.

У практиці наведені види модуляції широко застосовуються в цивільній і військової областях, наприклад, 2-PSK - у космічній телеметрії, кабельних модемах; 4-PSK - у супутниках, DVB-S, кабельних модемах; 8-PSK - у

супутникових, авіаційних та для моніторингу широкосмугових відеосистем; 2-FSK - в наземному мобільному зв'язку; 8-QAM - у технології HDSL; 16-QAM - у НВЧ цифровому радіо, модемах, DVB-C, DVB-T; 64-QAM - в DVB-C, модемах; OFDM - у провідних системах зв'язку (ADSL, DVB-C2, PLC Homeplug AV, ...) і бездротовому зв'язку (стандарти IEEE 802.11, HIPERLAN/2, LTE, IEEE 802.16, ...).

1.2. Аналіз підходів до розпізнавання видів цифрової модуляції

На сьогодні існують три основні підходи до розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції: розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я, граничний підхід і нейромережевий підхід.

Розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я.

При цьому підході будується сигнальне сузір'я й проводиться порівняння миттєвої кутової фази сигналу й форми сигнального сузір'я (гістограми розподілу миттєвих фаз) [5 - 7]. На рис. 1.8 представлені сигнальні сузір'я декількох видів цифрової модуляції при відношенні сигналу до шуму (ВСШ) 30 дБ в Scilab.

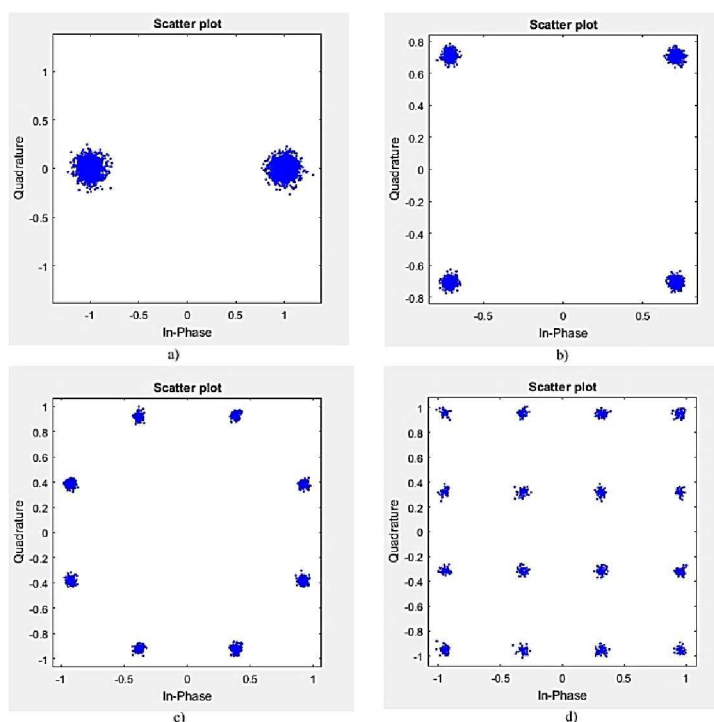


Рисунок 1.8. Сигнальні сузір'я 2-PSK (a), 4-PSK (b), 8-PSK (c), 16-QAM (d)

Центральна проблема такого підходу полягає у відновленні сигнального сузір'я, що використовує, як правило, алгоритми на основі методу fuzzy c-means [5]. У роботі [6] досліджений алгоритм відновлення сигнального сузір'я на основі методу fuzzy c-means. Даний алгоритм вимагає знання заданого кількості класів і великого обсягу обчислювальних витрат [8, 9].

Крім того, при цьому підході ще використовують алгоритми, засновані на кластеризації, й дозволяють розпізнати сигнали з фазовою (M-PSK) і амплітудно-квадратурною модуляціями (M-QAM).

Загальними недоліками даного підходу є необхідність синхронізації за носійною частотою, вимога знання максимального числа рівнів сигналу, при цьому ймовірність правильного розпізнавання сильно залежить від ВСШ і якості приймача [5].

Граничний підхід

Суть підходу полягає в тому, що за вихідним даними обчислюються значення інформативних ознак, далі проводиться порівняння цих значень із граничними значеннями, а граничні значення експериментально визначаються після аналізу отриманих даних. Цю процедуру, яка досліджена в багатьох роботах, наприклад, [1, 11 - 24], можна представити у вигляді дерева логічних рішень. В [12] у якості ознак для дерева логічних рішень використовують набір кумулянтів (Від лат. *sumulans* – той що збирає) випадкової величини - коеф. Розкладу логарифму характеристичної функції випадкової величини у степеневий ряд) $C_{2,0}, C_{4,0}, C_{8,0}$ для розпізнавання 7 видів модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8- QAM, 16-QAM, 64- QAM. При цьому у випадку ВСШ >5дБ практично має місце 100% розпізнавання видів модуляції, при ВСШ = 0 дБ результат для 64-QAM занадто низький (57.8%). Було встановлено, що деякі кумулянтні ознаки можуть бути об'єднані в групи, що приводить до зменшення надмірності кумулянтних ознак. Результати моделювання показують, що розпізнавання видів модуляції виконується при довжині вибірки досліджуваного сигналу в 16000 відліків, навіть якщо ВСШ < 4 дБ.

Весь процес вибору параметрів дерева логічних розв'язків виконується

вручну. Цей підхід вимагає великих часових ресурсів при великому обсязі набору розпізнаваних видів цифрової модуляції.

Нейромережевий метод

Останнім часом штучні нейронні мережі знайшли широке застосування у багатьох сучасних системах. У завданні розпізнавання образів нейронна мережа показує високу ефективність у порівнянні з іншими традиційними підходами. Застосування нейронної мережі в завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції знаходиться на початкових етапах розвитку.

У роботі [25] автори досліджували завдання розпізнавання видів 2-FSK, ASK, 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 16-QAM за допомогою нейронної мережі за кумулянтними ознаками. У якості інформативних ознак використані лише спектральні ознаки: максимальне значення спектральної щільності нормованої центрованої миттєвої амплітуди, стандартне відхилення абсолютного значення центрованих нелінійних компонентів миттєвої фази, стандартне відхилення значення центрованих нелінійних компонентів миттєвої фази. Автори експериментували з різною кількістю нейронів у прихованому шарі (1, 5, 10, 15 нейронів). У таблиці 1.2 представлені результати при використанні 10 нейронів у прихованому шарі й застосуванням 6 ознак.

Таблиця 1.2.

Результати розпізнавання при використанні 10 нейронів у прихованому шарі й 6 ознак

ВСШ	Види модуляції						
	2-ASK	2-PSK	2-FSK	4-ASK	4-PSK	4-FSK	16-QAM
5 дБ	98 %	99.1 %	85.8 %	88.7 %	97 %	91 %	76.7 %
10 дБ	98.3 %	99.5 %	99 %	99.1 %	99 %	99 %	93.3 %
15 дБ	99 %	99.8 %	100 %	99.8 %	99.6 %	99.4 %	99.5 %

В [33] використана нейронна мережа для розпізнавання видів модуляції (2-ASK, 4-ASK, 2-PSK, 4-PSK, 2-FSK, 4-FSK, 16-QAM, V29, V32, 64-QAM). Ознаками для входу нейронної мережі є кумулянти $C_{2,0}, C_{1,1}, C_{0,2}, C_{3,0}, C_{2,1}, C_{1,2}, C_{0,3}, C_{4,0}, C_{3,1}, C_{2,2}, C_{1,3}, C_{0,4}$. Таблиця 1.3 показує, як

кількість нейронів у прихованому шарі впливає на результати розпізнавання.

Таблиця 1.3.

Результати розпізнавання при різних кількостях нейронів у прихованому шарі (10 і 40 нейронів)

Кількість нейронів у прихованому шарі	Відношення сигналу до шуму (ВСШ)				
	-5 дБ	0 дБ	5 дБ	10 дБ	20 дБ
10	73.62 %	87.02 %	99.26 %	89.86 %	99.93 %
40	89.35 %	97.91 %	99.21	99.90 %	99.96 %

Використання нейромережевого підходу в завданні розпізнавання видів модуляції зводиться в загальному випадку до знаходження інформативних ознак розпізнавання, проведенню навчання нейронної мережі й використанню навченої нейронної мережі для розпізнавання. Інформативні ознаки можуть бути кумулянтними або спектральними, які будуть розглянуто в наступному розділі.

На відміну від описаних вище підходів за формою сигнального сузір'я й граничного підходу, нейромережевий підхід дозволяє досліджувати великий обсяг інформативних ознак, і весь процес виконується в автоматичному режимі.

1.3. Аналіз інформативних ознак нейромережевого підходу

У цей час групи інформативних ознак можна поділити на кумулянтні й спектральні. Використання багатошарової нейронної мережі (БНМ) показує кращу ефективність не тільки у відсутності необхідності "ручного" методу побудови правил вибору, але й у більш високих значеннях імовірностей розпізнавання й можливості використання великого обсягу розглянутих інформативних ознак. Кожна група інформативних ознак розглянута нижче.

Спектральні ознаки

Інформативні ознаки обчислюються на основі миттєвих значень параметрів одержуваного сигналу: миттєвої амплітуди, фази й частоти. Існує велика кількість робіт, у яких використані спектральні ознаки, наприклад, [17 - 23, 38 - 40].

Нехай одержуваний сигнал має вигляд:

$$z(t) = A(t) \cos[\omega_c t + \phi(t)],$$

тоді

$$z(t) = A(t) \cos(\omega_c t) \cos \phi(t) - A(t) \sin(\omega_c t) \sin \phi(t),$$

або

$$z(t) = b_p(t) \cos \omega_c t - b_q(t) \sin \omega_c t,$$

де ω_c - носійна частота, $b_p(t) = A(t) \cos \phi(t) - A(t) \sin \phi(t)$.

Отриманий сигнал $z(t)$ представлено синфазною складовою $b_p(t)$ й квадратурною складовою $b_q(t)$ які можна представити в комплексній формі $b(t) = b_p(t) + j b_q(t)$. Тоді сигнал $z(t)$ можна записати у вигляді $z(t) = \operatorname{Re}[b(t) \exp(j \omega_c t)]$. Для виділення миттєвої амплітуди й фази довільний сигнал $z(t)$ представляється як речовинна частина комплексного сигналу $g(t)$ (він називається аналітичним сигналом) [23] $z(t) = \operatorname{Re}[g(t)]$, а уявна частина $\bar{z}(t)$ комплексного сигналу $g(t)$ називається спряженим сигналом або квадратурним доповненням:

$$g(t) = z(t) + j \bar{z}(t),$$

Спряжений сигнал $\bar{z}(t)$ утворюється із сигналу $z(t)$ за допомогою перетворення Гільберта [23], тоді

$$\text{Миттєва амплітуда сигналу } g(t): a(t) = \sqrt{z^2(t) + \bar{z}^2(t)}$$

$$\text{Миттєва фаза сигналу } g(t): \varphi(t) = \operatorname{arctg} \left(\frac{\bar{z}(t)}{z(t)} \right).$$

Використання спектральних ознак має наступні недоліки: 1. при невисокоточній синхронізації носійної частоти деякі ознаки втрачають інформативність; 2. необхідно попередньо виконати оцінки ВСШ, тобто потрібно зробити ряд додаткових процедур і задати експертним методом граничні значення [5]. Більше того, при підході з використанням спектральних ознак

вихідними даними є високочастотні сигнали, одержувані приймачем. Збереження даних на високій частоті вимагає занадто великий об'єм пам'яті, тому що частота дискретизації може досягатися декількох ГГц.

Кумулянтні ознаки

Кумулянтні ознаки, які детально розглядаються в наступному розділі 2, обчислюються за низькочастотним даними на основі характеристичних функцій стаціонарних випадкових процесів. Кумулянтні ознаки широко використані в роботах. Формули обчислення ознак у різних роботах бувають різними. Відомо, що кумулянтні ознаки двовимірних випадкових процесів $C_{i,j}$, представлені через їх змішані моменти $E_{i,j}$, які визначаються в такий спосіб: нехай є випадковий стаціонарний центрований процес $y(n)$, а $\bar{y}(n)$ - його сполучений, тоді змішаний момент знайдемо за формулою $E_{i,j} = E\left[y^i(n)\bar{y}^j(n)\right]$, де сума $i+j$ - порядок змішаного моменту.

Отже, з аналізу підходів до розв'язку й вибору інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції з'ясоване, що нейромережевий підхід з використанням кумулянтних ознак є кращим. Далі в даній роботі будуть розглянуті обчислення ознак і їх використання для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

1.4. Постановка завдання дослідження й вихідні дані

Розроблені алгоритми й методи повинні бути перевірені в експериментальних дослідженнях. З цією метою далі формулюються завдання дослідження, і задаються основні вихідні параметри.

Постановка завдання дослідження

Відправник передає сигнал з одним з наступних видів цифрової модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM і OFDM, які часто використовуються в практиці. Адресат отримує спотворений адитивним шумом $\xi(t)$ - переданий сигнал $z(t)$, t - безперервний час

$$z(t) = s(t) + \xi(t) \quad (1.5)$$

де $s(t)$ - переданий сигнал без шуму.

Потім отриманий сигнал $z(t)$ попередньо обробляється, див. рис. 1.9, у результаті чого отримуємо IQ дані, які є вихідними даними для поставленого завдання. Основні вихідні параметри представлено в таблиці 1.3. Одержувачу потрібно розпізнати вид цифрової модуляції, що використовується.

Таблиця 1.3. Параметри сигналів для проведення тестування

Параметри	Значення
Частота дискретизації IQ даних (Гц)	839680
Кількість відліків інформаційного сигналу	3600
Відношення сигналу до шуму в каналі зв'язку (дБ)	с 0 до 20

У таблиці 1.3 представлено параметри одночастотної модуляції, які необхідні для проведення моделювання. У магістерській роботі досліджено 8 видів цифрової модуляції, у тому числі OFDM. У більшості робіт досліджені тільки види одночастотної модуляції (M-PSK, M-FSK, M-QAM) або пристрою, які дозволяє розпізнавати тільки два класи сигналів: з одночастотною модуляцією й багаточастотною модуляцією (OFDM) [46]. Дослідження проводиться при різних наборах параметрів OFDM сигналів, які наведено в таблиці 1.4.

У таблиці 1.4 представлено чотири варіанти набору вихідних параметрів OFDM сигналів з метою дослідження їх впливу на ймовірності розпізнавання видів цифрової модуляції.

Таблиця 1.4. Параметри OFDM сигналів

Варіант	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4
Кількість підносійних	225	225	101	101
Довжина ЗШПФ	256	256	128	128
Схема модуляції підносійних	16-QAM	64-QAM	64-QAM	16-QAM
Захисний інтервал	32	32	16	16

Моделювання проводиться в середовищі Scilab, і є головним інструментом розв'язку широкого спектра наукових і прикладних завдань, у таких областях як: моделювання, програмування, проектування комунікаційних систем, обробка сигналів і робота з нейронними мережами.

Середовище Scilab має наступні переваги: легка мова для вивчення, величезні можливості моделювання й можливість перетворення його в код C/C++ і т.д. Розробка програмного забезпечення виконується в середовищі графічного програмування LabView компанії National Instruments.

Вихідні дані

Вихідними даними для поставленого завдання є IQ дані. Для виділення IQ даних використовуються різні засоби, які представлено в рисунку 1.9 [19],

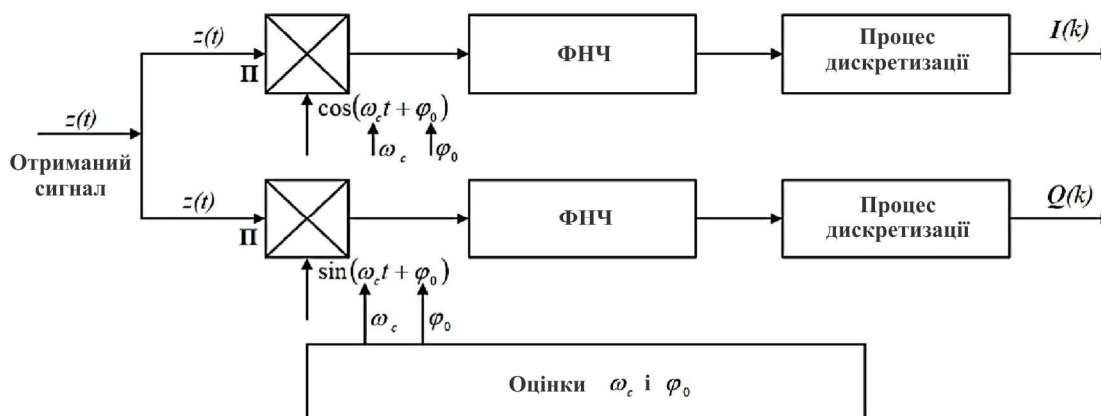


Рисунок 1.9. Схема обробки отриманого сигналу

де Π - блок перемноження. Залежно від знання інформації про переданий сигнал моделювання проводиться в декількох випадках. Якщо фазова частина носійного сигналу має вигляд $\omega_c(t) + \varphi_0$, то переданий сигнал має вигляд:

$$z(t) = A(t) \cos(\omega_c t) \cos \phi(t) - A(t) \sin(\omega_c t) \sin \phi(t)$$

або

$$z(t) = A(t) \cos[2\pi f t + \varphi_0 + \phi(t)],$$

де f - носійна частота.

У приймачі в загальному випадку частота й початкова фаза не відомі, тоді

фазова частина носійного сигналу для синхронізації має вигляд $2\pi\bar{f}t + \bar{\varphi}_0$, де \bar{f} - оцінка значення носійної частоти й $\bar{\varphi}_0$ - оцінка значення початкової фази носійного сигналу. Щоб одержати IQ дані, можна використовувати схему на рисунку 1.9.

За допомогою фільтра низьких частот видаляються високочастотні компоненти. Отже, вираз для IQ даних можна записати в наступному вигляді

$$\begin{cases} I(t) = \frac{1}{2} A(t) \cos[2\pi\Delta f t + \phi(t) + \Delta\varphi_0] \\ Q(t) = \frac{1}{2} A(t) \sin[2\pi\Delta f t + \phi(t) + \Delta\varphi_0] \end{cases}$$

Якщо носійна частота й початкова фаза відомі, тобто

$$\begin{cases} \Delta f = 0 \\ \Delta\varphi_0 = 0 \end{cases}$$

то IQ дані надходять в ідеальному вигляді:

$$\begin{cases} I(t) = \frac{1}{2} A(t) \cos[\phi(t)] \\ Q(t) = \frac{1}{2} A(t) \sin[\phi(t)] \end{cases}$$

При передачі зазвичай в сигналі присутні службові фрагменти, які містять інформації про несучу частоту й фази для синхронізації одержуваного сигналу. Але в практиці іноді ці фрагменти відсутні, наприклад, при аналізі сигналів у процесі розв'язку завдань радіоконтролю, радіомоніторингу й радіорозвідки, а також у системах, у яких немає можливості передавати службову інформацію (передача коротких пакетів даних) [34]. Тоді для розпізнавання видів цифрової модуляції потрібно проводити оцінки параметрів носійного сигналу. У цій роботі проводяться дослідження при відомому значенні носійної частоти (розділ 3.2), при невідомому значенні носійної частоти й незначній помилці оцінки значення початкової фази носійного сигналу, і подальший розв'язок при невідомих значеннях носійної частоти й початкової фази носійного сигналу.

Загальна модель системи автоматичного розпізнавання видів цифрової

модуляції

На основі аналізу підходів розв'язку, інформативних ознак і постановки завдання побудуємо модель системи розпізнавання видів цифрової модуляції, що представлено рисунку 1.10.



Рисунок 1.10. Система автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції

Система складається із трьох частин: виділення IQ даних, обчислення інформативних ознак і нейронна мережа, навчена розпізнаванню потрібних видів цифрової модуляції. Блок виділення IQ представлено в рисунку 1.9, блок обчислення й вибору інформативних ознак буде описано в розділі 2, а блок навченої нейронної мережі буде розглянуто в розділі 3.

1.5. Висновки по Розділу 1

У цьому розділі розглянуті різні походи до розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції. В основі цих підходів лежать спектральні й кумулянтні статистичні інформативні ознаки.

Виділено три основні підходи до розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції: розпізнавання за формою сигнального сузір'я, граничний підхід і нейромережевий підхід. Відзначено, що нейромережевий підхід демонструє високу ефективність із погляду ймовірності правильного розпізнавання видів цифрової модуляції, він дозволяє виконувати розпізнавання в автоматичному режимі й досліджувати великий об'єм інформативних ознак.

З'ясовано дві групи інформативних ознак: спектральні й кумулянтні. Кумулянтні ознаки суттєво переважають спектральних ознак: 1. кумулянтні

ознаки ефективні при зсуві від носійної частоти, 2. незалежно від закону розподілу шуму в каналі зв'язку кумулянтні ознаки показують однакову ефективність розпізнавання, 3. одержуваний сигнал перетвориться в низькочастотні IQ дані, це зручно для обробки цифрових сигналів.

Таким чином, для розв'язку поставленого завдання обраний нейромережевий підхід з використанням кумулянтних ознак, сформульовано постановку завдання й визначено основні вихідні параметри для моделювання й тестування.

РОЗДІЛ 2. ІНФОРМАТИВНІ КУМУЛЯНТНІ ОЗНАКИ Й ВПЛИВ ШУМУ В КАНАЛІ ЗВ'ЯЗКУ

У завданні розпізнавання образів вибір інформативних ознак визначає успіх або неуспіх розв'язку завдання. У другому розділі досліджуються методи обчислення й вибору інформативних ознак, а також вплив шуму в каналі зв'язку на кумулянтні ознаки в IQ даних.

2.1. Кумулянтні ознаки і їх обчислення

У теорії ймовірностей поняття моменту відіграє важливу роль, моменти випадкового процесу являють собою множину параметрів, яка характеризує розподіл щільності ймовірностей випадкового процесу. Однак ця множина не є єдиною й тим більше найкращою для розв'язку ряду практичних завдань. Інша множина параметрів - так званих кумулянтів, має властивості більш корисними як з теоретичної, так і із практичної точки зору. Кумулянти розподілу в багатьох випадках є набагато більш інформативними параметрами розподілу, ніж моменти. Це пов'язано, в основному з тим, що в багатьох практично важливих випадках кумулянтами високих порядків на відміну від моментів можна знехтувати. Більше того, існують такі розподіли випадкових величин, кумулянти яких, починаючи з деякого порядку, усе перетворюють на нуль, у той час як їхні моменти не дорівнюють нулеві.

2.1.1. Обчислення кумулянтів одномірного випадкового стаціонарного процесу

Нехай одномірному стаціонарному випадковому процесу $\xi(k)$ дискретного часу k відповідає щільність розподілу ймовірностей $f_\xi(x)$. Моментом першого

порядку відповідає величина $a = \int_{-\infty}^{\infty} x f_\xi(x) dx$. Центровані моменти порядку n

обчислюються за формулою $E_n = \int_{-\infty}^{\infty} (x-a) f_{\xi}(x) dx$. Якщо момент першого порядку дорівнює нулю, то моменти n -го порядку рівні $E_n = \int_{-\infty}^{\infty} x^n f_{\xi}(x) dx$. Обчислення кумулянтів пов'язане з характеристичною функцією стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$, який визначається як математичне очікування випадкового процесу $\eta(k) = e^{iu\xi(k)}$ за формулою $\varphi(u) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{iux} f_{\xi}(x) dx$.

Характеристична функція має ряд корисних і важливих властивостей, що й пояснює ту роль, яку вона відіграє в теорії математичної статистики. Кумулянтами випадкового процесу служать коефіцієнти розкладу логарифма характеристичної функції φ_n в ряд Тейлора

$$\ln \varphi(u) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n (iu)^n / n!,$$

де n - порядок кумулянта.

Відомо, що між кумулянтами й моментами випадкового процесу існують пряма й зворотна залежність, наприклад. Кумулянти обчислюються за допомогою n -кратного диференціювання характеристичної функції.

2.1.2. Обчислення кумулянтів двовірного випадкового стаціонарного процесу

Розглянемо випадковий стаціонарний центрований комплексний процес $d(k) = p(k) + jq(k)$ дискретного часу $k = 1, 2, \dots$ й комплексно спряжений до нього процес $\bar{d}(k) = p(k) - jq(k)$, де $p(k)$ й $q(k)$ - дійсні стаціонарні процеси. Таким процесам відповідає двовірна щільність розподілу ймовірностей $f_{d, \bar{d}}(x, y)$ і відповідна двовірна характеристична функція $\phi(u, v) = \iint e^{j(ux+vy)} f_{d, \bar{d}}(x, y) dx dy$. Двовірна щільність розподілу ймовірностей $f_{d, \bar{d}}(x, y)$ дозволяє обчислити

центровані змішані моменти $E_{h,l} = \iint x^h y^l f_{d,\bar{d}}(x,y) dx dy$ і їх оцінки за формулою

$$E_{h,l} = \sum_{k=1}^N d^h[k] \bar{d}^l[k] / N \quad (2.2)$$

де N - число відліків процесів $d(k)$ і $\bar{d}(k)$. Значення змішаних моментів будуть надалі використані для обчислення відповідних змішаних кумулянтів. Змішаними кумулянтами процесів $d(k)$ і $\bar{d}(k)$ служать коефіцієнти розкладу $C_{n,m}$ логарифма характеристичної функції $\varphi(u, v)$ в ряд Тейлора

$$\ln \varphi(u, v) = \sum_{n,m=0}^{\infty} C_{n,m} (iu)^n (iv)^m / n! m!, \quad (2.3)$$

порядком змішаного кумулянта $C_{n,m}$ є сума $r = n + m$.

Обчислення змішаних кумулянтів можна виконати прямим перетворенням з використанням розкладання елементарних функцій у ряд Тейлора, але для кумулянтів більш високих порядків (більш 6-ого порядку) обчислення сильно ускладнюються. Щоб усунути цей недолік, використовується формальна процедура [33], у якій формули обчислення змішаних кумулянтів виводяться з формул кумулянтів одномірного процесу. У таблиці 2.1 представлені формули для обчислення змішаних кумулянтів до восьмого порядку, з яких необхідно вибрати підходящі кумулянти для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції. Значення кумулянтів є комплексними числами. Основні відмінності значень кумулянтів для різних видів цифрової модуляції проявляються в значеннях їх дійсних частин. Тому в якості ознак, що розпізнають, далі прийняті значення дійсних частин кумулянтів.

2.2 Метод вибору кумулянтних ознак

Необхідно розробити метод вибору кумулянтних ознак, щоб використовувати тільки ті ознаки, які збільшують імовірність розпізнавання

видів модуляції. У даному підрозділі описані підходи, на яких ґрунтуються методи вибору кумулянтних ознак.

2.2.1. Значення кумулянтів при гаусовському шумі

Розглянемо кумулянти при гаусовському шумі. Щільність розподілу одномірного стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$ дискретного часу k , розподіленого за нормальним законом, має вигляд

$$f_{\xi}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}},$$

де a - математичне очікування випадкового процесу, σ - дисперсія випадкового процесу, тоді характеристична функція такого стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$ має вигляд:

$$\phi(u) = \int e^{jux} f_{\xi}(x) dx = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{jux - \frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}} dx$$

Підстановкою [55]

$$z = \frac{x - a}{\sigma} - ju\sigma,$$

$$\rightarrow x = a + \sigma(z + ju\sigma) \rightarrow dx = \sigma dz$$

$\phi(u)$ приведемо до виду

$$\phi(u) = e^{j\alpha u - \frac{1}{2}u^2\sigma^2}$$

тоді кумулянти для гаусовського процесу можна знайти з формули

$$\ln \phi(u) = \ln e^{j\alpha u - \frac{1}{2}u^2\sigma^2} = j\alpha u - \frac{1}{2}u^2\sigma^2. \quad (2.5)$$

Отриманий вираз (2.5) показує, що при гаусовському шумі для одномірного процесу тільки кумулянти першого й другого порядку не дорівнюють нулю, інші дорівнюють нулю. У задачі розпізнавання видів цифрової модуляції процес є

двомірним (IQ дані), тому необхідно розглянути кумулянти для цього випадку. Двомірний стаціонарний випадковий процес, розподілений за нормальним законом, має щільність розподілу

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2(1-r^2)} e^{-\frac{1}{2(1-r^2)} \left[\frac{(x-\alpha)^2}{\sigma_1^2} - 2r \frac{(x-\alpha)(y-\beta)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\beta)^2}{\sigma_2^2} \right]}$$

де α, β математичні очікування випадкових процесів, σ_1, σ_2 дисперсії випадкових процесів, r - коефіцієнт кореляції випадкових процесів. У випадку для центрованих процесів з одиничними дисперсіями

$$\begin{cases} \alpha = \beta = 0 \\ \sigma_1 = \sigma_2 = 1 \end{cases},$$

$f(x, y)$ спрощується

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi(1-r^2)} e^{-\frac{1}{2(1-r^2)} [x^2 - 2rxy + y^2]}.$$

Тому

$$\varphi_{u,v} = e^{-\frac{1}{2}(u^2 + 2ruv + v^2)},$$

і

$$\ln \varphi(u, v) = \ln e^{-\frac{1}{2}(u^2 + 2ruv + v^2)} = -\frac{1}{2}(u^2 + 2ruv + v^2). \quad (2.6)$$

Отриманий вираз (2.6) підтверджує, що для двовимірного гаусовського розподілу тільки кумулянти першого й другого порядку відмінні від нуля, інші кумулянти дорівнюють нулю. Цей доказ ще раз підтверджує правильність вибору інформативних ознак.

2.2.2. Кумулянти чистого сигналу, шуму й одержуваного сигналу

Основна причина того, що в якості інформативних ознак у магістерській роботі використовуються кумулянтні ознаки, полягає в тому, що кумулянти вище другого порядку для гаусівського процесу дорівнюють нулю, а шуми в мережах зв'язку, у більшості випадків, носять гаусівський характер, більше того, закон розподілу помилок в IQ даних, незалежно від виду закону розподілу шуму в каналі зв'язку, близький до нормального закону.

Розглянемо структуру характеристичної функції для випадку, коли комплексні процеси $d(k)$ і $\bar{d}(k)$ являють собою суму чистого сигналу й розподіленого за нормальним законом шуму $\eta(k)$: $d(k) = a(k) + \eta(k)$. Характеристична функція двомірного випадкового процесу дорівнює

$$\phi_{d, \bar{d}}(u, v) = M(e^{jud + jv\bar{d}}) = M(e^{ju(a+\eta) + jv(\bar{a} + \bar{\eta})}) = M(e^{j(ua + v\bar{a}) + j(u\eta + v\bar{\eta})}) \quad (2.7)$$

Якщо випадкові процеси незалежні, то математичне очікування їх добутку дорівнює добутку їх математичних очікувань, і, отже, характеристична функція (2.7) дорівнює добутку характеристичних функцій чистого сигналу й шуму:

$$\phi_{d, \bar{d}}(u, v) = \phi_{a, \bar{a}}(u, v) \phi_{\eta, \bar{\eta}}(u, v) \quad (2.8)$$

Оскільки кумулянтами є коефіцієнти розкладання логарифма характеристичної функції в ряд Тейлора, то з (2.8) випливає, що кумулянт процесу дорівнює сумі кумулянтів чистого сигналу $a(k)$ і кумулянту шуму $\eta(k)$ в силу (2.9):

$$\ln \phi_{d, \bar{d}}(u, v) = \ln \phi_{a, \bar{a}}(u, v) + \ln \phi_{\eta, \bar{\eta}}(u, v) \quad (2.9)$$

Співвідношення (2.9) підтверджує тезу про те, що у випадку нормального шуму значення кумулянтів сигналу вище другого порядку не залежать від рівня шуму, що спотворює корисний сигнал.

2.2.3. Метод вибору кумулянтних ознак

Метод, за яким потрібно вибирати кумулянти для вхідного вектора нейронної мережі, є наступним:

- а) Значення кумулянтів повинні бути значимими й різними для різних видів цифрової модуляції;
- б) Значення кумулянтів не повинні залежати від величини ВСШ, тобто значення кумулянтів не повинні значно змінюватися, коли змінюються значення ВСШ.

У таблицях 2.2 - 2.4 представлені значення кумулянтів різних видів цифрової модуляції при різних значеннях ВСШ, потужність чистого сигналу дорівнює одиниці.

Таблиця 2.2.

Значення кумулянтів коли ВСШ = 20 дБ

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
$C_{2,0}$	1,0000	0,0000	-0,0153	0,0003	0,6467	-0,0515	0,0041	-0,0293
$C_{1,1}$	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9800	1,0018	1,0136	1,0442
$C_{3,0}$	-0,0194	0,0243	0,0194	0,0002	-0,0269	-0,0461	0,0395	0,0365
$C_{2,1}$	-0,0194	-0,0243	0,0055	0,0000	-0,0383	0,0078	-0,0957	-0,0046
$C_{4,0}$	-2,0000	-0,9998	-0,0007	0,0002	-0,9346	-0,6317	-0,7238	-0,0791
$C_{3,1}$	2,0000	0,0000	0,0306	-0,0006	-0,8234	0,1034	-0,0068	-0,0336
$C_{2,2}$	-2,0000	-1,0000	-1,0002	-1,0000	-0,9346	-0,7062	-0,5985	0,0209
$C_{5,0}$	0,1750	0,0258	-0,0167	0,0000	0,1758	-0,0762	0,1924	-0,0340
$C_{4,1}$	0,1750	-0,0722	-0,0577	-0,0005	0,2128	0,1172	-0,0298	0,2691
$C_{3,2}$	0,1750	0,1212	-0,0269	0,0000	0,2501	-0,0164	0,3929	-0,2076
$C_{6,0}$	15,996	-0,0024	0,0153	0,0000	4,2119	-0,4792	0,0853	0,8882
$C_{5,1}$	15,996	4,0083	0,0026	-0,0007	4,3558	1,9518	2,1676	0,08701
$C_{4,2}$	15,996	-0,0005	-0,1685	0,0030	4,2053	-0,5074	-0,0115	-0,2494
$C_{7,0}$	15,996	3,9912	4,0015	3,9999	4,3525	2,2456	1,5602	0,1449
$C_{6,1}$	-3,0138	0,8247	0,0105	0,0000	-2,0113	-1,0021	0,3956	-0,6678
$C_{5,2}$	-3,0139	-0,4994	0,0718	0,0002	-2,3288	0,4903	-1,9144	0,08434
$C_{4,3}$	-3,0139	0,3767	0,4001	0,0033	-2,6184	-0,6712	-0,3330	-0,2154
$C_{8,0}$	-2,9361	-1,0132	0,2270	0,0000	-2,7387	0,0552	-2,6075	0,7265
$C_{7,1}$	-271,81	-34,033	-0,9156	0,0000	-46,140	-12,362	-16,316	-2,5546
$C_{6,2}$	-271,81	0,02994	-0,0927	0,00015	-45,631	4,3513	-0,2413	-0,8581

C _{5,3}	-271.81	-34.159	-0.0161	0.00567	-45.967	-13.557	-13.749	-1.3827
C _{4,4}	-271.81	0.0128	1.7472	-0.0315	-45.487	4.6404	0.6484	1.2241

Таблиця 2.4. Значення кумулянтів коли ВСШ = 0 дБ

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
C _{2,0}	1,0000	0,0000	0.0271	-0.0003	0.6633	0.0053	-0.0159	-0.0050
C _{1,1}	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0.9967	0.9893	1.0044	1.0442
C _{3,0}	0.0278	-0.0094	-0.0189	-0.0002	-0.0149	-0.0063	-0.0566	0.1071
C _{2,1}	0.02778	0.0094	-0.0129	-0.0009	-0.0149	0.0322	0.0199	0.0004
C _{4,0}	-2,0000	-0.9994	-0.0022	0.0002	-0.9883	-0.6682	-0.6324	0.3293
C _{3,1}	-2,0000	0,0000	-0.0542	0.0005	-0.8778	-0.0105	0.0216	-0.1091
C _{2,2}	-2,0000	-1.0002	-1.0007	-1,0000	-0.9891	-0.6558	-0.6209	0.0192
C _{5,0}	-0.2500	-0.0109	0.0238	0,0000	0.1039	-0.0121	-0.0574	-0.0696
C _{4,1}	-0.2500	0.0274	0.0586	0.0007	0.1004	0.0085	0.1306	-0.0553
C _{3,2}	-0.2500	-0.0466	0.0663	0.0044	0.0983	-0.1510	-0.0667	-0.1052
C _{6,0}	15.992	0.0006	-0.0268	-0.0001	4.6540	0.0521	-0.1795	-1.0969
C _{5,1}	15.992	3.9977	0.0154	-0.0006	4.7983	2.0081	1.8395	0.2692
C _{4,2}	15.992	0,0000	0.2966	-0.0029	4.6484	0.0450	-0.0624	-0.2261
C _{7,0}	15.992	4.0006	4.0042	3.9999	4.7959	1.9516	1.7617	0.1572
C _{6,1}	4.3056	-0.3170	0.0172	0,0000	-1.2501	-0.0994	-1.0946	-0.1725
C _{5,2}	4.3056	0.2009	-0.1303	0.0002	-1.2227	0.3616	0.4203	-0.6963
C _{4,3}	4.3056	-0.1378	-0.4296	-0.0048	-1.1848	0.0795	-0.6535	0.2010
C _{8,0}	4.1944	0.3862	-0.5836	-0.0378	-1.1069	1.0969	0.3943	0.5526
C _{7,1}	-271.61	-33.931	-0.9138	0,0000	-52.872	-13.362	-12.216	6.0961
C _{6,2}	-271.61	-0.0019	0.1675	0.0007	-52.414	-0.4587	1.3181	-2.2513
C _{5,3}	-271.61	-33.989	-0.1916	0.00531	-52.758	-13.225	-11.761	1.37452
C _{4,4}	-271.61	-0.0008	-3.0531	0.0302	-52.273	-0.3189	0.1417	-1.1867

У відповідності зі сформульованим вище методом вибору кумулянтних ознак в якості признаков обрано 17 кумулянтів: C_{2,0}, C_{4,0}, C_{3,1}, C_{2,2}, C_{6,0}, C_{5,1}, C_{4,2}, C_{3,3}, C_{7,0}, C_{6,1}, C_{5,2}, C_{4,3}, C_{8,0}, C_{7,1}, C_{6,2}, C_{5,3}, C_{4,4}. Кумулянт C_{1,0} не обраний, тому що його значення при різних видах цифрової модуляції при різних ВСШ майже однакові. Кумулянти C_{3,0}, C_{2,1}, C_{5,0}, C_{4,1}, також не обрані, тому що їхні значення майже дорівнюють нулю. Розділові властивості декількох обраних ознак представлені на графіках значень ознак, на рис. 2.1 - 2.9 кожному виду цифрової

модуляції відповідають значення того чи іншого кумулянта.

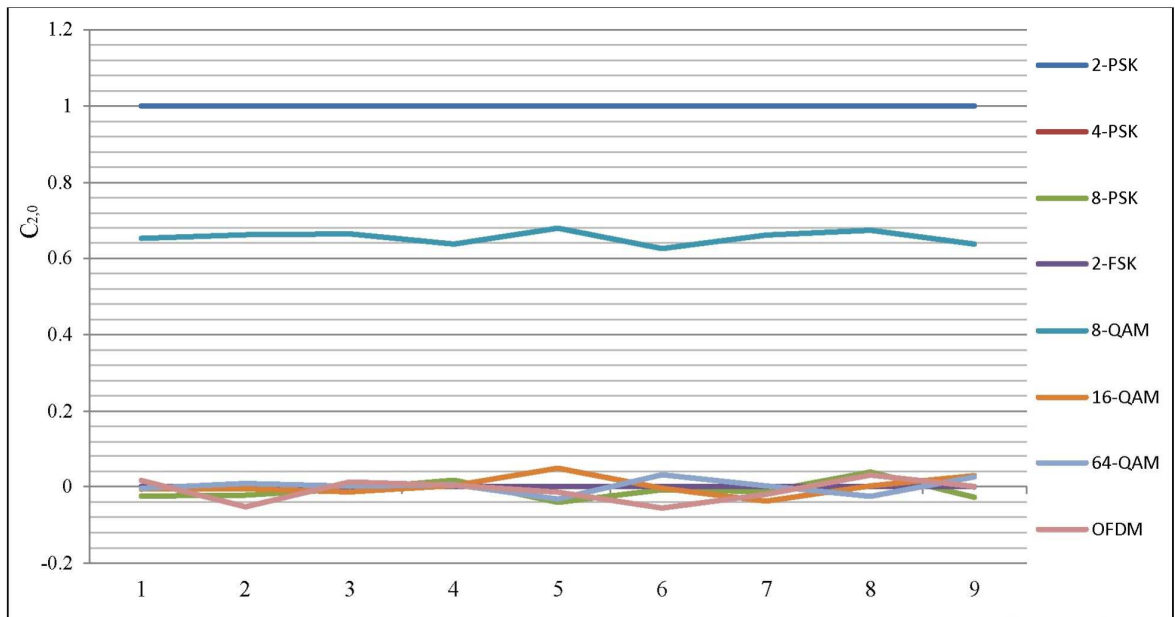


Рисунок 2.1. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

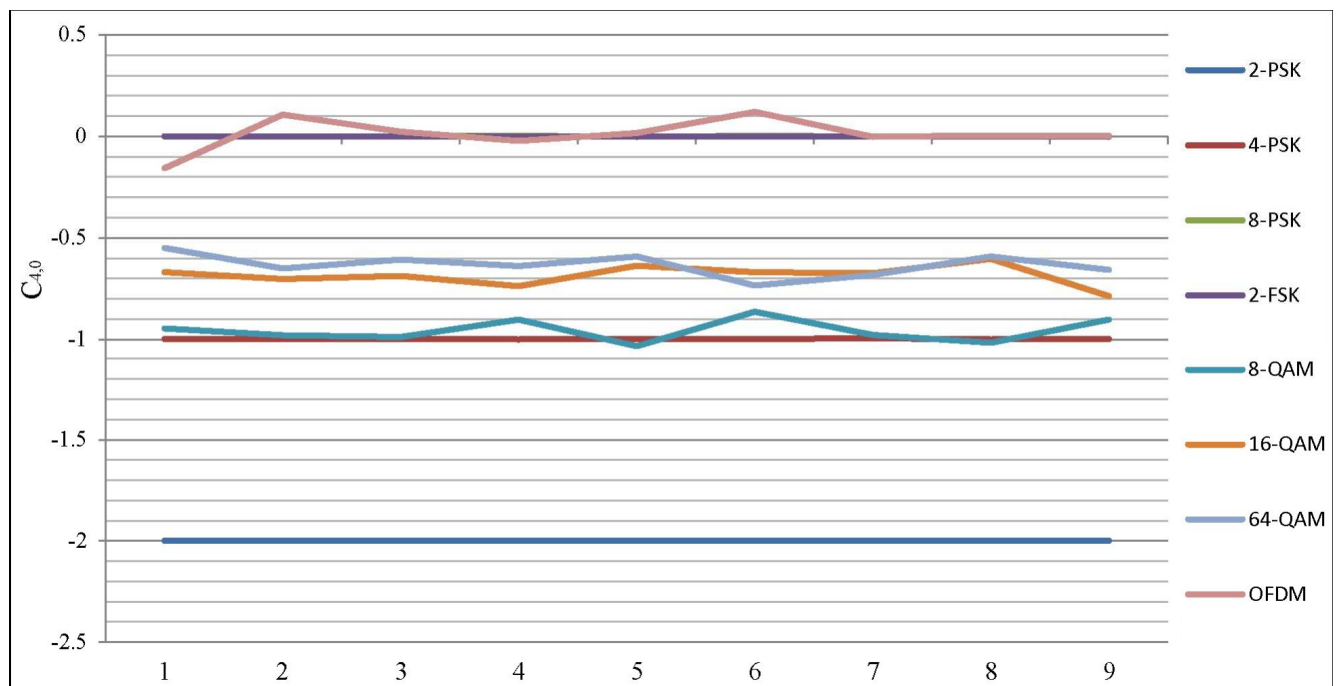


Рисунок 2.2. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

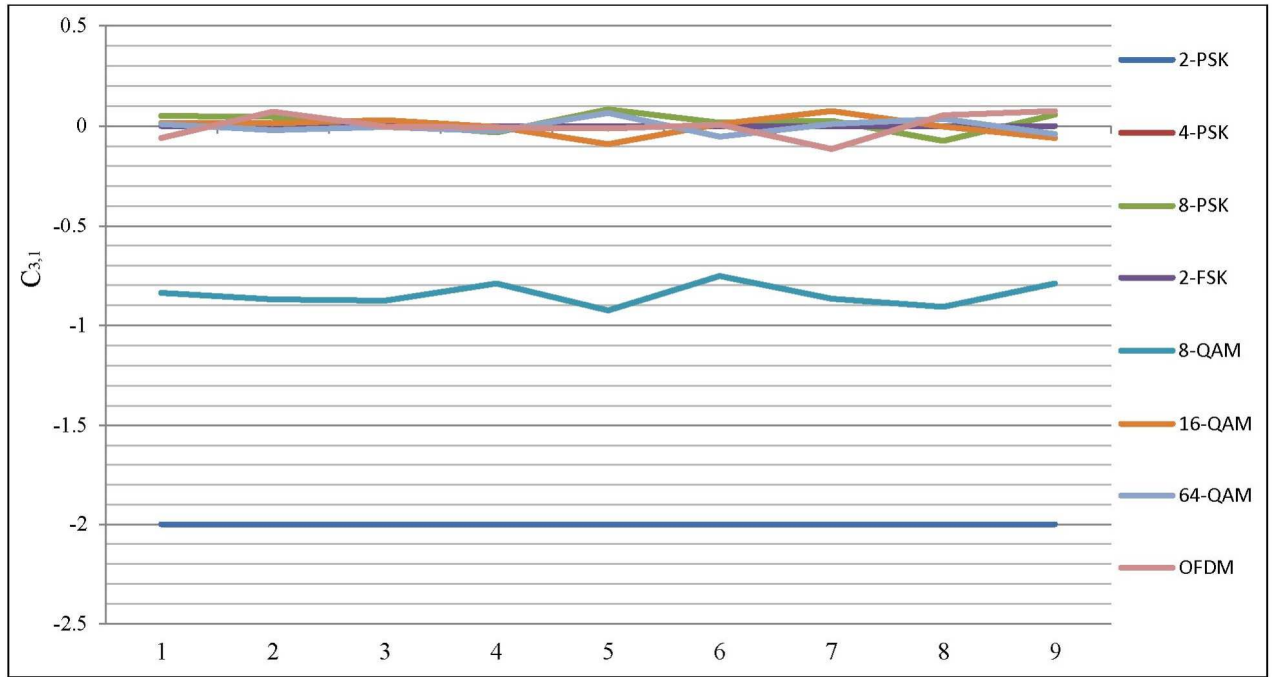


Рисунок 2.3. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

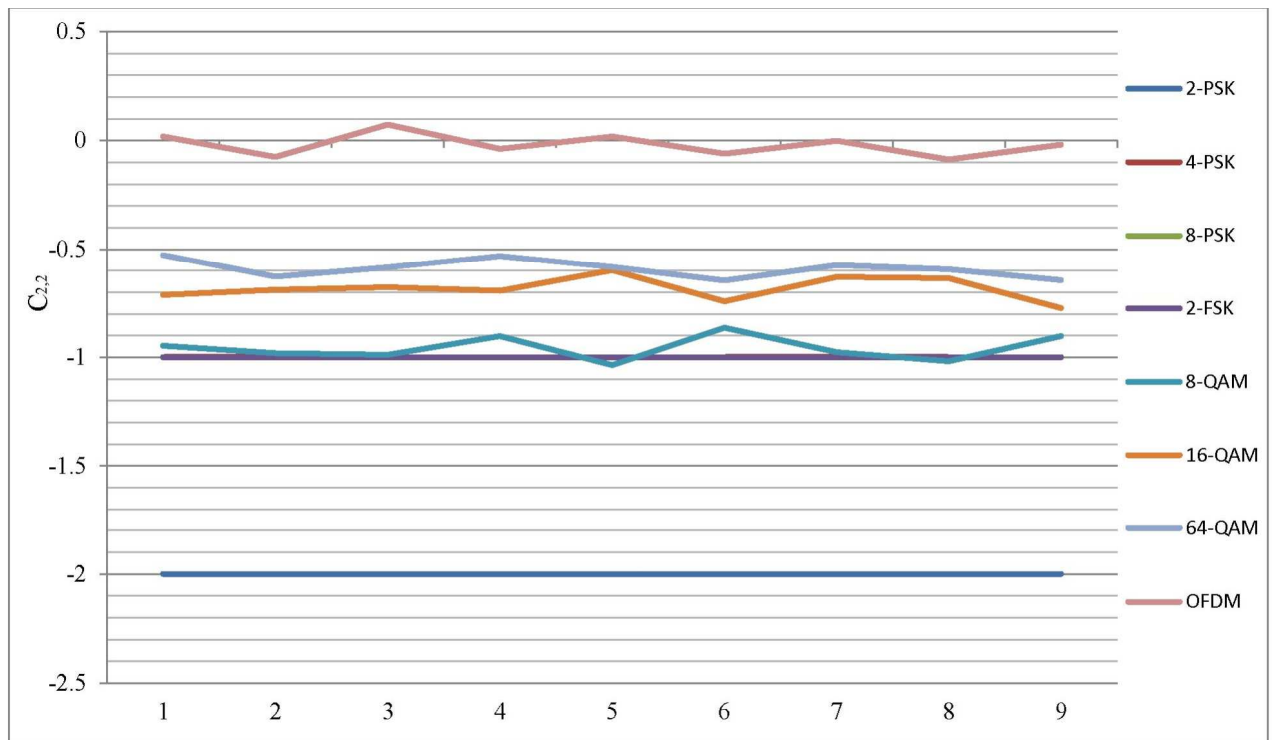


Рисунок 2.4. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

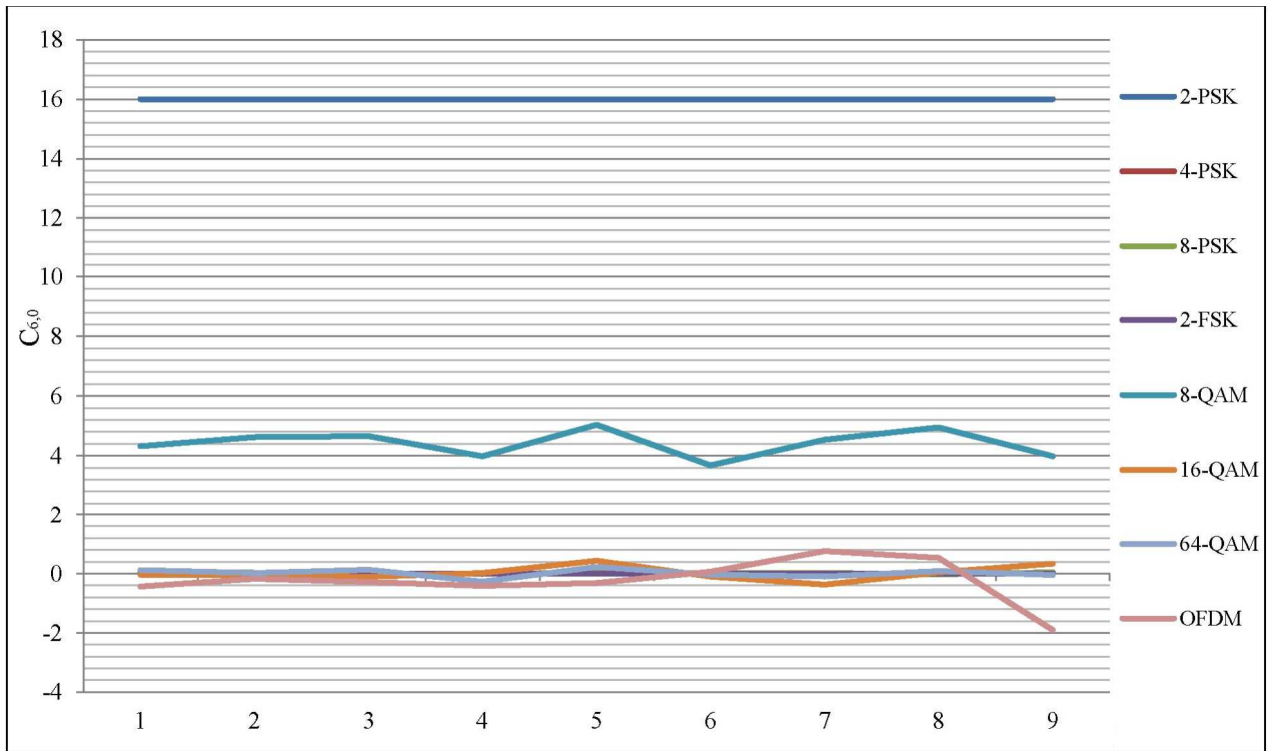


Рисунок 2.5. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

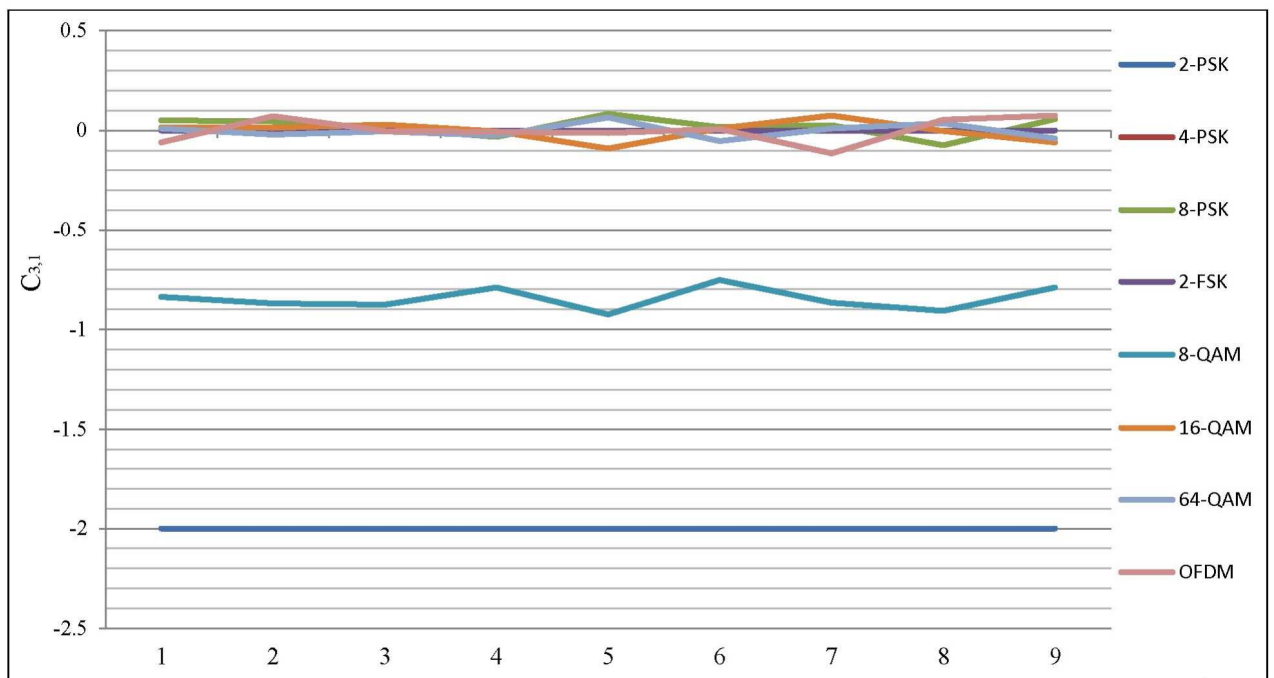


Рисунок 2.6. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

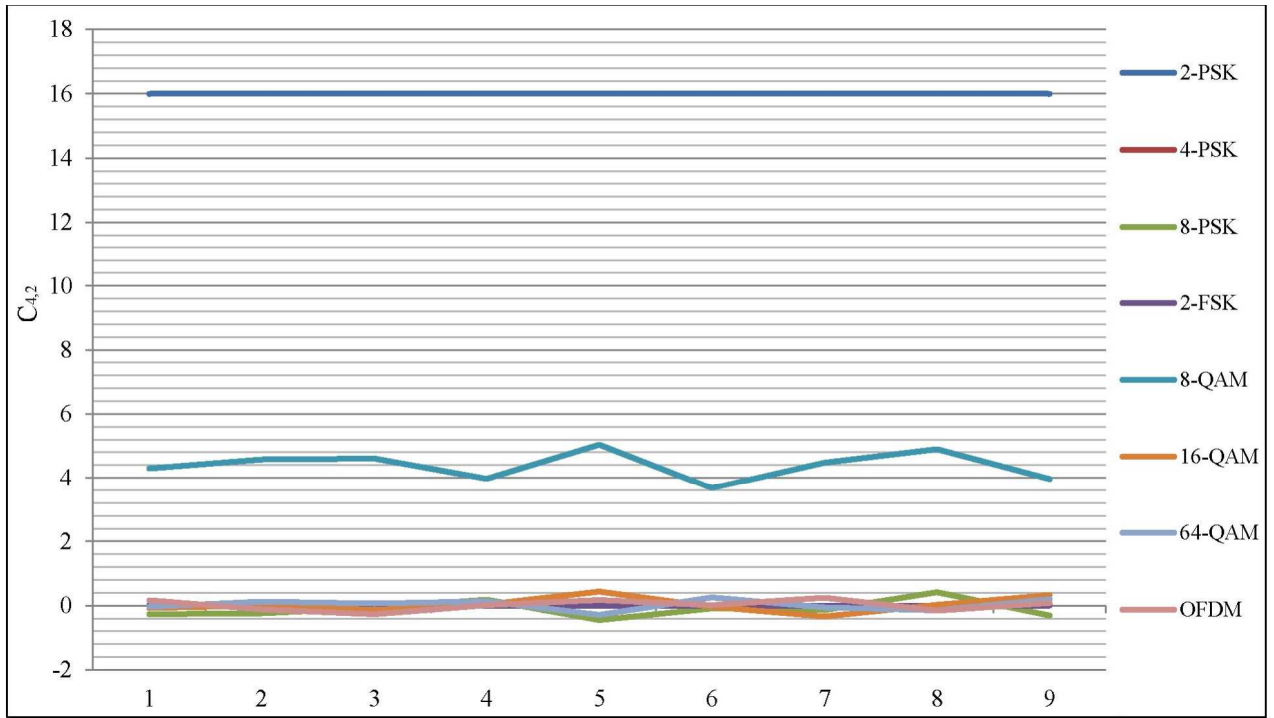


Рисунок 2.7. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

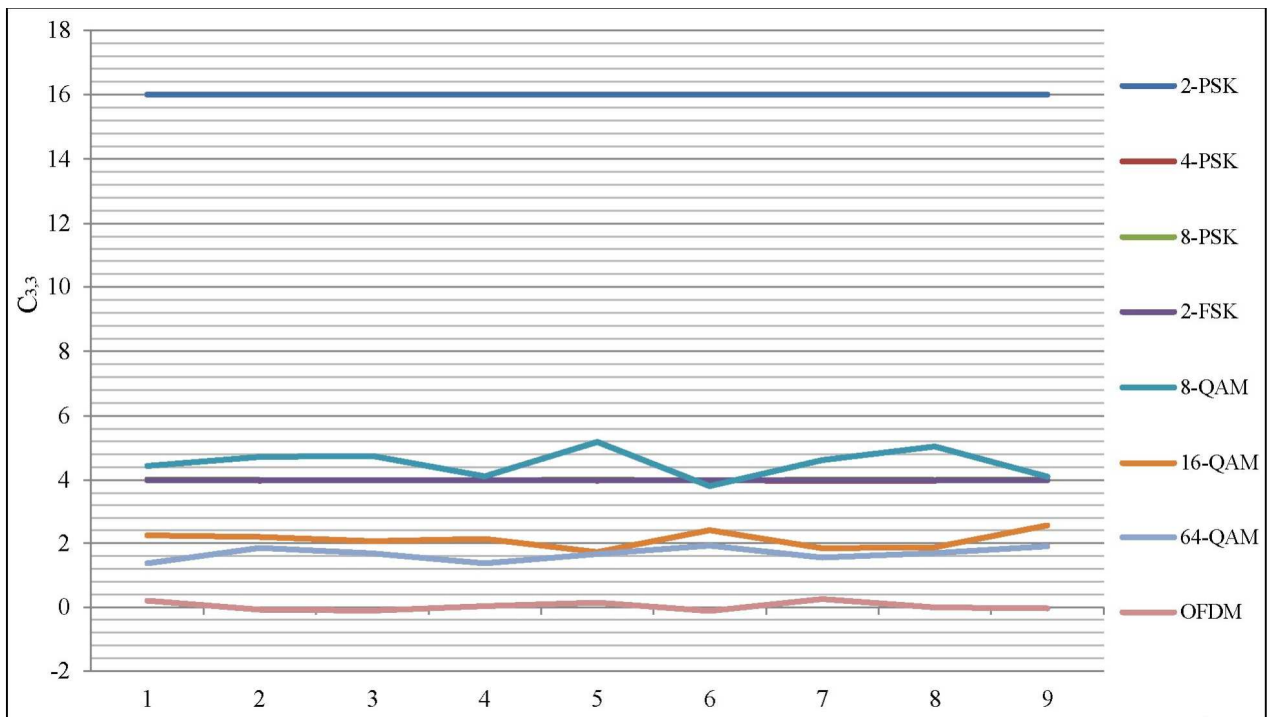


Рисунок 2.8. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

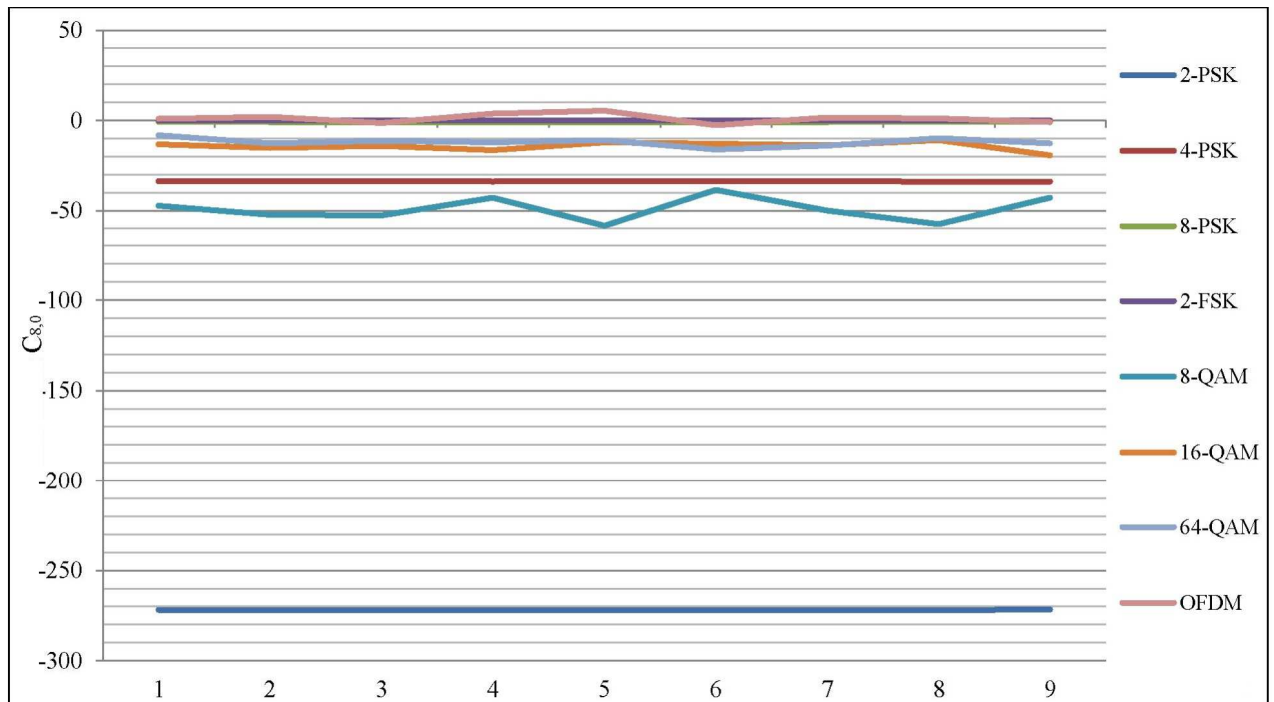


Рисунок 2.9. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

У багатьох роботах, присвячених розпізнаванню видів цифрової модуляції при нормальному законі розподілу шуму, представлені результати високої ефективності розв'язку даного завдання. Однак ефективність правильного розпізнавання у випадку, коли шум не гаусовський, не є гарантованим. У даній роботі розглянуто три закони розподілу шуму в каналі зв'язку: нормальний, рівномірний і релеєвський.

2.3.1. Основні закони розподілу шуму

Нормальний закон розподілу

Нормальний закон розподілу ймовірностей (гаусовський закон) відіграє виняткову роль у теорії ймовірностей. Головна особливість закону Гауса полягає в тому, що він є граничним законом, до якого наближаються, за певних умов, інші закони розподілу. Нормальний закон розподілу найбільше часто зустрічається на практиці.

Безперервна випадкова величина X має нормальний закон розподілу ймовірностей (гаусовський закон) з параметрами a й σ , якщо її щільність розподілу ймовірностей задана виразом

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}}.$$

На рис. 2.10 представлений графік щільності розподілу ймовірностей для випадку центрованого нормального розподілу, коли величина параметра $a = 0$.

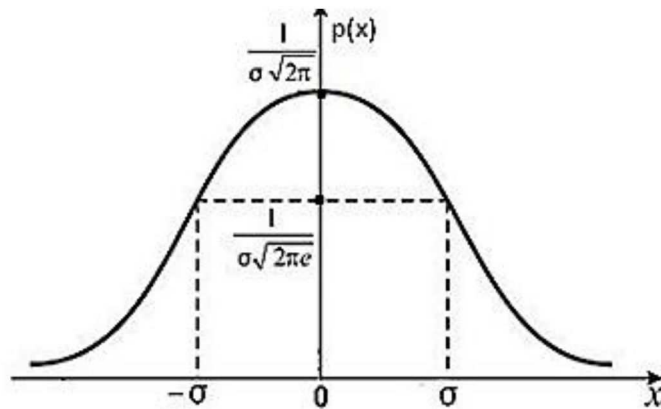


Рисунок 2.10. Графік щільності ймовірностей центрованого нормального закону розподілу

Математичне очікування випадкової величини X , розподіленої за нормальним законом, дорівнює значенню параметра a , тобто $M(X) = a$; а дисперсія - значенню параметра σ^2 , тобто $D(X) = \sigma^2$.

Нормальний закон розподілу випадкової величини з параметрами $a = 0$ і $\sigma = 1$ називається стандартним. Щільність стандартного нормального розподілу ймовірностей має вигляд:

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}},$$

і називається функцією Гауса. У цьому випадку $M(X) = 0$ й $D(X) = 1$

До найважливіших властивостей кумулянтів належить той факт, що для двомірної нормальної щільності розподілу тільки кумулянти першого й другого порядку відмінні від нуля. Таким чином, кумулянти характеризують негауовість випадкового процесу, а оскільки модульовані процеси суттєво негаусовський, то кумулянти служать індикаторами відповідних видів цифрової модуляції.

Рівномірний закон розподілу

Безперервна випадкова величина X має рівномірний закон розподілу на відрізку $[a, b]$, якщо її щільність розподілу ймовірностей $p(x)$ постійна на цьому відрізку й дорівнює нулю поза ним:

Щільність $p(x)$ рівномірного розподілу має вигляд:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} \rightarrow a \leq x \leq b \\ 0 \rightarrow x < a, x > b \end{cases}.$$

Функція розподілу $F(x)$ для рівномірного закону розподілу має вигляд:

$$F(x) = \begin{cases} 0 \rightarrow x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} \rightarrow a < x \leq b \\ 1 \rightarrow x > b \end{cases}$$

Графіки цих функцій показано на рисунку 2.11 і рисунку 2.12, відповідно.

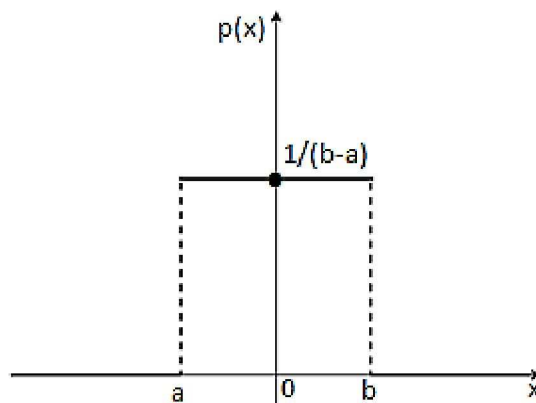


Рисунок 2.11. Графік функції щільності розподілу ймовірностей рівномірного закону розподілу

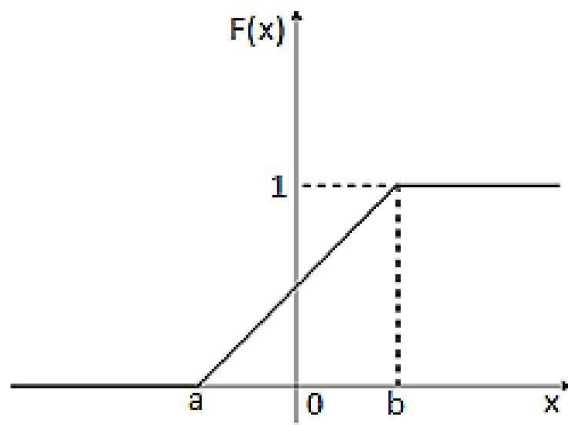


Рисунок 2.12. Графік функції розподілу для рівномірного закону розподілу

Математичне очікування й дисперсія випадкової величини X , що має рівномірний розподіл, можна знайти за формулами:

$$M(X) = \frac{a+b}{2}; \quad D(X) = \frac{(b-a)^2}{12};$$

Релеєвський закон розподілу

Крім нормального й рівномірного закону розподілу шуму в задачах зв'язку зустрічається релеєвський закон розподілу, щільність імовірностей якого має вигляд:

$$p(x, \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad x \geq 0, \quad \sigma > 0,$$

де σ - параметр масштабу. Відповідна функція розподілу має вигляд:

$$F(X \leq x) = \int_0^x f(\xi) d\xi = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad x \geq 0$$

. На рисунку 2.13 представлений графік

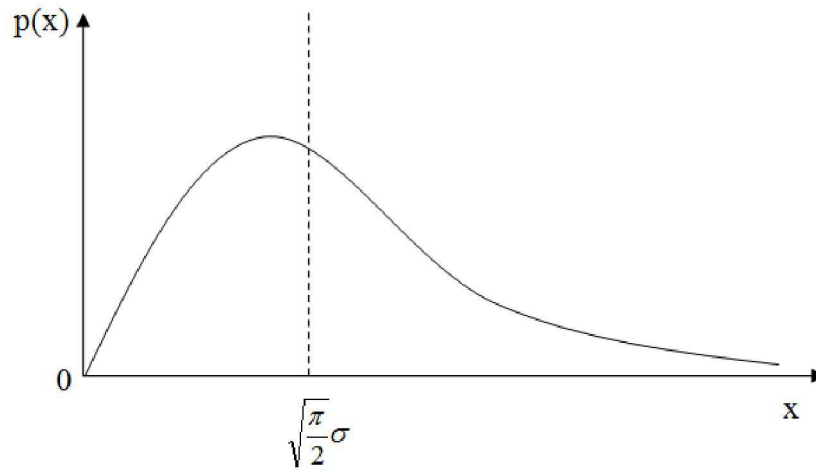


Рисунок 2.13. Графік щільності релеєвського закону розподілу

Генерація шумів у середовищі Scilab

Для порівняння результатів розпізнавання при різних видах і рівнях шуму необхідно генерувати шум з нульовим математичним очікуванням і різними законами розподілу ймовірностей.

Оскільки в середовищі Scilab математичні очікування випадкових чисел, що генеруються по рівномірному й релеєвському закону розподілу, рівні 0.5 і $\sqrt{\frac{\pi}{2}}$, відповідно, то при генерації за цими законами шумів з нульовими математичними очікуваннями необхідно віднімати з них величини 0.5 і $\sqrt{\frac{\pi}{2}}$

2.3.2. Вплив різних видів шуму в каналі зв'язку на кумулянтні ознаки

Для дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на кумулянтні ознаки використовуються інтерактивні функції аналізу одномірних розподілів, середовища Scilab . Ці функції дозволяють:

- імпорт вибірки одномірної випадкової величини із середовища Scilab ;
- графічне представлення й добір теоретичного розподілу до вибіркових даних;
- керування декількома можливими розв'язками для однієї вибірки;
- розрахунки значень функції розподілу для заданих значень випадкової величини.

Аналіз розподілу вибірки виконується з використанням графічного

інтерфейсу користувача в середовищі

При нормальному законі розподілу шуму в каналі зв'язку

На графіках (рисунок 2.14 і 2.15) функція щільності розподілу шуму в каналі зв'язку відображається темнішим кольором, помилки в I даних - світлішим кольором і в помилці Q даних - чорним кольором. Крива fit1 (огиначаюча) являє собою графік функції щільності теоретичного нормального закону розподілу. Видно, що закони розподілу помилки в I і Q даних практично збігаються з нормальним законом розподілу.

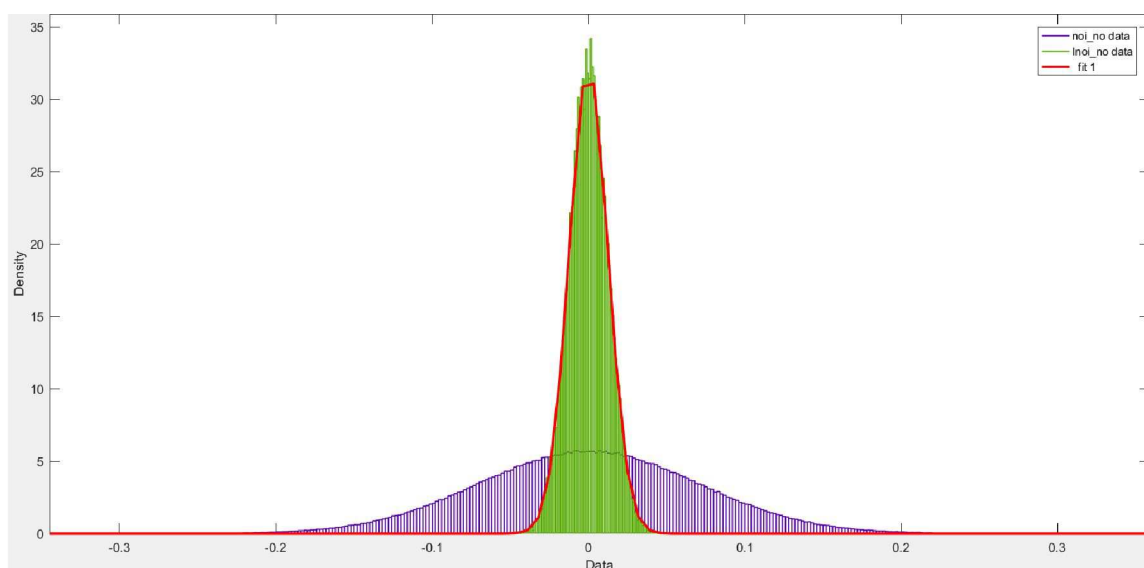


Рисунок 2.14. Графіки функцій щільності розподілу нормального шуму в каналі зв'язку й в I даних

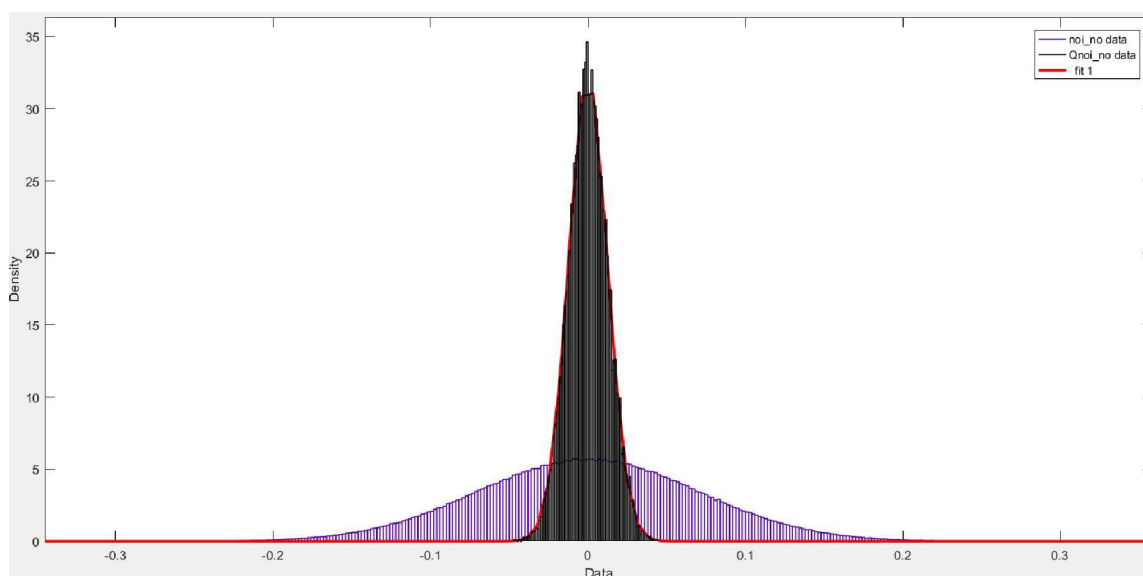


Рисунок 2.15. Графіки функцій щільності розподілу нормального шуму в каналі зв'язку й в Q даних

При рівномірному законі розподілу шуму в каналі зв'язку

На графіках (рисунок 2.16 і 2.17) функція щільності розподілу завади в каналі зв'язку відображається темнішим кольором, помилки в I даних - світлішим кольором і в помилці Q даних - чорним кольором. Крива fit2 (огиначаюча) також являє собою графік функції щільності теоретичного нормального закону розподілу, звідки випливає, що закони розподілу помилки в I і Q даних практично збігаються з нормальним законом розподілу.

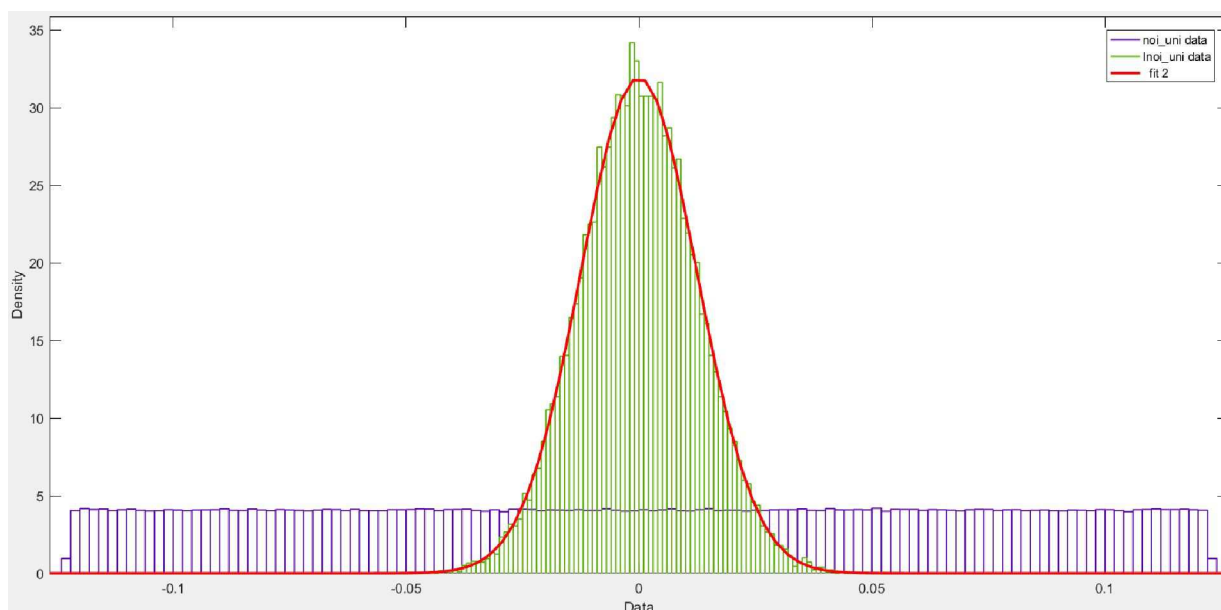


Рисунок 2.16. Графіки функцій щільності розподілу рівномірного шуму в каналі зв'язку й в I даних

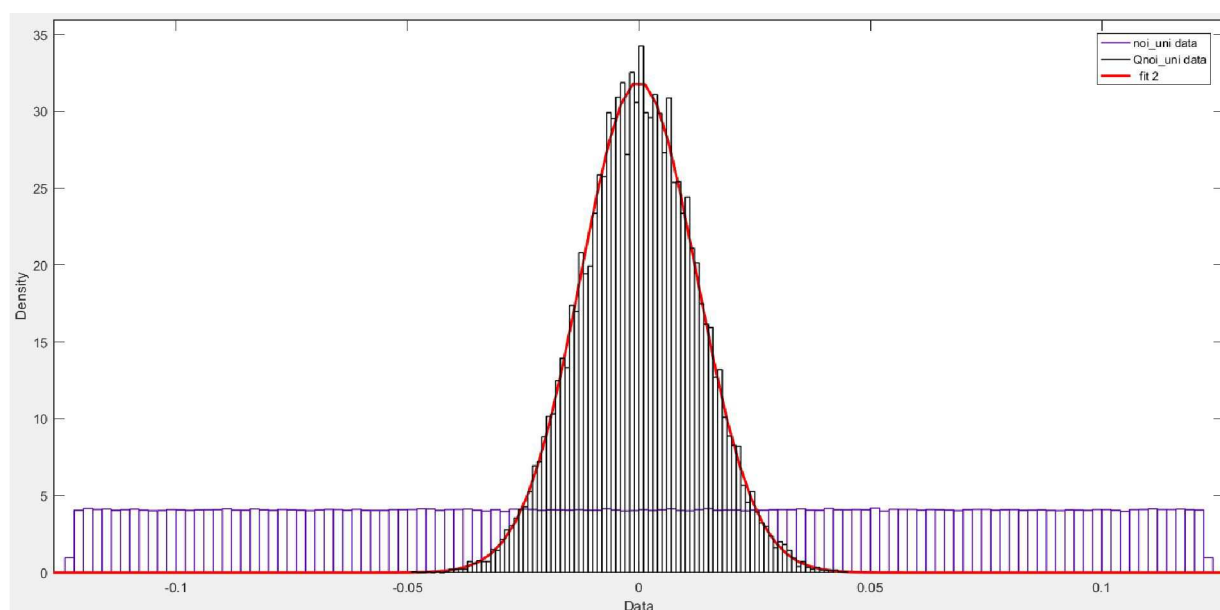


Рисунок 2.17. Графіки функцій щільності розподілу рівномірного шуму в каналі зв'язку й в Q даних

При релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку

На графіках (рисунок 2.18 і 2.19) функція щільності розподілу завади в каналі зв'язку відображається темнішим кольором, помилки в I даних - світлішим кольором і в помилці Q даних - чорним кольором. Крива fit3 (огиначаюча) також являє собою графік функції щільності теоретичного нормального закону розподілу до вибіркового даних, і помилкам в I і Q даних практично відповідає нормальний закон розподілу.

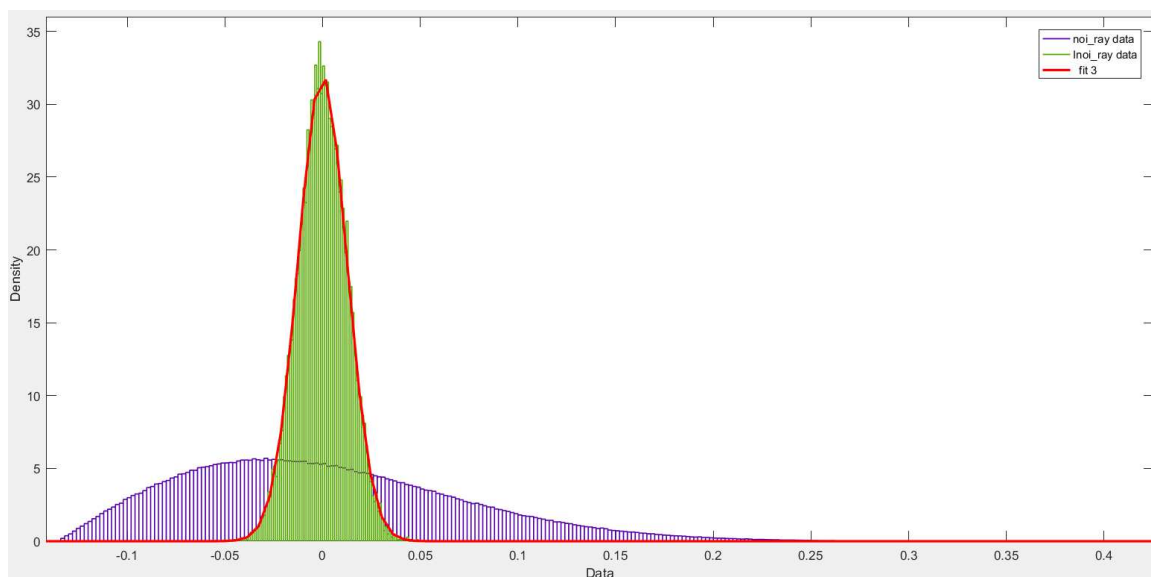


Рисунок 2.18. Графіки функцій щільності розподілу релеєвського шуму в каналі зв'язку й в I даних

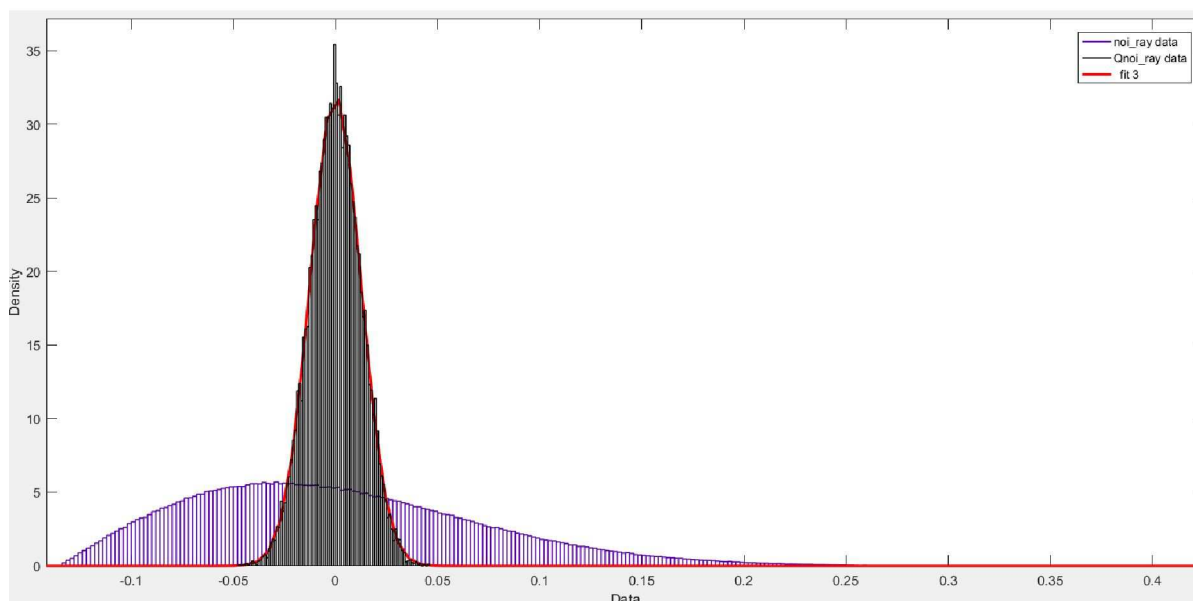


Рисунок 2.19. Графіки функцій щільності розподілу релеєвського шуму в каналі зв'язку й в Q даних

Рисунки 2.14 - 2.19 показують, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального. Цей факт є ще одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Нормалізація помилки в IQ даних пов'язані з тим, що ці дані є результатом великого числа різних математичних операцій і особливо підсумовування, викликаних проходженням вихідного сигналу через фільтр низьких частот. У теорії ймовірностей доведено, що сума досить великого числа незалежних (або слабо залежних) випадкових величин, підлеглих більшості законів розподілу, приблизно підкоряється нормальному закону, і це виконується тим точніше, чим більша кількість випадкових величин підсумується [23].

Зробимо порівняння дисперсій шуму в каналі зв'язку й у помилці в IQ даних. Нехай переданий сигнал має дисперсію 0.5, ВСШ = 20 дБ, тоді дисперсія шуму в каналі зв'язку рівна 0.005. У пакеті прикладних програм Statistics також можна обчислити математичне очікування й дисперсію вибірки. Значення цих параметрів для різних законів розподілу шумів представлені нижче на рисунках 2.20 - 2.22. Оцінка помилки в IQ даних виконувалася в такий спосіб. Спочатку обчислювалися IQ дані при відсутності завади в каналі зв'язку, при цьому дисперсія I і Q даних рівні 0.5, далі обчислювалися IQ дані при наявності завади в каналі зв'язку, а різниця цих даних дорівнює значенню помилки в IQ даних, звідси можна визначити дисперсію помилки в IQ даних.

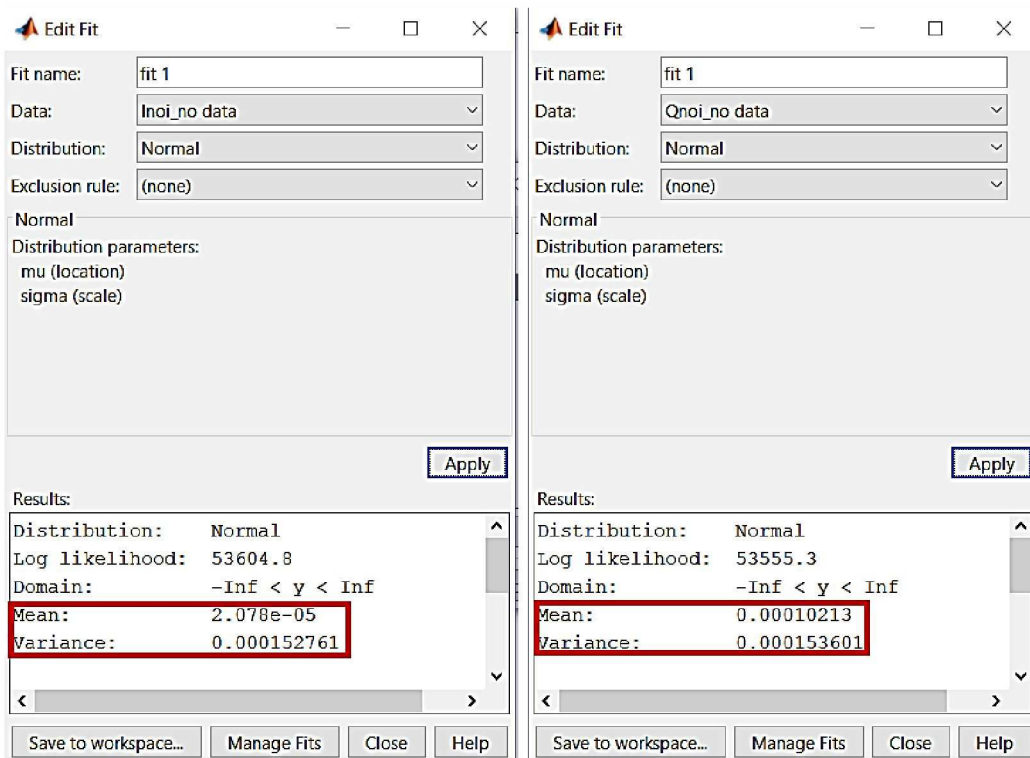


Рисунок 2.20. Параметри розподілу помилки в IQ даних при нормальному законі розподілу завади в каналі зв'язку

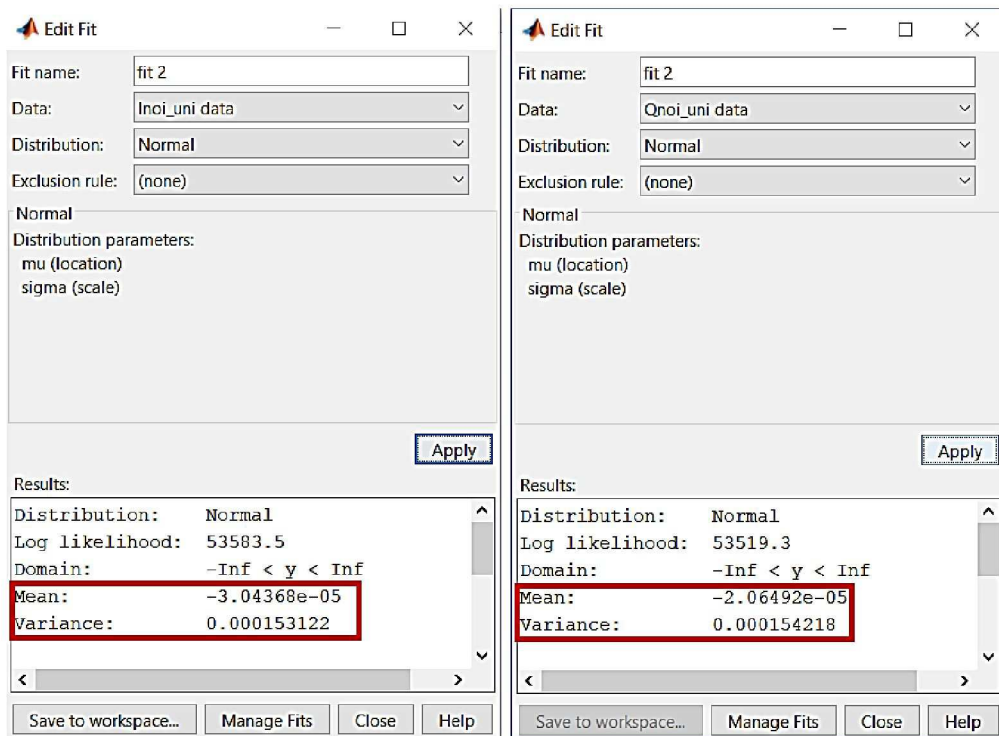


Рисунок 2.21. Параметри розподілу помилки в IQ даних при рівномірному законі розподілу завади в каналі зв'язку

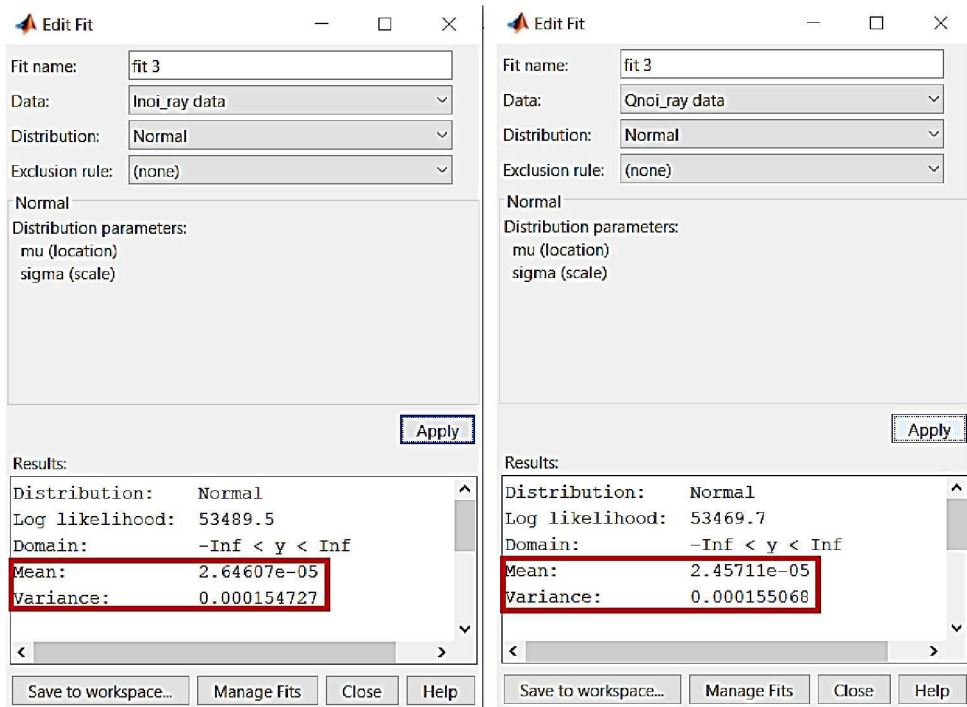


Рисунок 2.22. Параметри розподілу помилки в IQ даних при релеєвському законі в каналі зв'язку

З рисунків 2.20 - 2.22 випливає, що дисперсії помилки в I і Q даних при різних видах шуму в каналі зв'язку рівні 0,000153916 у середньому й зменшуються в 32,5 рази в порівнянні з дисперсією шуму в каналі зв'язку.

Оскільки вихідним даним є сигнал $I + jQ$, тому дисперсія помилки у вихідних даних нашого завдання дорівнює сумі дисперсії помилки I і дисперсії помилки Q . Розглянемо коефіцієнти до зменшення дисперсії шуму в каналі зв'язку k помилок у вихідних даних поставленого завдання при різних ВСШ (таблиця 2.6).

Отримані результати в таблиці 2.6 показують, що дисперсія помилки у вихідних даних менше дисперсії шуму в каналі зв'язку в 16 раз. Це відбувається за допомогою фільтра, фільтр забирає високочастотні складові, тим самим забирає шум. Тому дисперсія помилки у вихідних даних стає менше, значення коефіцієнта зменшення k залежить від використовуваного фільтра. Ця властивість дозволяє розпізнавати сигнали при низьких ВСШ.

Таблиця 2.6. Коефіцієнти зменшення дисперсії шуму в каналі зв'язку до помилок у вихідних даних при різних ВСШ

Вид шуму	Відношення сигналу до шуму в каналі зв'язку					
	0 дБ			20 дБ		
	у каналі зв'язку	в вихідних даних	k	у каналі зв'язку	в вихідних даних	k
Нормальний	0,5	0,0309	16,1812	0,005	0,000306	16,3399
Рівномірний	0,5	0,0310	16,1290	0,005	0,000305	16,3934
Релеєвський	0,5	0,0308	16,2338	0,005	0,000311	16,1290

2.3. Висновки по Розділу 2

У другому розділі проведено дослідження кумулянтів, які будуть використовуватися далі в якості інформативних ознак для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції. Досліджено методи обчислення змішаних кумулянтів і наведено підхід обчислення змішаних (двомірних) кумулянтів по одномірним кумулянтам прямим перетворенням або за допомогою формального підходу. Використання формального підходу переходу від одномірних до двомірних кумулянтам дозволяє досить просто обчислити й застосовувати змішані кумулянти більш 8-ого порядку в подальших дослідженнях.

Запропонований метод вибору інформативних ознак, що володіє властивістю універсальності, при яким для будь-якого набору видів цифрової модуляції можна вибрати набір інформативних ознак для вхідного вектора багат шарової нейронної мережі. У результаті дослідження для поставленого завдання як ознак обрано 17 кумулянтів, у тому числі кумулянти непарного порядку.

З'ясовано, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального. Цей факт є ще одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні

автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції. Крім того, дисперсія помилки в IQ даних менше дисперсії шуму в каналі зв'язку в десятки раз, і це дозволяє розпізнавати сигнали при низьких ВСШ.

РОЗДІЛ 3. АВТОМАТИЧНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ ПРИ ВІДОМОМУ І НЕВІДОМОМУ ЗНАЧЕННІ НОСІЙНОЇ ЧАСТОТИ ЗА ДОПОМОГОЮ БАГАТОШАРОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

У розділі 1 було підкреслено, що в наш час існує ряд підходів до розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції, заснованих на формі сигнального сузір'я, на граничному й нейромережевих методах. Серед них найбільш універсальним служить підхід, заснований на штучних нейронних мережах. Штучні нейронні мережі являють собою технологію, що йде коріннями в дисципліни: нейрофізіологію, математику, статистику, фізику, комп'ютерні науки й техніку. Вони знаходять своє застосування в таких різномірних областях, як моделювання, розпізнавання образів, обробка зображень, обробка сигналів і керування завдяки одній важливій властивості - здатності навчатися на основі даних за участі вчителя або без учителя. Серед великої кількості нейромережевих підходів найважливіше значення належить багатошаровим нейронним мережам - багатошаровому перцептрону, який у смагістерській роботі використовується для розпізнавання видів цифрової модуляції. Далі приводиться короткий опис багатошарової нейронної мережі й алгоритми її навчання.

3.1. Багатошарова нейронна мережа

3.1.1. Структура багатошарової нейронної мережі

Основним обчислювальним елементом багатошарової нейронної мережі (БНМ) є штучний нейрон, який виконує параметричне нелінійне перетворення вхідного вектора в скалярну величину. Штучний нейрон описується наступною математичною моделлю, представленою на рисунку 3.1.

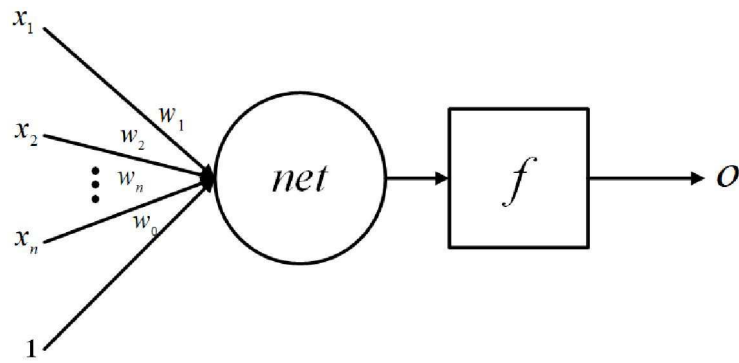


Рисунок 3.1. Математична модель нейрона

Входом нейрона є $(n+1)$ -мірний вектор x з компонентами $x_i, i = \overline{0, n}$, перша компонент якого дорівнює одиниці, інші n компонент - інформативні ознаки, а виходом - змінна o . Нейрон являє собою обчислювальний елемент, описуваний двома складовими: суматор зважених компонентів вхідного вектора й нелінійна функція активації.

Суматор зважених компонентів вхідного вектора:

$$net = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots x_n w_n = x^T w$$

де $x^T = (1, x_1, x_2, \dots, x_n)$ - вектор-рядок входу, $w^T = (w_0, w_1, \dots, w_n)$ - вектор-рядок вагових коефіцієнтів, T - знак транспонування.

Нелінійна функція активації:

$$f(net) = f(x^T w).$$

Один нейрон здатний вирішувати досить складні завдання, особливо для лінійних систем різної природи. Коли ж мова йде про нелінійні системи, то лише з'єднання декількох нейронів у мережу здатне вирішувати таке завдання. Одношарові нейронні мережі мають свої обмеження, а багатошарові нейронні мережі вільні від них. Вони мають більші інтерполяційні й екстраполяційні можливості. На рисунку 3.2 представлена структура повнозв'язної двошарової нейронної мережі, відповідно до якої може бути побудована будь-яка повнозв'язна багатошарова нейронна мережа. У такій мережі нейрон одного шару

зв'язаний з усіма нейронами лише наступного шару.

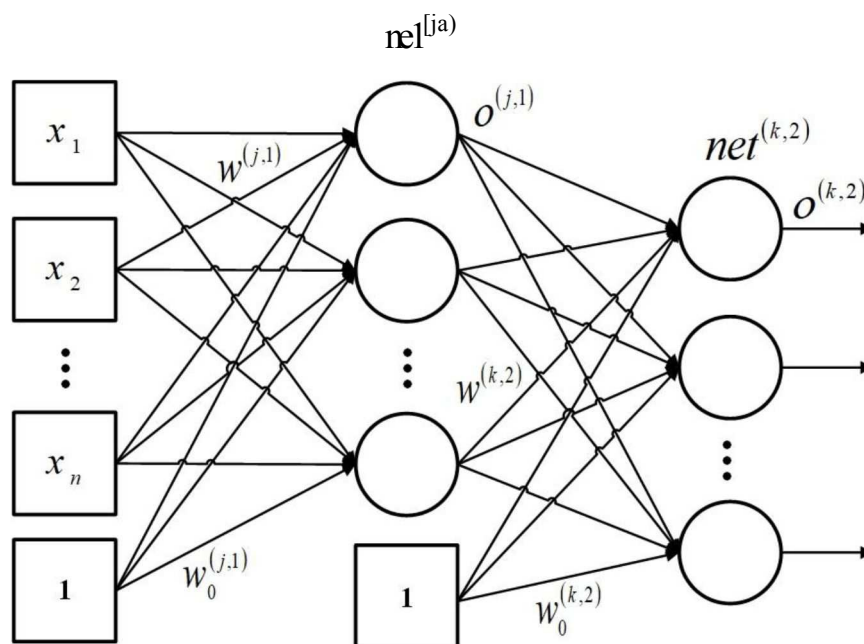


Рисунок 3.2. Структура двошарової нейронної мережі

Математична модель повнозв'язної двошарової нейронної мережі описується наступними рівняннями:

У прихованому першому шарі кожний j нейрон має вектор вагових коефіцієнтів $w^{(j,1)} = (w_0^{(j,1)}, w_1^{(j,1)}, w_2^{(j,1)} \dots w_n^{(j,1)})^T$, $j = \overline{1, N_1}$, N_1 - кількість нейронів у прихованому шарі.

$$net^{(j,1)} = x^T w^{(j,1)} = w_0^{(j,1)} + \sum_{i=1}^n w_i^{(j,1)} x_i$$

$o^{(j,1)} = f(net^{(j,1)})$ вихід j -го нейрона схованого шару.

У вихідному шарі кожен k нейрон вихідного шару (2-го шару) має вектор вагових коефіцієнтів $w^{(j,2)} = (w_0^{(j,2)}, w_1^{(j,2)}, w_2^{(j,2)} \dots w_n^{(j,2)})^T$, $j = \overline{1, N_2}$, N_2 - кількість нейронів у вихідному шарі, яке, в окремому випадку, дорівнює кількості класів у завданні розпізнавання образів, $o^{(1)}$ - вектор виходів нейронів схованого шару, які є входами для вихідного шару.

3.1.2. Навчання БНМ і алгоритм зворотного поширення помилки

Для здійснення процедури навчання нейронної мережі формуються пари, що полягають із вхідних векторів - ознак образу й відповідних їм вказівок вчителя. Спочатку нейронна мережа на основі вхідного вектора створює власний вихідний образ, а потім порівнює його з бажаним (цільовим) вказівкою вчителя. Якщо відмінностей між фактичним і цільовим образом немає, то навчання не відбувається. А якщо ні, то ваги зв'язків змінюються таким чином, щоб зменшити відмінність. Для розв'язку цього завдання вводиться критерій якості навчання для режиму online, який, в окремому випадку, має вигляд квадрата помилки E_p , що задається наступним виразом:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_2} (\tau^k - o^{(k,2)})^2,$$

де τ^k - бажаний вихід для k -го компоненту вихідного образу і $o^{(k,2)}$ - відповідний фактичний вихід і E_p - вага помилки.

Процес навчання в режимі online нейронної мережі здійснюється мінімізацією функції квадрата помилки E_p (3.1) за допомогою налаштування вагових коефіцієнтів нейронної мережі одним із градієнтних методів виду

$$w(m) = w(m-1) - \eta \text{grad}_{w(m-1)} E_p(w(m-1))$$

де η - матричний або скалярний крок алгоритму, m - номер кроку алгоритму.

Алгоритм зворотного поширення помилки (back-propagation algorithm)

Вивід алгоритму зворотного поширення помилки будується на основі обчислення градієнта функції квадрата помилки E_p . Для вихідного шару зміна вагових коефіцієнтів

$$\Delta w^{(k,2)} = w^{(k,2)}(\text{new}) - w^{(k,2)}(\text{old})$$

має вигляд

$$\Delta w^{(k,2)} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w^{(k,2)}}$$

Обчислення градієнта функції квадрата помилки виконується по формулі

$$\frac{\partial E_p}{\partial w^{(k,2)}} = \frac{\partial E_p}{\partial net^{(k,2)}} \frac{\partial net^{(k,2)}}{\partial w^{(k,2)}}$$

Якщо ввести позначення

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial net^{(k,2)}} \quad (3.2)$$

то

$$\frac{\partial E_p}{\partial w^{(k,2)}} = -\delta_k \frac{\partial net^{(k,2)}}{\partial w^{(k,2)}}$$

Вектор $\frac{\partial net^{(k,2)}}{\partial w^{(k,2)}}$ обчислюється за формулою

$$\frac{\partial net^{(k,2)}}{\partial w^{(k,2)}} = \frac{\partial (w^{(k,2)T} o^{(1)})}{\partial w^{(k,2)}} o^{(1)}$$

отже,

$$\Delta w^{(k,2)} = \eta \delta_k o^{(1)}.$$

Можемо покроково описати алгоритм зворотного поширення помилки:

Крок 1: Встановити початкові значення величинам $w^{(j,1)}$, $w^{(k,2)}$, η , ε де ε - граничне значення критерію якості для зупинки процесу навчання.

Крок 2: Подати на нейронну мережу вхідний сигнал. Задати відповідний йому бажаний вихід τ^k , обчислити $o^{(j,1)}$, $o^{(k,2)}$. Обчислити E_p і порівняти значення функції помилки E_p із граничним значенням ε . Якщо $E_p \leq \varepsilon$, то процес навчання завершений, а якщо ні, то перейти до кроку 3.

Крок 3: Обчислити δ_k по формулі:

$$\delta_k = o^{(k,2)}(1 - o^{(k,2)})(\tau^k - o^{(k,2)})$$

Крок 4: Обновити вагові коефіцієнти:

$$\Delta w^{(k,2)} = \eta \delta_k o^{(1)}$$
$$w^{(k,2)} = w^{(k,2)} + \Delta w^{(k,2)}$$

Крок 5: Обчислити δ_j по формулі:

$$\delta_j = o^{(k,2)} (1 - o^{(j,1)}) \sum_{k=1}^{N_2} \delta_k w^{(k,2)}$$

Крок 6: Обновити вагові коефіцієнти:

$$\Delta w^{(j,1)} = \eta \delta_j x$$
$$w^{(j,1)} = w^{(j,1)} + \Delta w^{(j,1)}$$

Крок 7: Перейти до кроку 2.

3.1.3. Створення баз даних для навчання й тестування

У даному розділі розглядається третій блок системи розпізнавання видів цифрової модуляції (рисунок 1.10) - навчена багат шарова нейронна мережа. Щоб використовувати БНМ, спочатку необхідно її навчити. Навчання БНМ виконується подачею на її вхід ознак, які характеризують конкретний вид модуляції, вказівкою виду модуляції (вказівки вчителя), наприклад, її номера в списку розпізнаваних видів модуляції, і наступною корекцією пам'яті БНМ. Для навчання використовуються бази даних для входу БНМ і вказівок учителі, які відповідають даному входу.

Моделювання системи розпізнавання видів цифрової модуляції виконане в середовищі Scilab з використанням пакетів прикладних програм Scilab Application

Toolboxes.

Для складання бази даних кумулянтних ознак видів модуляції, необхідної для навчання нейронних мереж, були згенеровані 6800 переданих інформаційних сигналів тривалістю 3600 відліків (у середньому по 850 сигналів по кожному з 8 видів цифрової модуляції), при цьому генерація OFDM виконана тільки по варіанту №1 з таблиці 1.4 (кількість підносійних - 225, схема модуляції 16-QAM, довжина ЗШПФ рівна 256). На високочастотні сигнали в каналі зв'язку були накладені шуми, розподілені за нормальним законом при ВСШ, випадковим рівномірним чином обраного з діапазону (0 - 20) дБ для цілих значень ВСШ. Для одержання IQ даних отриманий високочастотний сигнал був перетворений відповідно до процедур, представлених на рисунку 1.9. По IQ даним були обчислені 17-мірні вектора, компоненти яких складені з оцінок кумулянтів, наведених у таблиці 2.1. Оцінки кумулянтів обчислюються через оцінки відповідних моментів по формулі (2.2) для кожного вхідного сигналу. Отримані кумулянти становлять базу даних для навчання багатосарової нейронної мережі. Таким чином, дані для процесу навчання представлені матрицею кумулянтних ознак $SIGN$ розміром 17×6800 , а вказівки вчителя (види модуляції) представлені матрицею IND розміром 8×6800 для 8 розпізнаваних видів цифрової модуляції. Кожному стовпцю матриці $SIGN$ кумулянтних ознак відповідає стовбець матриці IND вказівок учителя, усі елементи якого дорівнюють нулю, крім елемента, номер якого збігається з номером виду модуляції. Значення цього елемента дорівнює одиниці.

Процес навчання проводиться в режимі *offline*, максимальна кількість епох рівно 1000. Алгоритм навчання - TRAINSCG (метод шкалованих градієнтів). Параметри нейронної мережі наведено в таблиці 3.2.

Для тестування навченої нейронної мережі було створено 6 баз даних кумулянтних ознак. Із цією метою за аналогією зі створенням бази даних для навчання для кожної бази були згенеровані 1200 переданих інформаційних сигналів (у середньому по 150 сигналів по кожному з 8 видів цифрової модуляції), підданих далі відповідним до видів модуляції.

Таблиця 3.2. Основні параметри нейронної мережі

Кількість шарів	2
Кількість входів	17
Кількість нейронів у прихованому шарі	500
Кількість нейронів у вихідному шарі	8
Максимальна кількість епох	1000
Функція активації в прихованому шарі	Сигмоїдальна
Функція активації у вихідному шарі	Сигмоїдальна

На високочастотні сигнали в каналі зв'язку накладені шуми так, що в перших 4-х базах перебувають кумулянтні ознаки, яким відповідають розподілені за нормальним законом шуми в каналі зв'язку, в 5-й базі - за рівномірним законом, в 6-й - по релеєвському закону при ВСШ, який випадковим рівномірним чином вибирається з діапазону (0 - 20) дБ для цілих значень ВСШ. Для одержання IQ даних отриманий високочастотний сигнал був перетворений відповідно до процедур, представлених на рисунку 1.9. У перших чотирьох базах тестування сигнали OFDM відповідають усім 4- м варіантам з таблиці 1.4. В 5-й і 6-й базах тестування сигнали OFDM представлені першим варіантом з таблиці 1.4.

3.2. Алгоритм розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти

При відомому значенні носійної частоти IQ дані отримані за схемою, представленої на рисунку 1.9, обчислення значень кумулянтних ознак виконане по формулах з таблиці 2.1. Блок-схема алгоритму розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти представлено на рисунку 3.3.

3.2.1. Результати тестування навченої нейронної мережі при нормальному розподілі шуму в сигналах для 4-х варіантів OFDM сигналів

У розділі 1 було відзначено, що в даній роботі OFDM модуляція входить у набір розпізнаваних видів цифрової модуляції. Для підтвердження отриманих результатів для OFDM модуляції необхідно тестувати кілька варіантів набору

параметрів OFDM сигналів. Ці варіанти набору параметрів представлено в розділі 1, таблиця 1.4 у розділі "Постановка завдання".



Рисунок 3.3. Блок-схема алгоритму розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти

У таблицях 3.3 - 3.6 наведені результати тестування для всіх розглянутих у роботі видів цифрової модуляції при різних варіантах набору параметрів OFDM сигналів, представлених у таблиці 1.4. У першому стовпці цих таблиць зазначені види розпізнаваної цифрової модуляції, у рядках зазначені результати розпізнавання. З цих таблиць випливає, що в більшості випадків має місце безпомилкове розпізнавання.

Таблиця 3.3. Результати розпізнавання різних видів цифрової модуляції при нормальному законі розподілу шуму в каналі зв'язку (OFDM модуляція містить 225 підносійних із модуляцією 16-QAM)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	164	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	142	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	151	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	159	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	161	3	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	134	0
OFDM	0	0	0	1	0	0	0	141

Таблиця 3.4. Результати розпізнавання різних видів цифрової модуляції при нормальному законі розподілу шуму в каналі зв'язку (OFDM модуляція містить 225 підносійних із модуляцією 64-QAM)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	150	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	149	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	161	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	138	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	148	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	151	1	0
64-QAM	0	0	0	0	0	1	153	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	148

Таблиця 3.5. Результати розпізнавання різних видів цифрової модуляції при нормальному законі розподілу шуму (OFDM модуляція містить 101 підносійних з модуляцією 64-QAM)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	153	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	145	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	155	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	146	0	0	0	0

8-QAM	0	0	0	0	157	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	145	0	0
64-QAM	0	0	0	0	0	3	155	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	141

Таблиця 3.6. Результати розпізнавання різних видів цифрової модуляції при нормальному законі розподілу шуму в каналі зв'язку (OFDM модуляція містить 101 підносійну з модуляцією 16-QAM)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	157	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	154	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	166	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	146	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	131	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	128	0	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	166	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	148

У таблиці 3.7 проведений зведений порівняльний аналіз результатів тестування для перших 4-х баз даних тестування.

Таблиця 3.7. Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при наявності шуму в каналі зв'язку (у відсотках)

Вид модуляції	Номера баз даних тестування			
	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4
2-PSK	100	100	100	100
4-PSK	100	100	100	100
8-PSK	100	100	100	100
2-FSK	100	100	100	100
8-QAM	100	100	100	100
16-QAM	98,17	99,34	100	100
64-QAM	97,81	99,35	98,10	97,65
OFDM	99,30	100	100	100

З таблиці 3.7 випливає, що використання кумулянтних ознак у навченій багат шаровій нейронній мережі дозволило виконати розпізнавання всіх досліджуваних видів цифрової модуляції в умовах шумів з імовірністю, близької до одиниці.

3.2.2. Дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на ймовірності автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції

У другому розділі був зроблений висновок про те, що незалежно від щільності розподілу ймовірностей шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального. Цей факт є ще одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Наведені далі результати розпізнавання різних видів цифрової модуляції з різними законами розподілу шуму в каналі зв'язку підтверджують зроблений вище висновок. Шуми згенеровані з урахуванням коефіцієнтів нормування, які наведено в таблиці 2.5, при різних законах розподілу шуму в каналі зв'язку.

Нижче в таблиці 3.8 - 3.9 представлені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при рівномірному й релеєвському шумі в каналі зв'язку з використанням баз даних тестування № 5 і № 6.

Таблиця 3.8. Результати тестування при рівномірному законі розподілу шуму в каналі зв'язку (OFDM згідно з варіантом №1 з таблиці 1.4)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	143	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	120	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	161	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	170	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	144	0	0	0

16-QAM	0	0	0	0	0	139	1	0
64-QAM	0	0	0	0	0	2	157	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	163

Таблиця 3.9. Результати тестування при релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку (OFDM згідно з варіантом №1 з таблиці 1.4)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	149	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	150	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	158	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	140	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	152	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	142	0	0
64-QAM	0	0	0	0	0	6	135	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	168

Таблиця 3.10. Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при різних законах розподілу шуму в каналі зв'язку (у відсотках) з використанням баз тестування № 1, 5 і 6

Вид модуляції	Вид шуму в каналі зв'язку		
	Нормальний	Рівномірний	Релеєвський
2-PSK	100	100	100
4-PSK	100	100	100
8-PSK	100	100	100
2-FSK	100	100	100
8-QAM	100	100	100
16-QAM	98,17	99,29	100
64-QAM	97,81	98,74	95,74
OFDM	99,30	100	100

Результати розпізнавання, наведені в таблиці 3.10, ще раз підтверджують, що високі результати розпізнавання видів цифрової модуляції, одержувані за допомогою багат шарової нейронної мережі з використанням кумулянтних

ознак, практично не залежать від закону розподілу шуму в каналі зв'язку.

3.2.3. Дослідження різних структур БНМ у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції

У багатошарових нейронних мережах приховані шари відіграють у край важливу роль, оскільки вони виступають у ролі детекторів ознак. У ході навчання приховані нейронні шари поступово виявляють характерні риси даних навчання [27]. У даному розділі проводиться дослідження впливів кількості прихованих шарів і нейронів у прихованих шарах на точність розпізнавання видів цифрової модуляції. Навчання БНМ розпізнаванню різних видів цифрової модуляції виконується за даними, представленим у базі даних навчання, розділ 3.1.3. Тестування навчених БНМ виконувалося за даними з бази даних тестування №1. Результати тестування для різних структур БНМ представлено в таблицях 3.11 - 3.20.

Двошарова нейронна мережа, один прихований шар

Таблиця 3.11. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції з 80 нейронами в прихованому шарі (у відсотках)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	164	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	142	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	151	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	159	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	160	4	0
64-QAM	0	0	0	0	0	8	130	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	142

Таблиця 3.12. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції з 150 нейронами в прихованому шарі (у відсотках)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	164	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	142	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	151	0	0	0	0	0

2-FSK	0	0	0	159	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	0	0	0
16-	0	0	0	0	0	159	5	0
64-	0	0	0	0	0	11	127	0
OFDM	0	0	0	0	0	0	0	142

Таблиця 3.13. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції з 300 нейронами в прихованому шарі (у відсотках)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	164	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	142	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	151	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	159	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	158	6	0
64-QAM	0	0	0	0	0	12	126	0
OFDM	0	0	0	1	0	0	0	141

Таблиця 3.14. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції з 700 нейронами в прихованому шарі (у відсотках)

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	164	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	142	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	151	0	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	159	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	162	2	0
64-QAM	0	0	0	0	0	6	132	0
OFDM	0	0	0	1	0	0	0	141

У таблиці 3.15 представлені зведені дані для порівняльного аналізу результатів розпізнавання видів цифрової модуляції з різними кількостями нейронів у прихованому шарі.

Таблиця 3.15. Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції з різними кількостями нейронів у прихованому шарі (у відсотках)

Вид модуляції	Кількість нейронів у прихованому шарі				
	80 нейронів	150 нейронів	300 нейронів	500 нейронів	700 нейронів
2-PSK	100	100	100	100	100
4-PSK	100	100	100	100	100
8-PSK	100	100	100	100	100
2-FSK	100	100	100	100	100
8-QAM	100	100	100	100	100
16-QAM	97,56	96,95	96,34	98,17	98,78
64-QAM	94,20	92,03	91,30	97,81	95,65
OFDM	100	100	99,30	99,30	99,30

Аналіз таблиці 3.15 показує, що при 500 нейронах у прихованому шарі показаний кращий результат (99,41% у середньому).

3.3. Алгоритм розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні частоти носійного сигналу

У завданні радіорозвідки та керування параметрами SDR відсутня інформація про параметри (частоту й початкову фазу) носійного сигналу, але завдання розпізнавання видів цифрової модуляції повинно вирішуватися при такій умові.

У даному розділі досліджується завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні носійної частоти й у припущенні, що значення помилки оцінки значення початкової фази або значення початкової фази дорівнюють нулю. Розглянемо алгоритм оцінки значення носійної частоти на основі аналізу спектра одержуваного сигналу.

3.3.1. Алгоритм оцінки значення носійної частоти

Розробки алгоритмів оцінки значення носійної частоти представлені в багатьох роботах, наприклад, [12, 13, 17]. Знання значення носійної частоти або її

високоточної оцінки - необхідні умови розпізнавання видів цифрової модуляції.

Існує кілька підходів до оцінки значення носійної частоти: зведення вихідних комплексних відліків IQ даних у ступінь [9, 12 - 16], використання нелінійного перетворення від модуля вихідних комплексних відліків IQ даних [9, 17 - 22] і аналіз спектра отриманого сигналу [10, 11].

З описаних вище двох підходів випливає, що вони працездатні при знанні виду цифрової модуляції. У третьому підході, який заснований на *аналізі спектра отриманого сигналу*, знати вид цифрової модуляції не потрібно. У роботі [11] автори проводили дослідження синусоїдального загасаючого сигналу з несучою частотою 32 кГц, використовували перетворення Фур'є для побудови спектра одержуваного сигналу й шукали на цьому спектрі частоту, що має найбільшу потужність. Ця операція повторюється n раз зі зсувом відліків, і значення оцінки носійної частоти дорівнює середньому значенню всіх n отриманих оцінок.

Також у даній роботі використаний метод Проні для оцінки значення частоти носійного сигналу, який заснований теж на аналізі спектра одержуваного сигналу. Метод дає більш точну оцінку частоти в порівнянні з використанням перетворення Фур'є, точність оцінки становить близько 1%.

Як показали проведені в роботі дослідження з розпізнавання видів цифрової модуляції, розглянуті вище підходи оцінки значення носійної частоти не дозволяють добитися необхідної точності цієї оцінки для того, щоб проводити розпізнавання по кумулянтним ознакам. Тому виникла необхідність у розробці алгоритму оцінки значення носійної частоти, який задовольнить умовам простоти обчислень і достатньої точності при невідомій інформації про вид модуляції й рівень сигналу й шуму.

На відміну від алгоритму розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти в цей алгоритм входить блок оцінки значення носійної частоти, яка відіграє важливу роль у завданні розпізнавання видів цифрової модуляції. Ідея алгоритму полягає в тому, щоб побудувати спектр одержуваного сигналу, на якому проводити підходящі перетини й визначати середнє значення по кожному перетину. Оцінка значення носійної частоти по даній вибірці дорівнює середньому значенню середніх значень по кожному

перетину. Перераховані вище процедури застосовуються до N незалежним вибіркам, у результаті чого виходить набір з N оцінок значення носійної частоти, середнє значення яких визначає остаточну оцінку значення носійної частоти. Для модуляції 4-PSK спектр відповідного сигналу показано на рисунку 3.4. Дійсне значення носійної частоти рівно 20 МГц. Отриманий сигнал генерується в середовищі Scilab, тривалість сигналу в кожній вибірці становить 0.2144 секунди й довжина перетворення Фур'є - 4194304.

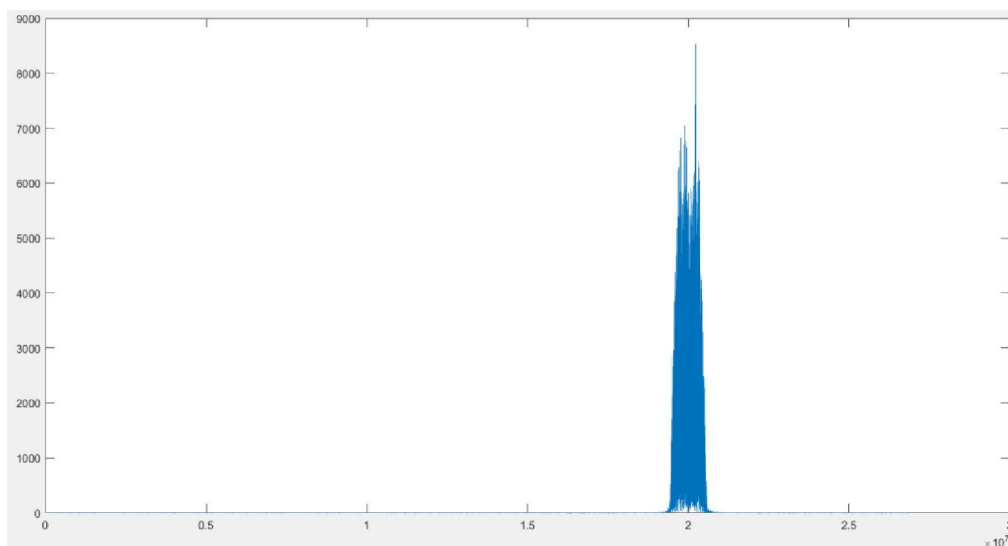


Рисунок 3.4. Спектр одержуваного сигналу 4-PSK

Якщо використовувати метод, описаний у роботі [11], то значення помилки оцінки значення частоти (1%) становить 200000 Гц. При такій точності одержуваних IQ даних розпізнавання видів модуляції виявляється неможливим. Потім на спектрі одержуваного сигналу вибирається відрізок спектра, у якому проводяться перетини. Відрізок спектра, по якому проводиться процедура оцінки значення носійної частоти, вибирається таким чином, щоб спектр сигналу на цьому відрізку був найбільш щільним. Для даного спектра обраний відрізок [600;700] із кроком перетину 1, тобто кількість перетинів дорівнює 101. Загалом, для різних сигналів відрізки можуть бути різними й залежать від спектра сигналів. Інтерес представляє й оцінка функції щільності розподілу помилок оцінки значення носійної частоти (3.4) для різних видів модуляції, які побудовані за допомогою пакета прикладних програм у середовищі Scilab (Рисунки 3.5- 3.6).

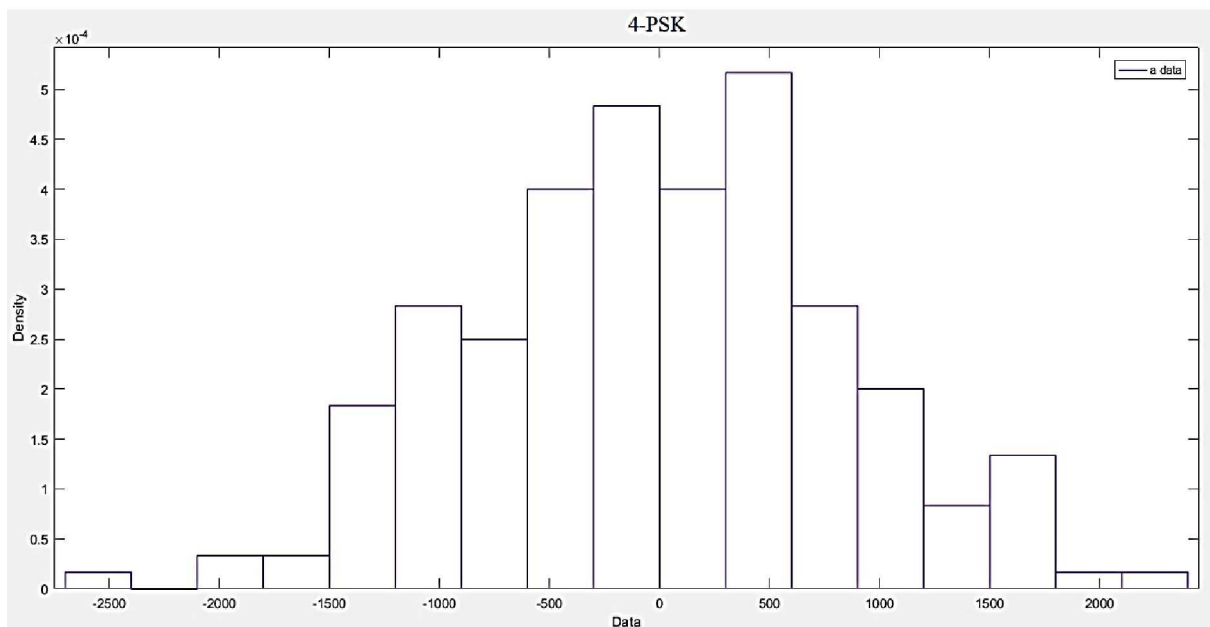


Рисунок 3.5. Графік функції щільності розподілу помилки оцінки значення носійної частоти для 4-PSK сигналу

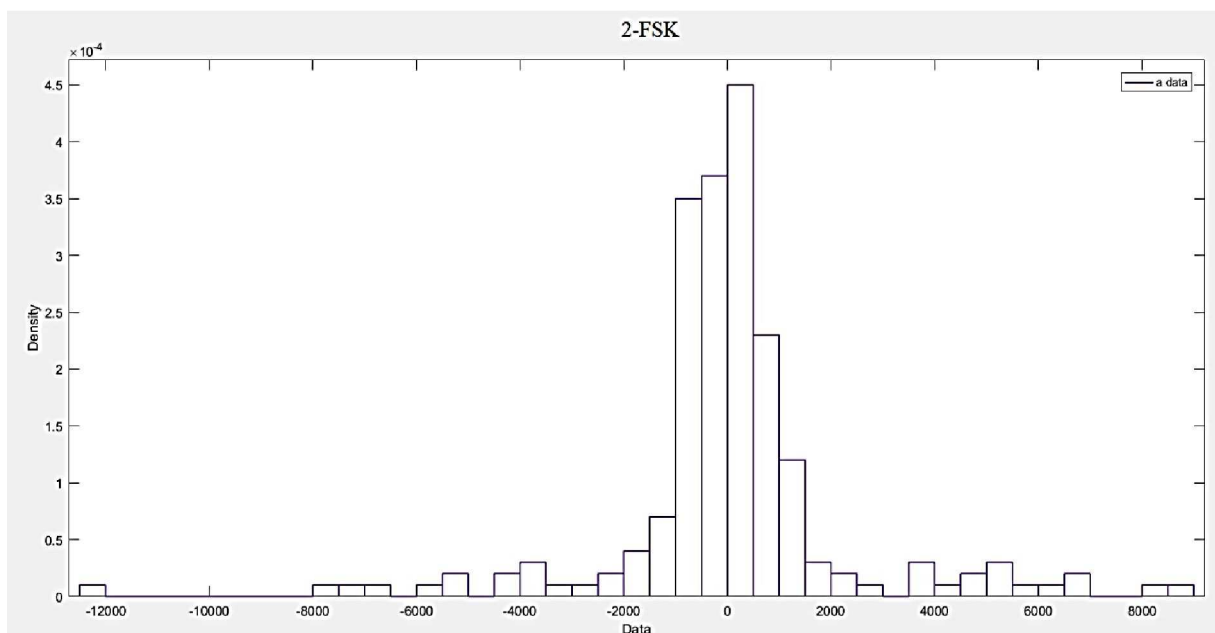


Рисунок 3.6. Графік функції щільності розподілу помилки оцінки значення носійної частоти для 4-PSK сигналу

Отже, за допомогою запропонованого підходу можна оцінити значення носійної частоти з високою точністю. Навіть максимальна помилка в 39 Гц із представлених тут трьох становить 0,0002 %, що набагато менше помилки оцінки значення носійної частоти, отриманої в роботі [11].

3.3.2. Дослідження припустимої границі помилки оцінки значення носійної частоти

Дана частина роботи досліджує границю помилки оцінки значення носійної частоти, при якій система може розпізнавати види цифрової модуляції з високими ймовірностями. Цю границю можна знайти шляхом проведення експериментів з базами IQ даних, які отримані при неточних значеннях носійної частоти й перешкодах у каналі зв'язку. Бази даних можна створювати по двом варіантам.

Варіант 1:

Слід урахувати, що через помилку значення носійної частоти помилки в IQ даних накопичуються, тому, чим довше вибірка, тим більше помилка в IQ даних. З іншого боку, чим довше вибірка, тем точніше оцінки значення моментів і кумулянтів. Для усунення цього протиріччя можна вибрати відразу кілька вибірок, і в кожній вибірці вибрати така кількість відліків IQ даних, щоб вплив накопиченої помилки був незначним.

Для тестування в даній роботі кількість вибірок високочастотного сигналу рівно 10, і кількість IQ даних, отриманих по кожній вибірці, рівно кількості переданих інформаційних сигналів рівно 1200. Ця процедура може виконатися, якщо значення фази в момент початку кожної вибірки відоме, або його вдалося оцінити з високою точністю.

У варіанті 1 були створено 5 баз даних, для яких помилки оцінки значення носійної частоти рівні 20, 30, 100, 300, 500 Гц. Для цього згенеровано 1200 переданих інформаційних сигналів, підданих далі видам модуляції. На високочастотні сигнали в каналі зв'язку накладені розподілені за нормальним законом шуми при ВСШ, яке випадковим рівномірним чином вибирається з діапазону (0 - 20) дБ для цілих значень ВСШ. Результати тестування наведені нижче в таблицях 3.16 - 3.20.

Таблиця 3.16. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 20 Гц

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	153	0	0	0	0	0	0	0

4-PSK	0	170	0	0	0	0	0	0
8-PSK	0	0	142	12	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	164	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	129	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	105	22	0
64-QAM	0	0	0	0	0	8	147	0
OFDM	0	0	1	2	0	0	0	145

Таблиця 3.17. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 30 Гц

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	152	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	159	0	0	0	1	0	0
8-PSK	0	0	127	14	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	152	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	145	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	153	21	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	137	0
OFDM	0	0	0	1	0	0	0	134

Таблиця 3.18. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 100 Гц

.....	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	152	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	159	0	0	0	1	0	0
8-PSK	0	0	125	16	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	152	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	145	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	152	22	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	137	0
OFDM	0	0	0	2	0	0	0	133

Таблиця 3.19. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 100 Гц

.....	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	152	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	159	0	0	0	1	0	0
8-PSK	0	0	125	16	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	152	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	145	0	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	152	22	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	137	0
OFDM	0	0	0	2	0	0	0	133

Таблиця 3.20. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 300 Гц

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	152	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	147	0	0	0	13	0	0
8-PSK	0	0	108	31	0	0	0	2
2-FSK	0	0	0	152	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	5	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	149	25	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	137	0
OFDM	0	0	1	4	0	0	0	130

Таблиця 3.21. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 500 Гц

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-	16-	64-	OFDM
2-PSK	159	0	0	0	0	1	0	0
4-PSK	0	0	0	0	0	161	0	0
8-PSK	0	0	70	72	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	178	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	88	60	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	122	36	0
64-QAM	0	0	0	1	0	3	120	0

OFDM	0	0	1	5	0	0	1	122
------	---	---	---	---	---	---	---	-----

Таблиця 3.22. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти 500 Гц

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-	16-	64-	OFDM
2-PSK	159	0	0	0	0	1	0	0
4-PSK	0	0	0	0	0	161	0	0
8-PSK	0	0	70	72	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	178	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	88	60	0	0
16-	0	0	0	0	0	122	36	0
64-	0	0	0	1	0	3	120	0
OFDM	0	0	1	5	0	0	1	122

У таблиці 3.23 представлені зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при різних помилках оцінки значення носійної частоти.

Таблиця 3.23.

Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при різних помилках оцінки значення носійної частоти, %.

Вид Модуляції	Значення помилки оцінки носійної частоти				
	20 Гц	30 Гц	100 Гц	300 Гц	500 Гц
	Результати розпізнавання видів цифрової модуляції, %				
2-PSK	100	100	100	100	99,38
4-PSK	100	99,38	99,38	91,87	0
8-PSK	92,21	90,07	88,65	76,60	49,30
2-FSK	100	100	100	100	100
8-QAM	100	100	100	96,55	59,46
16-QAM	82,68	87,93	85,88	85,63	77,22
64-QAM	94,84	97,16	97,16	97,16	96,77
OFDM	97,97	99,26	98,52	96,30	94,57

Наведені в таблиці 3.23 дані показують, що при помилці оцінки значення

носійної частоти в 500 Гц система вже неправильно розпізнає деякі види цифрової модуляції, у випадку 4-PSK має місце 100% помилка розпізнавання, тоді при помилці значення носійної частоти в 300 Гц система може розпізнавати види цифрової модуляції з відносно високою точністю. Можна вважати, що помилка оцінки значення носійної частоти в 300 Гц для варіанта 1 є верхньою припустимою границею помилки оцінки значення носійної частоти.

Варіант 2:

На відміну від першого варіанта в другому варіанті використовується тільки одна вибірка. У цьому випадку необхідно вибрати кількість IQ даних так, щоб можна було одержати можливо точніші значення моментів і кумулянтів. Для цього необхідно провести дослідження оптимальної кількості відліків, при яких границя помилки оцінки значення носійної частоти має найбільше значення, і, природно, при цьому система може розпізнавати вид цифрової модуляції з досить високою ймовірністю.

Для цього було створено 20 тестових баз даних, кількість переданих інформаційних сигналів у кожній з яких рівно 120, і на високочастотні сигнали в каналі зв'язку були накладені шуми, розподілені за нормальним законом при ВСШ, випадковим рівномірним образом обираного з діапазону (0-20) дБ для цілих значень ВСШ. Сигнали кожного виду цифрової модуляції рівномірно розподілені по базі. Нижче в таблиці 3.24 представлена працездатність системи розпізнавання при різних кількостях відліків IQ даних і різних помилках оцінки значення носійної частоти. Система вважається працездатною, якщо всі ймовірності правильного розпізнавання всіх видів цифрової модуляції становлять не менш 50 %. Позначення 0 - система працездатна, х - система не працездатна.

Отримані в таблиці 3.24 результати показуються, що кількість відліків IQ даних, при яким границя помилки оцінки не перевищує 80 Гц, рівно 200. При помилці в 100 Гц і вище розпізнавання виявляється неможливим.

З порівняння наведених 2-х варіантів випливає, що перший варіант є кращим, оскільки він дозволяє розпізнавати види цифрової модуляції при помилці значення носійної частоти в 300 Гц, тоді як по другому варіанту - при помилці значення носійної частоти в 80 Гц.

Таблиця 3.24. Працездатність системи розпізнавання видів цифрової модуляції при різних кількостях відліків IQ даних і різних помилках оцінки значення носійної частоти

	50 відліків	100 відліків	200 відліків	300 відліків	400 відліків
20 Гц	х	х	о	о	о
50 Гц	х	х	о	о	о
80 Гц	х	х	о	х	х
100 Гц	х	х	х	х	х

Крім того, результати другого варіанта показують, що число відліків IQ даних у першому варіанті є неоптимальним, воно може бути збільшене у відповідності із другим варіантом, що дозволить успішно вирішувати завдання розпізнавання при величині помилки значення носійної частоти більш 300 Гц.

3.3.3. Дослідження завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при незначній помилці початкової фази носійного сигналу

У даному підрозділі розглядається завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при незначній помилці початкової фази. Для цього створено 3 бази даних при помилці оцінки значення носійної частоти в 20 Гц і помилці початкової фази носійного сигналу в 0.05, 0.08 і 0.15 радіана. Помилку в 20 Гц обрано як середнє значення помилки оцінки значення носійної частоти для 4-PSK, 2-FSK, OFDM сигналів у попередньому розділі 3.3.2. Результати дослідження стосовно до помилок початкового значення фази носійного сигналу в 0.05 і 0.08 радіана представлено в таблицях 3.25 - 3.26.

Таблиця 3.25. Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки носійної частоти в 20 Гц і помилці початкової фази носійного сигналу в 0.05 радіана

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	152	0	0	0	0	0	0	0

4-PSK	0	157	0	0	0	3	0	0
8-PSK	0	0	119	21	0	0	0	1
2-FSK	0	0	0	152	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	143	2	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	152	22	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	137	0
OFDM	0	0	0	4	0	0	0	131

Таблиця 3.26 Результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки носійної частоти в 20 Гц у й помилці початкової фази носійного сигналу в 0.08 радіана

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM	64-QAM	OFDM
2-PSK	138	0	0	0	0	0	0	0
4-PSK	0	88	0	0	0	49	0	0
8-PSK	0	0	120	42	0	0	0	0
2-FSK	0	0	0	125	0	0	0	0
8-QAM	0	0	0	0	140	25	0	0
16-QAM	0	0	0	0	0	135	27	0
64-QAM	0	0	0	0	0	4	138	0
OFDM	0	0	0	3	0	0	1	165

Таблиця 3.27 Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при помилці оцінки значення носійної частоти в 20 Гц і різних помилках початкової фази носійного сигналу (у відсотках)

Вид модуляції	Помилка початкової фази носійного сигналу	
	0.05 радіана	0.08 радіана
2-PSK	100	100
4-PSK	98,13	64,27
8-PSK	84,39	74,07
2-FSK	100	100
8-QAM	98,62	84,85
16-QAM	87,36	82,82
64-QAM	97,16	97,18

OFDM	97,04	97,63
------	-------	-------

Результати, наведені в таблиці 3.27, показують, що при використанні запропонованого алгоритму оцінки значення носійної частоти з помилкою 20 Гц і помилками початкової фази носійного сигналу в 0.05 і 0.08 радіана ймовірності правильного розпізнавання видів цифрової модуляції залишаються досить високими в середньому (95,34 % - при помилці початкової фази в 0,05 радіана й 87,60 % - при помилці початкової фази в 0,08 радіана).

При помилці початкової фази в 0,15 радіана ймовірність розпізнавання ряду видів модуляції нижче 0.5, тому це значення помилки початкової фази носійного сигналу можна вважати верхнім значенням, вище якого розпізнавання видів цифрової модуляції неможливо.

3.4. Завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу

У даному розділі викладається підхід до розв'язку досліджуваного завдання, коли значення частоти й початкової фази носійного сигналу невідомі.

У цьому випадку спочатку необхідно одержати оцінку значення носійної частоти за допомогою запропонованого алгоритму, описаного в попередньому розділі 3.3, а далі виконати оцінку значення початкової фази носійного сигналу так, щоб система могла розпізнавати вид цифрової модуляції прийнятого сигналу.

Процес розпізнавання при невідомих значеннях частоти й початкової фази носійного сигналу проводиться в такий спосіб. Спочатку оцінюється значення носійної частоти $\bar{\omega}$ одержуваного сигналу $z(t)$. Обробка отриманого високочастотного сигналу виконується системою, що складається з M паралельно функціонуючих систем, структури яких представлено на рисунку 1.9. Кожна i -та система, $i = \overline{1, M}$, відрізняється тим, що в ній високочастотний сигнал множиться на $\sin(\bar{\omega}t + \Delta\varphi * (i - 1))$ та $\cos(\bar{\omega}t + \Delta\varphi * (i - 1))$, необхідних для одержання наборів IQ даних кожної i -ї системи. Найбільш точне розпізнавання виконає та система, у якій фаза $\Delta\varphi * (i - 1)$ буде найбільш близька до початкової

фази прийнятого носійного сигналу $z(t)$.

У розділі 3.3.3 було показано, що при помилці оцінки значення початкової фази носійного сигналу, рівної 0,08 радіана (приблизно 4,5 градуса), розпізнавання видів цифрової модуляції виконується з високими ймовірностями. Тому в якості кроку $\Delta\varphi$ можна вибрати 0,08 радіана, у цьому випадку система розпізнавання буде складатися з 80 структур ($M = 80$), кожна з яких відповідає структурі, представленій на рисунку 1.9, доповненої блоком розпізнавання. Узагальнена структура системи розпізнавання при невідомих значеннях частоти й початкової фази носійного сигналу представляється в рисунку 3.18.

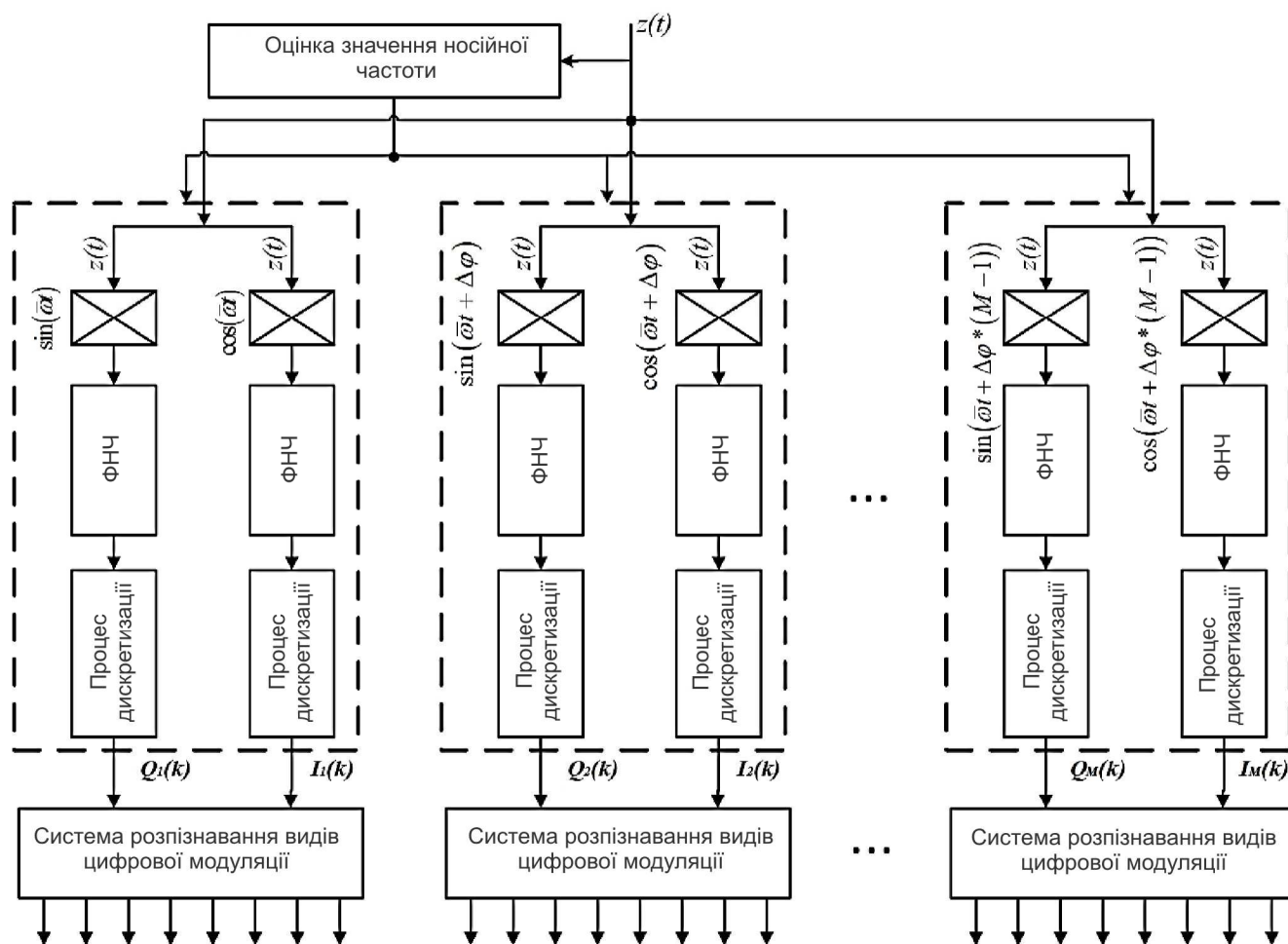


Рисунок 3.7. Узагальнена структура системи розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомих значеннях частоти й початкової фази носійного сигналу

3.5. Висновки до третього розділу

У даному розділі проведено дослідження, пов'язане із застосуванням багатосарової нейронної мережі для розв'язку завдання автоматичного

розпізнавання видів цифрової модуляції з використанням кумулянтних ознак. Імовірності правильного розпізнавання видів цифрової модуляції 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM, OFDM у середньому складає 99,41 %. Досліджені різні структури БНМ, при цьому нейронна мережа з одним прихованим шаром з 500 нейронами показала найкращий результат.

Запропонований алгоритм оцінки значення носійної частоти з використанням аналізу спектра одержуваного сигналу з високою точністю. Отримані результати розпізнавання з використанням запропонованого алгоритму оцінки значення носійної частоти, імовірності правильного розпізнавання досить високі (95,96 % - при нульовій помилці початкової фази, 95,34 % - при помилці початкової фази 0,05 радіана й 87,60 % - при помилці початкової фази 0,08 радіана).

Запропонований підхід до розв'язку розглянутого завдання при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу.

Подальші дослідження будуть спрямовані на розв'язок завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу.

Розділ 4. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ МОДУЛЯЦІЇ В СЕРЕДОВИЩІ LABVIEW

4.1 Основи графічного програмування в середовищі LabView

LabView (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench) - середовище розробки лабораторного віртуального приладобудування являє собою потужне й гнучке середовище графічного програмування, яка використовується в багатьох областях, наприклад, у промисловості, у якості стандартного інструмента для збору даних і керування приладами [44]. LabView є середовищем, яке може бути встановлена на комп'ютерах з операційними системами сімейства Windows, MacOS або Linux. Програмування в середовищі LabView сильно відрізняється від звичайних мов програмування, у яких пишуться коди. За допомогою графічної мови програмування в середовищі LabView завдання програмування зводиться до написання графічних блок-діаграм, які компілюють алгоритм у машинний код. Середовище LabView є програмним середовищем для багатьох застосувань у галузі науки й техніки, вона допомагає вирішувати завдання, затрачаючи значно менше часу й зусиль у порівнянні з написанням звичайного програмного коду.

Система LabView призначена, головним чином, для створення лабораторних і промислових систем, що працюють у реальному часі. Джерелами сигналів і потоків даних у таких системах є датчики, пристрої виміру й мережні інтерфейси, а приймачами сигналів служать, як правило, виконавчі пристрої (реле, двигуни і т.д.). Крім того, практично всі системи реального часу містять пристрою візуалізації інформації (дисплеї, графічні індикатори і т.д.) [44]. На рисунках 4.1 і 4.2 представлено інтерфейс і простір програмування середовища LabVIEW



Рисунок 4.1. Інтерфейс середовища програмування LabVIEW

Простір програмування в середовищі LabView складається із двох частин:

З передньої панелі (Front Panel) і блок-діаграми (Block Diagram). Вільний простір лицьової панелі утворює робочу область. При побудові програми в лицьовій панелі візуально розміщуються елементи керування й індикації, що формують інтерфейс користувача, а блок-діаграма являє собою унікальний засіб представлення коду програми, відмінне від більшості інших мов програмування. Усі операції виконуються за допомогою функцій і елементів керування, що перебувають у палітрі (рисунок 4.3).

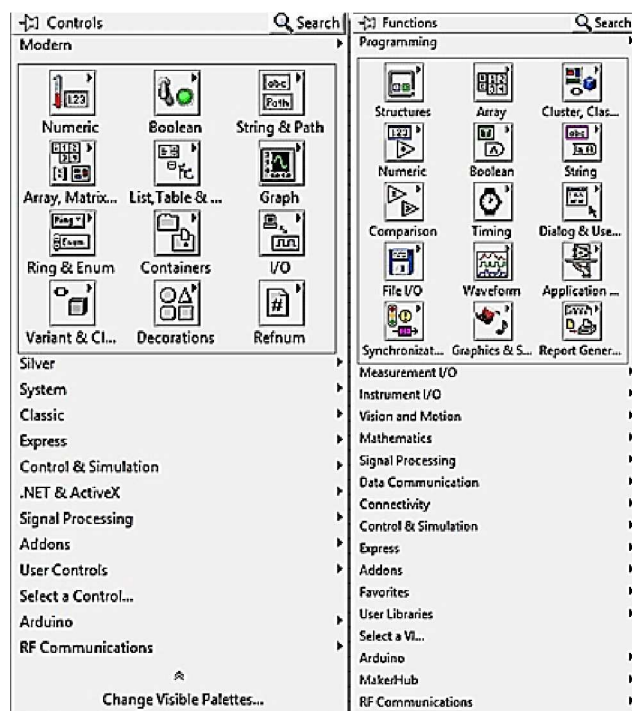


Рисунок 4.3. Палітра функцій і елементів керування в середовищі Labview

4.2 Розробка програмного забезпечення автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції в середовищі LabView

Перенос навчених нейронних мереж з Scilab в Labview2014

Середовище Scilab, про переваги якої було відзначено в розділі 1, надає більші можливості для роботи з різними видами нейронних мереж. У середовищі Scilab навчання нейронної мережі відбувається набагато швидше й простіше, чим у середовищі LabView, більше того, у середовищі LabView відсутній стандартний нейромережевий пакет. Тому можна перенести в середовище LabView навчені нейронні мережі з Scilab, це забезпечить швидкість і простоту системи.

Перенос навченої нейронної мережі з Scilab в LabView виконується переносом матриці вагових коефіцієнтів і зсувів навченої нейронної мережі в середовище LabView. Для одержання матриць вагових коефіцієнтів і зсувів в Scilab у випадку двохшарової нейронної мережі використовуються команди:

`net.IW{1}` - одержання першої матриці вагових коефіцієнтів між входом і прихованим шаром;

`net.LW{2}` - одержання другої матриці ваг між прихованим і вихідним шарами;

`net.b{1}` - одержання зсувів у прихованому шарі; `net.b{2}` - одержання зсувів у вихідному шарі.

Потім потрібно зберегти ці матриці у файлах і перенести ці файли в папку, у якій перебуває Labview-Програма. В Labview-Програмі завантажуються матриці вагових коефіцієнтів і зсувів зі збережених файлів (Рисунки 4.4 і 4.5).

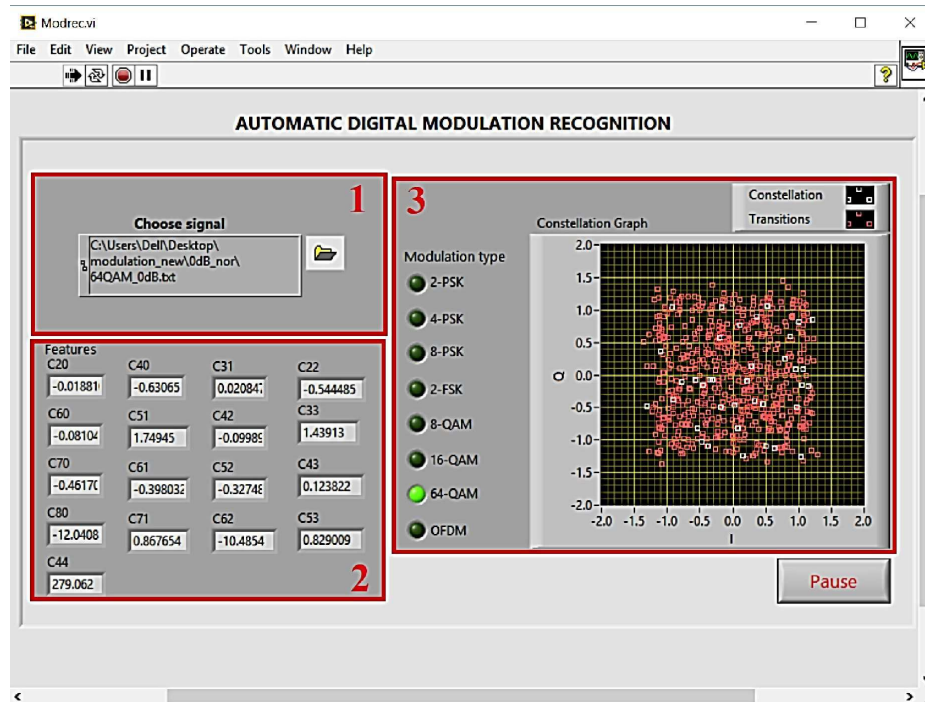


Рисунок 4.6. Інтерфейс розробленого програмного забезпечення в першій панелі

Вихідний код програми представлено на рисунку 4.7. На наступних рисунках 4.8 - 4.11 представлені відповідно коди читання сигналу з файлу, обчислення моментів, кумулянтних ознак і завантаження навченої нейронної мережі в LabView-Програму.

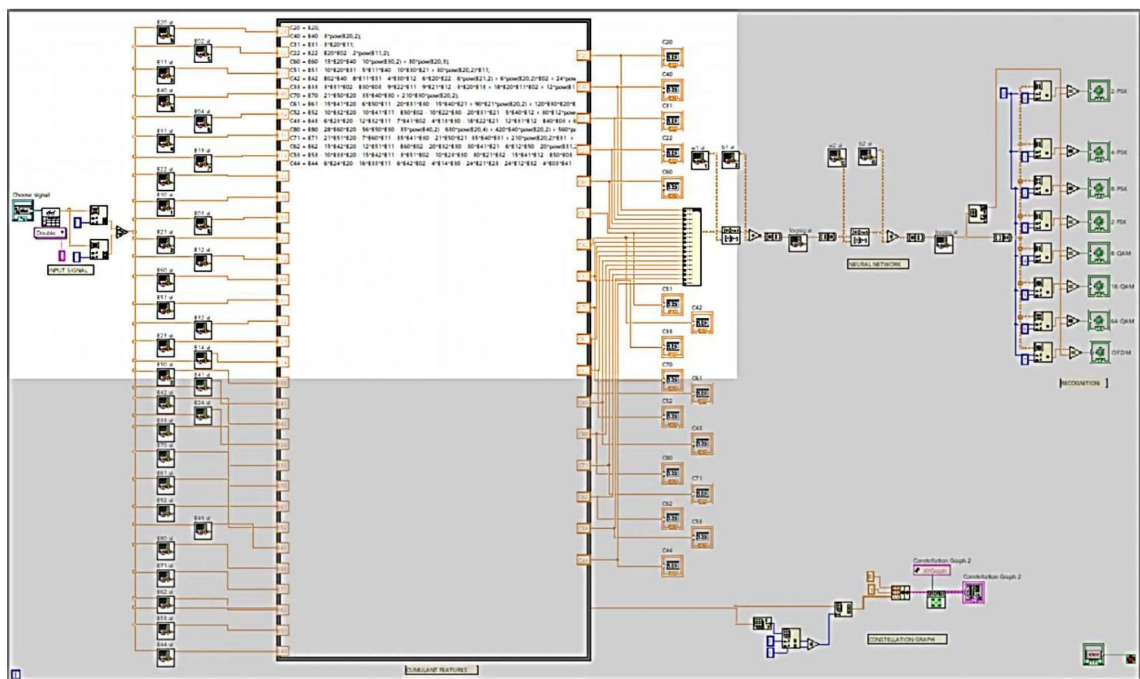


Рисунок 4.7. Вихідний код розробленого програмного забезпечення в блок-діаграмі

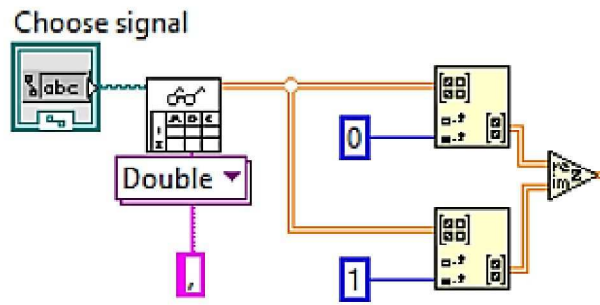


Рисунок 4.8. Код читання сигналу з файлу

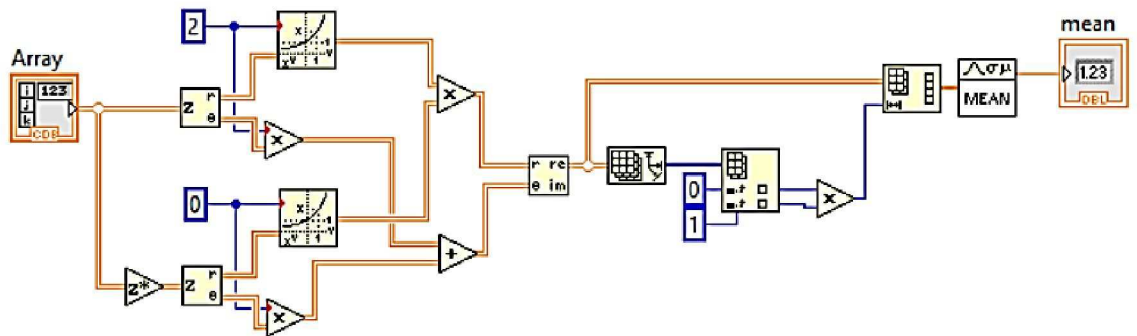


Рисунок 4.9. Код обчислення моменту

Формули обчислення кумулянтних ознак досить складні, використання операторів додавання, множення й зведення в ступінь приводять до ускладнення програми. Щоб уникнути цього використовується блок Formula Node, який дозволяє писати код програми на традиційних мовах програмування. Входами блоку є значення моментів, а виходами - значення кумулянтів (рисунок 4.10).

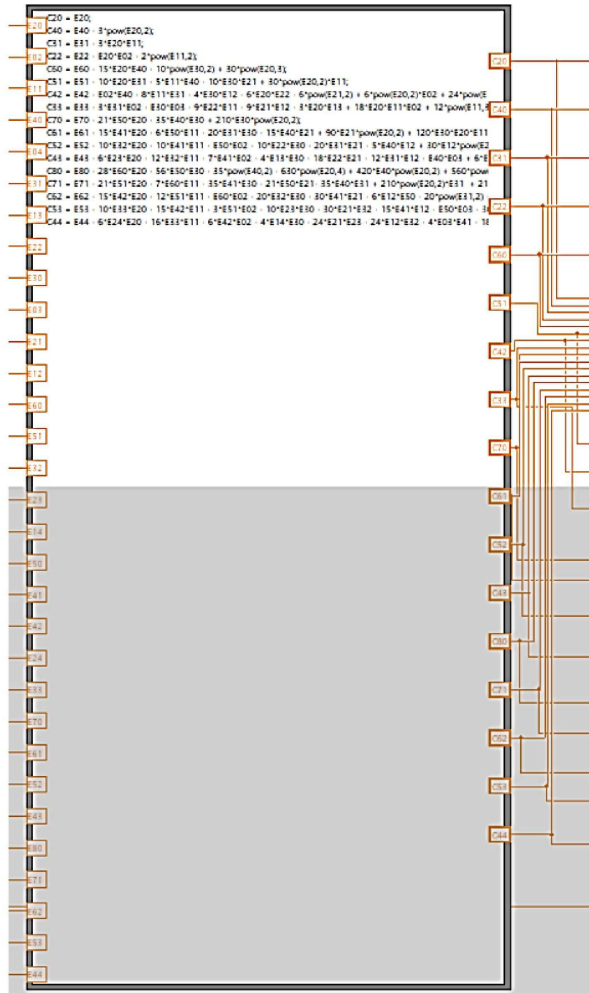


Рисунок 4.10. Блок обчислення кумулянтних ознак

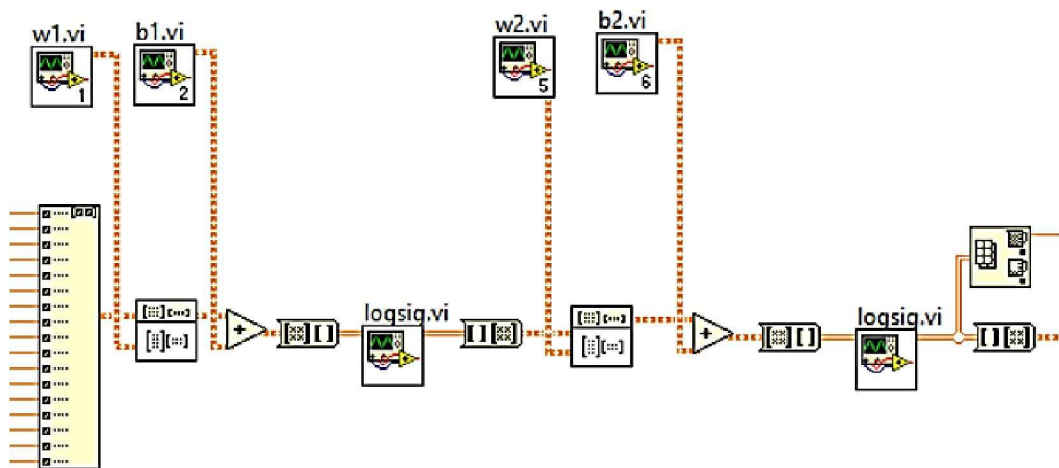


Рисунок 4.11. Код завантаження навченої нейронної мережі в Labview-Програму

Тестування розробленого програмного забезпечення

В рисунках 4.12 - 4.14 показані відповідно результати тестування розробленого програмного забезпечення для 4-PSK, 64-QAM і OFDM сигналів при ВСШ = 0 дБ.

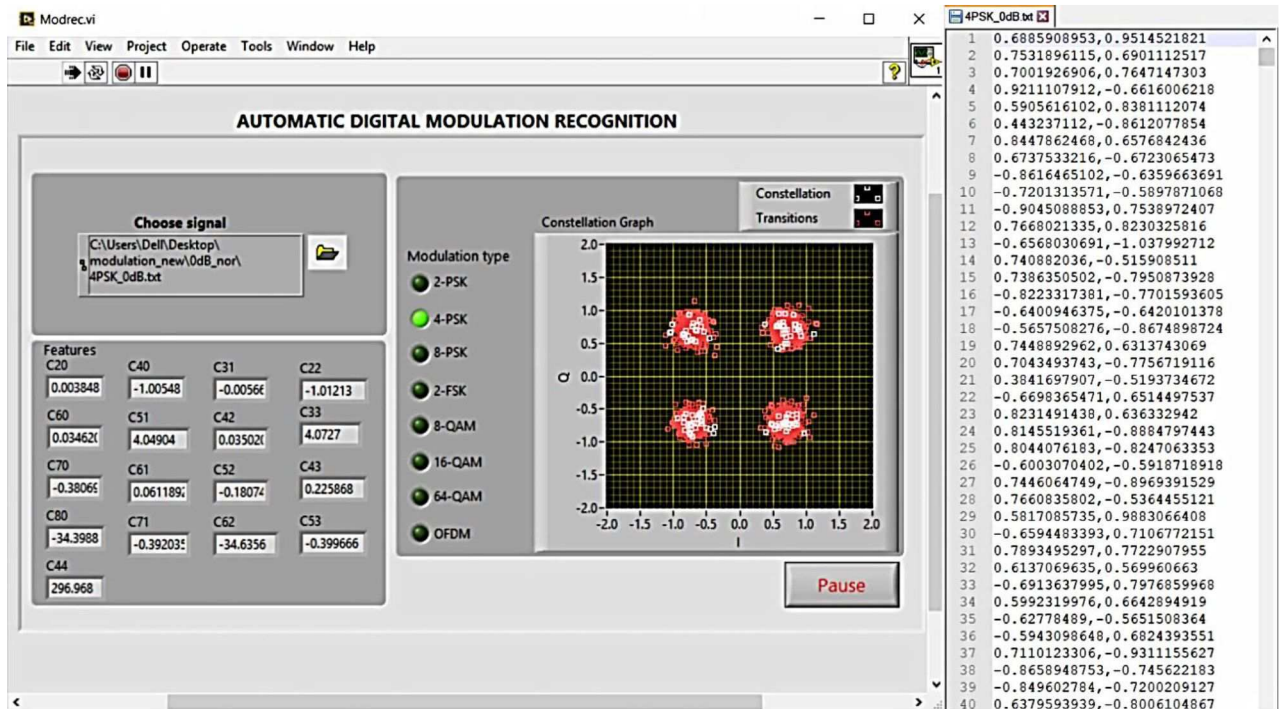


Рисунок 4.12. Результат тестування 4-PSK сигналу при ВСШ = 0 дБ

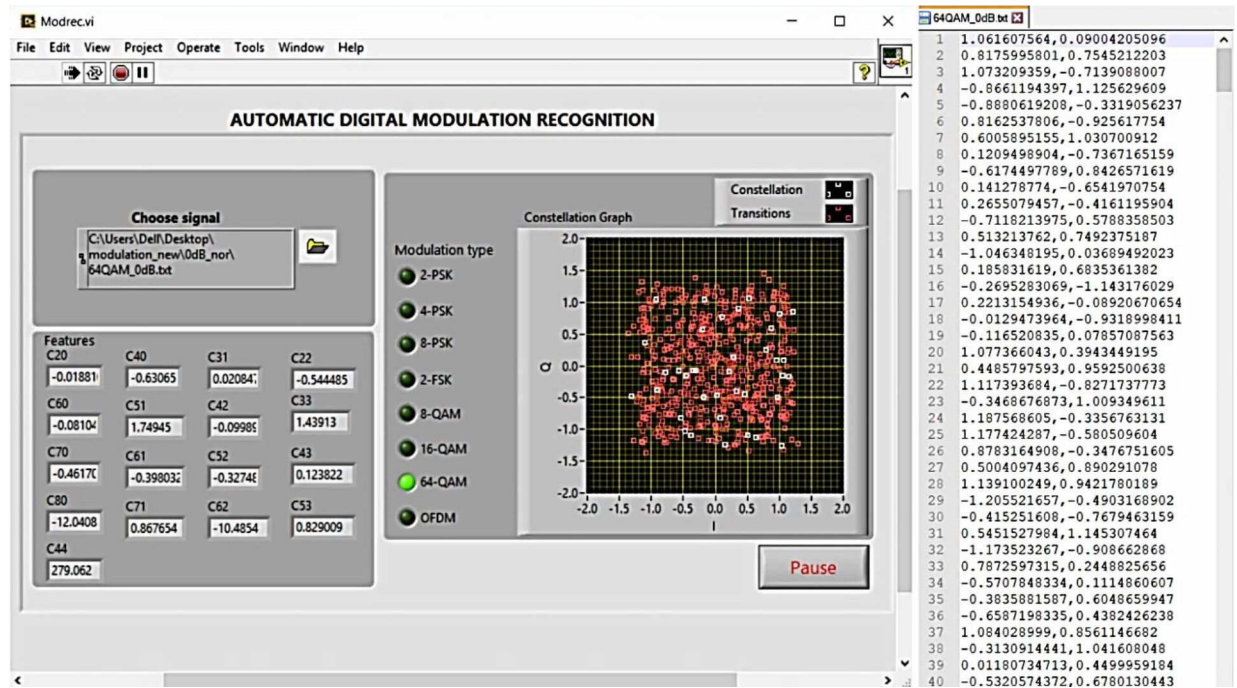


Рисунок 4.13. Результат тестування 64-QAM сигналу при ВСШ = 0 дБ

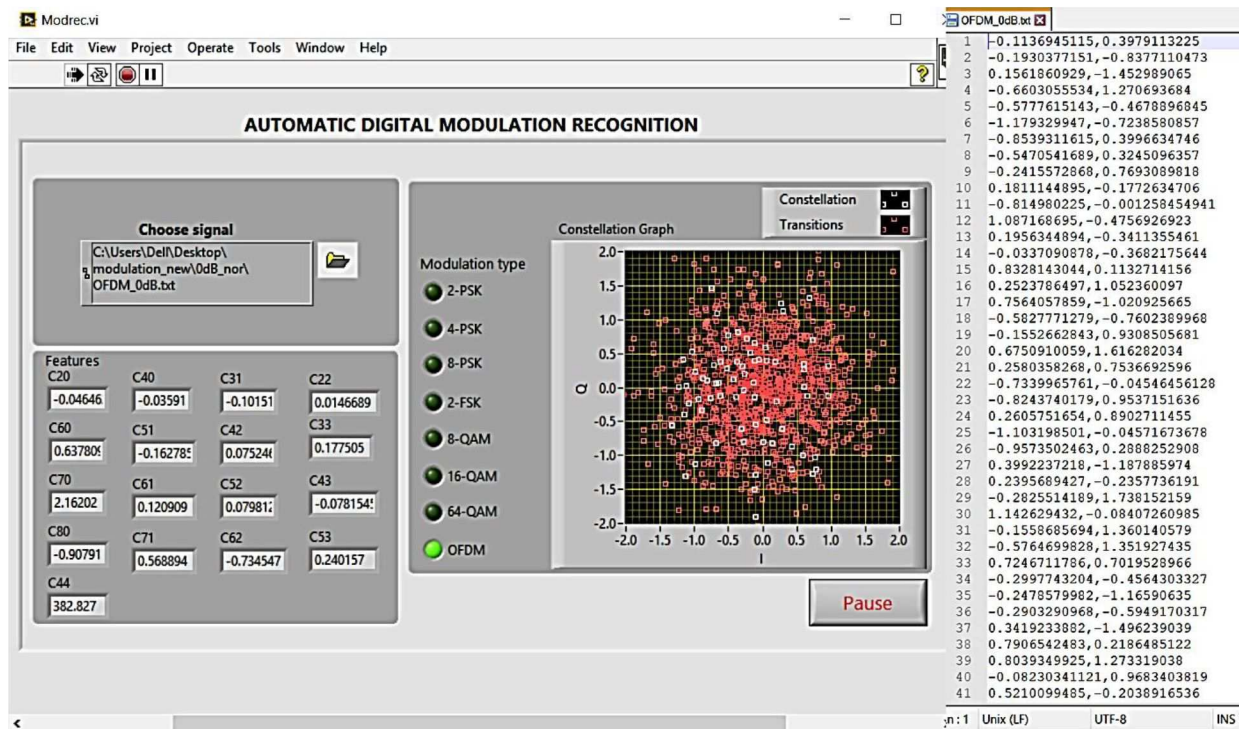


Рисунок 4.14. Результат тестування OFDM сигналу при ВСШ = 0 дБ

4.3 Висновки до четвертого розділу

У цьому розділі описані основи графічного програмування в середовищі LabView. Представлений інтерфейс розробленого програмного забезпечення розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції в середовищі LabView і наведені результати функціонування розробленого програмного забезпечення на тестових сигналах.

Подальші дослідження будуть спрямовані на розвиток даного програмного забезпечення для роботи з реальними сигналами в області систем керування SDR.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ

У результаті проведеної магістерської роботи вирішене наукове завдання, яке відіграє важливу роль у практиці керування системами програмно визначеного радіозв'язку (SDR), що полягає в дослідженні й розробці алгоритмів автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти за допомогою багат шарової нейронної мережі по кумулянтним ознакам.

У ході виконання роботи отримані наступні основні результати:

- Розроблені методи обчислення й вибору кумулянтних інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції у приймачах SDR;

- З'ясоване, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального. Цей факт є одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції;

- Побудовано модель системи автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти;

- Розроблений алгоритм оцінки значення носійної частоти для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні носійної частоти;

- Запропонований підхід до розв'язку розглянутого завдання при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу;

- Розроблене програмне забезпечення в середовищі LabView для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Надалі дослідження можуть бути спрямовані на розширення набору використовуваних кумулянтних ознак високих порядків, за рахунок яких можна підвищити ймовірності правильного розпізнавання видів цифрової модуляції, і розв'язок завдання розпізнавання при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Young, A. F. Classification of digital modulation types in multipath environments / A. F. Young // Master's Thesis. Naval Postgraduate School, Monterey, CA 93943-5000, California. June 2008. P. 1 - 65.
2. Бакулин, М.Г. Технология OFDM: Учебное пособие для вузов / М.Г. Бакулин, В. В. Крейнделин, А.М. Шлома, А.П. Шумов. - М.: Горячая линия - Телеком, 2017. - 352 с.
3. Аджемов, С.С. Методы распознавания видов цифровой модуляции сигналов в когнитивных радиосистемах / С.С. Аджемов, Н.В. Кленов, М.В. Терешонок, Д.С. Чиров // Вестник Московского Университета. Серия 3. Физика. Астрономия. - 2015. - № 6. - С. 19 - 27.
4. Bijan, G. M. Digital modulation classification using constellation shape / Bijan G. M. // Signal Processing. - 2000. - Vol. 80. - Issue 2. - P. 251 - 277.
5. Velampalli, C. Hierarchical blind modulation classification in the presence of carrier frequency offset / C. Velampalli // Master's Thesis. Communications Research Center, May 2010. - P. 1 - 39.
6. Tejwant, S. Performance comparison of fuzzy c-means with respect to other clustering algorithm / S. Tejwant, M. Mr. Manish // International journal of advanced research in computer science and software engineering, May 2014. - Vol. 4. - Issue 5. - P. 89 - 93.
7. Bagga, J. Automatic modulation classification using statistical features in fading environment/ J. Bagga, N. Tripathi // International Journal of Advanced Research in electrical, electronics and instrumentation engineering, August 2013, Vol. 2, Issue 8. P. 3701 - 3709.
8. Аведьян, Э.Д. К выбору кумулянтных признаков в задаче распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов / Э.Д. Аведьян, В.Н. Дам // Информатизация и связь. - 2015. - № 4. - С. 11 - 15.
9. Zaerin, M. Multiuser Modulation Classification Based On Cumulants in AWGN Channel / M. Zaerin, B. Seyfe, H.R. Nikoofar // Tehran, Iran. August 14, 2009. P. 1-25. URL: 0908.2117.pdf.

10. Swami, A. Hierarchical digital modulation classification using cumulants / A. Swami // IEEE Transactions on communications. March 2000. Vol. 48. No. 3. P. 416 - 429.
11. Muhlhaus, M.S. Automatic Modulation Classification for MIMO Systems Using Fourth-Order Cumulants / M. S. Muhlhaus, M. Oner, O. A. Dobre, H. U. Jakel, F. K. Jondral // Vehicular Technology Conference (VTC Fall). 2012 IEEE. P. 1 - 5.
12. Marchard, P. Classification of linear modulations by a combination of different orders cyclic cumulants / P. Marchard, J. L. Lacoume, C. Martret // Proc. Workshop on HOS, 1997. P. 47 - 51.
13. Narendar, M. Modulation classification for cognitive radios using cumulants based on fractional lower order statistics / M. Narendar, A. P. Vinod, A. S. Madhukumar and A. K. Krishna. // General Assembly and Scientific Symposium, 2011 XXXth URSI. - P. 1 - 4.
14. Dobre, O. Higher-order cyclic cumulants for high order digital modulation classification / O. Dobre, Y. BarNess, W. Su // Proceedings of IEEE MILCOM 2003, October 2003. - Vol. 1. - P. 112 - 117.
15. Ahn, W. H. Automatic modulation classification of digital modulation signals based on Gaussian mixture model/ W. H. Ahn, J. W. Choi, C. S. Park, B. S. Seo, M. J. Lee // UBIKOMM 2014: The eighth international conference on mobile ubiquitous computing, system, services and technologies, 2014. - P. 275 - 280.
16. Spooner, C. On the utility of sixth-order cyclic cumulants, for RF signal classification / C. Spooner // Proc. ASILOMAR, 2001. P. 890-897.
17. Zhou, X. Signal classification method based on support vector machine and high-order cumulants / X. Zhou, Y. Wu, B. Yang // Wireless Sensor Network, 2010. - P. 48 - 52.
18. Khandker, N.H. Recognition of digital modulated signals based on statistical parameters / N. H. Khandker, M. Ali, N. Sven // 4th IEEE International conference on Digital Ecosystems and Technologies - IEEE DEST 2010. P. 565 - 570.
19. Taira, S. Automatic classification of QAM signals by neural networks / S. Taira // Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '01), 2001. -Vol. 2. - P. 1309 - 1312.

20. Khan, M.A. Automatic modulation recognition of communication signals / M. A. Khan, Y. A. Bangash // Master's thesis of Electrical Engineering, 04/2012. P. 1 - 60.
21. El-khoribi, R.A. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network in cognitive radio / R. A. El-khoribi, M. A. I. Shoman, A. G. A. Mohammed // International Journal of Emerging Trends of Technology in Computer Science (IJETTCS), May - June 2014. - Vol. 3. - Issue 3. - P. 132 - 136.
22. Dominguez, L. V. A general approach to the automatic classification of radiocommunication signals / L. V. Dominguez, J. M. Borrillo, J. P. Garcia, B. R. Mezcuca // Signal Processing, 1991. - P. 239 - 250.
23. Iversen, A. Classification of digital modulation schemes using multi-layered perceptrons / A. Iversen // Report, School of Mathematical and Computer Sciences, Heriot-Watt University, 2004.
24. Shahnaz, A. Automatic modulation recognition and classification for digital modulated signals based on ANN algorithms / A. Shahnaz, M.R. Moniri // Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology (JMEST), 2016. - Vol. 3. - Issue 12. - P. 6230 - 6235.
25. Wong, M. L. D. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network and genetic algorithm / M.L.D. Wong, A.K Nandi // Signal Processing 84. 2004. - P. 351 - 365.
26. Li, J. Automatic Digital Modulation Recognition Using Feature Subset Selection / J. Li, J. Wang, X. Fan, Y. Zhang // Progress in Electro Magnetics Research Symposium, Hangzhou, China. March 24-28, 2008. - P. 351 - 354.
27. Marko, M. R. Application of artificial neural networks in classification of digital modulations for software defined radio / M.R. Marko, M.N. Aleksandar, J.N. Natasa // IEEE EUROCON 2009. - P. 1700 - 1706.
28. Bagga, J. Study and comparison of various modulation classification techniques under noisy channel conditions / J. Bagga, D.N. Tripathi // International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, April 2012. - Vol. 2. - Issue 4. - P. 216 - 221.
29. Vladimir, D.O. Automatic modulation classification: Sixth - order cumulant features as a solution for real - world challenges / D.O. Vladimir, L.D. Miroslav // 20th

- Telecommunications forum TELFOR 2012, Serbia. November 20-22, 2012. - P. 392 - 399.
30. Eric, L. Modulation recognition in fading channels using higher order cyclic cumulants / L. Eric, W. Zhiqiang, C. Vasu, S. Wei // 2nd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2007.
31. Liu, M. Research on recognition algorithm of digital modulation by higher order cumulants / M. Liu, Y. Zhao, L. Shi, J. Dong // 4-th International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control. 2014. - P. 686 - 690.
32. Gardner, W.A. The cumulant theory of cyclostationary time-series, part 1: Foundation / W.A. Gardner, M. Spooner // IEEE Trans. On Signal Processing, December 1994. - Vol. 42. - No. 12. - P. 3387 - 3408.
33. Малахов, А.Н. Кумулянтный анализ случайных негауссовых процессов и их преобразований / А. Н Малахов. - М.: Советское радио, 1978. - 376 с.
34. Сергиенко, А.Б. Цифровая обработка сигналов / А.Б. Сергиенко. - СПб.: Питер, 2002. - 608 с.: ил.
35. Дьяконов, В.П. Scilab полный самоучитель / В.П. Дьяконов. - М.: ДМК Пресс, 2012. - 768 с.: ил.
36. Медведев, В.С. Нейронные сети. Scilab 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. - 630 с.
37. Statistics Toolbox User's Guide. - The MathWorks, Inc., 1993 - 2001.
38. Neural Network Toolbox User's Guide. - The MathWorks, Inc., 1992 - 2018.
39. Communications System Toolbox User's Guide. - The MathWorks, Inc., 2011 - 2018.
40. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. под ред. Н.Н. Куссуль. - 2-е изд. - М.: Издательный дом "Вильямс", 2006. - 1104 с.
41. Сергиенко, А.Б. Цифровая связь: учебное пособие / А.Б. Сергиенко. - Санкт-Петербург: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2012. - 164 с.
42. Serpedin, E. Performance Analysis of blind carrier phase Estimators for general QAM constellatons. / E. Serpedin, P. Ciblat, G.B. Giannakis, P. Loubaton // IEEE Trans. On Signal Processing, 2001. - Vol. 49. - No. 8. - P. 1816 - 1823.

43. Campisi, P. Blind Phase Recovery for QAM Communication Systems / P. Campisi, G. Panci, S. Colonnese, G. Scarano // IEEE Trans. on Signal Processing, 2005. - Vol.44 - No. 4. - P. 1348 - 1358.
44. Магда, Ю.С. LabVIEW: практический курс для инженеров и разработчиков / Ю.С. Магда. - М.: ДМК Пресс, 2012. - 208 с.

ДОДАТКИ

Додаток А. Викладені в роботі результати досліджень пройшли апробацію на науково практичній конференції молодих науковці та студентів: НПК МНІС ІІІ-2020.



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Хмельницький національний університет
Військовий інститут Київського національного університету
ім. Тараса Шевченка
ПВНЗ “Університет економіки і підприємництва”
Вінницький національний технічний університет
Західноукраїнський національний університет

Інтелектуальний потенціал - 2020

збірник наукових праць молодих науковців і студентів

сформовано за матеріалами
Всеукраїнської науково-практичної конференції
молодих науковців і студентів
«Інтелектуальний потенціал – 2020»

9-10 листопада 2020 р.

Частина 1

Хмельницький
2020

ББК 74.480.278

С.88

«Інтелектуальний потенціал – 2020» - збірник наукових праць молодих науковців і студентів / Колектив авторів – Хмельницький: ПВНЗ УЕП, 2020. – Частина 1. – 100 с.

Відповідальний редактор: Желавська Н.В.

Відповідальний за випуск: Чешун В.М.

Редакційна колегія:

Желавський О.Б.

Кльоц Ю.П.

Чешун В.М.

Тимофеева Л.В.

© Університет економіки і підприємництва

ЗМІСТ

Білаш О. Ю., Пятін І.С. Модель визначення спектральної густини потужності сигналу на антені.....	5
Біндер Т. С., Пятін І.С. Модель цифрової системи зв'язку з завадостійким згортковим кодуванням.....	8
Гадомський А.В., Таранчук А.А. Метод моніторингу мережі WLAN WI-FI	11
Горбань В.В., Таранчук А.А. Високошвидкісна локальна корпоративна мережа з послугою VoIP – телефонії.....	14
Данілова Л.В., Лавров Є.А., Токар А.С. Оптимізація діалогової людинно-машинної взаємодії в комп'ютерних системах.....	18
Єрмаков М. С., Борисенко О.А. Завадостійкий біноміальний таймер.....	21
Казімірко А.О., Таранчук А.А. Аналіз механізмів захисту мережевого устаткування від хакерської атаки типу TCP SYN Flood	23
Ковальчук О.Л., Кучерявий Є.І., Таранчук А.А. Модель «розумної» мережі енергопостачання житлового будинку	26
Красильников С.Р. Зміст курсу «Комп'ютерний практикум» у професійній підготовці фахівців спеціальності 015.20 «Професійна освіта. Транспорт»	30
Крикун Є. О., Підченко С.К. Технологія побудови сенсорної мережі IoT з використанням протоколу LoRaWAN.....	32
Кубатий Н. О., Таранчук А.А. Пропускна здатність мережі голосової IP-телефонії.....	35
Локазюк В.Ю., Медзатий Д.М. Розробка системи відкритого світу в Unreal Engine 4.....	39
Маниленко М.П., Полікаровських О.І. Обчислювальний метод формування вихідного сигналу синтезатора високих частот.....	42
Матюк Д.С., Мишко О.Є., Деркач М.В. Вплив температури повітря на точність локалізації мобільного робота	46
Мельник О. Д., Журавська І. М. Використання технології розпізнавання образів для автоматизації обліку показників побутових лічильників енергії.....	49
Михальський В.М., Полікаровських О.І. Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку Software Defined Radio... ..	53
Ніколайчук І.А., Пятін І.С. Моделювання транспортного каналу з полярними кодами для мобільного зв'язку п'ятого покоління.....	57

Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку Software Defined Radio

Михальський В.М

Науковий керівник – д.т.н., проф. Полікаровських О.І.

Хмельницький національний університет

У сучасних радіо - передавальних/радіоприймальних засобах широко використовується технологія SDR (Software Defined Radio), що дає можливість швидкого переналаштування параметрів сигналів приймально-передавальних пристроїв, таких як: частота, вид модуляції, вид кодування у середині повідомлення, що передається. Це обмежує можливості моніторингу та перехоплення повідомлень у ефірі. На перший план виходить швидкість визначення параметрів сигналів, що передаються. Пропонований метод спрямований на вирішення проблеми швидкого аналізу радіосигналів на основі SDR шляхом застосування нейромережевих методів розпізнавання сигналів. Розробка методу дасть можливість створити системи зв'язку із покращеними тактико-технічними характеристиками; системи радіозв'язку із стрибаючими частотами, системи зв'язку когнітивного радіо.

Розвиток найважливіших галузей сучасної науки і техніки, особливо таких як телекомунікації, радіолокація і радіонавігація, значною мірою визначається рівнем розвитку засобів радіозв'язку. Історично однією з перших реалізацій систем SDR була система SPEAKeasy [1], яка стала успішним проектом по використанню комунікаційних систем на базі технології Software Defined Radio у військовому обладнанні США. Система випробовувалася в США в 1970 році. SPEAKeasy дозволяла цифровій апаратній платформі загального призначення здійснювати зв'язок з іншими системами в широких діапазонах частот, видів модуляції, методів кодування даних і варіювання інших параметрів. Розробники обладнання мобільної телефонії, розглядають технологію Software Defined Radio, як на альтернативу традиційній архітектурі сьогоденних стільникових телефонів. Апаратне забезпечення стільникового телефону з архітектурою SDR потенційно підтримує всі стандарти мобільної телефонії, а його фактичні параметри визначаються завантаженою прошивкою вбудованого програмного забезпечення. Такий мобільний пристрій спроможний більш ефективно використовувати радіочастотний спектр і споживану від джерела живлення енергію, легко перемикається із будь якого стандарту зв'язку на інший. Операційна система SDR, як правило, використовує відкриту архітектуру і це дозволяє пристроям обмінюватись інформацією між собою. Шифрування сигналів програмується і є доволі гнучким. Наприклад, на SDR радіостанції можливо завантаження відомого алгоритму шифрування SINCGARS, або іншого спеціалізованого програмного забезпечення. SDR технологія дає користувачу велику функціональну гнучкість, яка

реалізується на єдиній апаратній платформі, і дає змогу працювати з різними класами радіозв'язку. Однією з ключових переваг SDR у військовій сфері, є взаємодія між засобами зв'язку попередніх поколінь і сучасними системами. Оновлення військових систем радіозв'язку не може зрівнятись темпами з розвитку сучасних цивільних комунікаційних засобів. Тому дуже важливо, щоб нові і старі системи могли працювати сумісно і забезпечити поступовий перехід на нові стандарти когнітивного радіозв'язку. SDR здійснює адаптацію до спектрів протоколів. Таким чином,можлива взаємодія між різними моделями радіостанцій. Також SDR може виконувати роль ретранслятора і брати участь в створенні безпроводних мереж передачі даних, автоматично, без необхідності введення даних користувачем. При цьому оператор може використовувати станцію для зв'язку в будь-який момент часу. В роботах авторів [2,3,4] лишилися не вирішеними питання пов'язані із зростанням часу затримки формування сигналів когнітивного радіо. Проте не запропоновано шляхів її однозначного та простого вирішення. Подальшого дослідження потребують методи та способи створенні високошвидкісних когнітивних засобів визначення зайнятості діапазонів, а також нейромереві методи визначення параметрів радіосигналів.

Когнітивні радіомережі поділяють на два типи, первинні(ліцензованих користувачів) і вторинні (не ліцензованих користувачів). Первинні користувачі мають пріоритет для використання ліцензованої смуги частот. Вторинний користувач може використовувати ліцензовану смугу частот, не впливаючи на пріоритетне використання спектру основним користувачем, що підвищує ефективність використання ліцензованого спектру. Питаннями збільшення ефективності використання радіочастотного спектра займався Д. Мітола (J. Mitola) [1], і на основі його робіт з'явилася концепція когнітивного радіо. Когнітивне радіо - це бездротова інтелектуальна система зв'язку, здатна аналізувати навколишнє середовище і пристосовуватися до неї за допомогою навчання, реагуючи на зміни в оточенні, зміною своїх власних параметрів (наприклад, несучої частоти, потужності, способу модуляції) в реальному часі з метою збільшення ефективності використання спектрального ресурсу. Відмінною особливістю систем когнітивного радіо є їх здатність виявляти і динамічно використовувати вільні діапазони радіочастот для доступу абонентів до мережі когнітивного радіо. Така можливість здійснюється за допомогою автономного моніторингу спектра в усьому робочому діапазоні радіочастот, який може становити від одиниць МГц до декількох ГГц і залежить від стандарту, що використовує когнітивні функції. Основним завданням моніторингу спектра (МС) в когнітивному радіо є виявлення сигналів, що діють у всьому робочому діапазоні частот, і розбиття цього діапазону на «зайняті» та «вільні» смуги. Оскільки процес МС в когнітивному радіо виключає присутність оператора, коригуючого параметри системи, потрібне

застосування таких алгоритмів виявлення, якісні характеристики яких були б стійкі по відношенню до невідомих параметрам і властивостям реєстрованих сигналів в широкому діапазоні робочих частот. Завдання виявлення сигналів в когнітивному радіо ускладнюється обмеженістю апріорних даних про радіосигнали які необхідно виявляти, а, найчастіше, вони повністю відсутні. Одним із шляхів подолання апріорної невизначеності полягає в застосуванні адаптивних алгоритмів виявлення (АВ). В даному напрямку працювали такі вчені як А.М. Рембовский, А.Б. Токарєв. Існуючі адаптивні параметричні АВ радіосигналів синтезовані на основі моделей стандартних законів розподілу, таких як розподіл Гауса, Релея, Раїса і ряду інших подібних розподілів, і в разі зміни виду функції розподілу сигналу ефективність виявлення таких алгоритмів (оптимальних, як правило, тільки для однієї моделі розподілу) різко знижується. Іншим шляхом подолання апріорної невизначеності може бути застосування алгоритмів, що використовують принципи інваріантності. В останній час завданням синтезу інваріантних АВ займалися такі фахівці як В. А. Богданович, М.Є. Шевченко, А.О. Чемаров. Розроблені цими вченими алгоритми забезпечують ефективне виявлення лише вузькосмугових сигналів, характерних, в основному, для КВ діапазону. Такі АВ можуть бути засновані на застосуванні кореляційного аналізу, вейвлет-аналізу або перевірки спостережуваного сигналу на циклостационарність. Зазначені методи мають високу завадостійкість щодо класичного енергетичного приймача, але при цьому вимагають великих обчислювальних витрат. Крім того, для більшості даних алгоритмів необхідно апріорне знання ширини смуги виявленого сигналу, що на практиці найчастіше не реалізовується. Сучасні стандарти бездротової передачі даних комбінують в собі вузькосмугові і широкосмугові сигнали, що використовують різні види модуляцій, що не дозволяє створити єдину модель для статистичного опису всіх типів використовуваних сигналів, тому особливу увагу при розробці АВ для систем когнітивне радіо слід звернути на непараметричні методи виявлення. Таким чином, в даний час є актуальною задача створення алгоритмів виявлення радіосигналів, орієнтованих на застосування в умовах апріорної невизначеності щодо діючих в робочій смузі радіосигналів для вирішення завдання моніторингу сигналів в когнітивному радіо у широкому діапазоні частот.

Проблема дослідження когнітивних радіомереж є актуальною в Україні, тому що ліцензовані смуги радіоспектра можуть використовувати тільки ті оператори, за якими вони закріплені. Однак смуги радіочастот, у яких здатні працювати сучасні телекомунікаційні системи, є кінцевим ресурсом. Використання цього ресурсу ефективно не на всіх доступних частотах. Отже, удосконалення топології когнітивних радіомереж є актуальним напрямком.

Не менш важливим питанням є використання нейромережових алгоритмів [5]. Нейромережові алгоритми - досить потужний засіб аналізу сигналів. Вони можуть з успіхом застосовувати для широкого класу прикладних задач, враховуючи ті, які важко, а іноді і зовсім неможливо розв'язати іншими методами. Однією з переваг таких алгоритмів є те, що вони можуть застосовувати навіть на складних завданнях, там, де не існує ніяких інших, ефективних методів рішення. Все ж на сьогоднішній день питання нейромережових алгоритмів залишається мало дослідженим у напрямку застосування до систем SDR.

Одним з перспективних підходів до розпізнавання видів цифрової модуляції є метод використання кумулянтів і моментів високого порядку; суть даного методу полягає в використанні у якості інформаційних ознак розпізнавання сигналів з різними видами модуляції моментів і кумулянтів високих порядків, що обчислюються за зареєстрованими значенням відліків квадратурних складових радіосигналу. Особливістю методу є формування правил розрізнення видів модуляції за результатами експертного аналізу значень кумулянтів для різних видів модуляції сигналів. Формування правил розрізнення здійснюється з використанням різних методів інтелектуального аналізу, наприклад методом штучних нейронних мереж. Високу ефективність побудови розділюючих поверхонь в багатомірному випадку показує такий тип штучної нейронної мережі як розділюючий перцептрон. Такий підхід є безумовно новим та оригінальним.

Розробка методу нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку SDR цифрового радіозв'язку з когнітивним методом керування каналом і з підвищеною швидкістю дасть поштовх для розвитку телекомунікаційної галузі України. Розробка високошвидкісного методу дасть можливість застосувати SDR в існуючих та перспективних системах радіозв'язку, таких як системи транкінгового зв'язку, системи радіозв'язку із стрибаючою частотою. А така система SDR може мати важливе значення для розвитку військової техніки.

Перелік посилань

1. Software-Defined Radio for Engineers, by Travis F. Collins, Robin Getz, Di Pu, and Alexander M. Wyglinski, 2018, ISBN-13: 978-1-63081-457-1.
2. K. Vachhani and R. A. Mallari, "Experimental study on wide band FM receiver using GNURadio and RTL-SDR," 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), Kochi, 2015, pp. 1810-1814. doi: 10.1109/ICACCI.2015.7275878
3. J. Muslimin, A. L. Asnawi, A. F. Ismail and A. Z. Jusoh, "SDR-Based Transceiver of Digital Communication System Using USRP and GNU Radio," 2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE), Kuala Lumpur, 2016, pp. 449-453. doi: 10.1109/ICCCE.2016.100

Наукове видання

«Інтелектуальний потенціал – 2020» - збірник наукових праць молодих науковців і студентів / Колектив авторів – Хмельницький: ПВНЗ УЕП, 2020. – Частина 1. – 100 с..

**Відповідальність за зміст текстів і якість редагування матеріалів
покладена на авторів і наукових керівників.**

Комп'ютерна верстка: Чешун В.М.
Дизайн Хмельовський В.Р.

Здано до складання 09.11.20. Підписано до друку 09.11.20. Формат 60x84/16. Папір друкарський. Тираж 50 прим. Умовних друкованих аркушів – 7,5.

Редакційний відділ ПВНЗ УЕП 29016, м. Хмельницький,
вул. Львівське шосе, 51/2.

ББК 74.480.278
С.88

Додаток Б.

Scilab коди програмування для моделювання

Створення бази даних для навчання й тестування в середовищі Scilab

```
Fc = 2e7; % Носійна частота
Fc_fix = 2e7; % Оцінка значення носійної частоти
frequency_separation = 100000;
Fs = 839680; % Частота дискретизації samples_per_symbol = 100; %
R = 64;
symbol_rate = Fs/samples_per_symbol; lengthdata = 3600; % Кількість звітів
% Вихідні параметри
index = zeros(8000,1); % Вибір виду цифрової модуляції P = zeros(17,8000);
% Матриця ознак T = zeros(8,8000); % Матриця виходів для нейронної
мережі index_array = randi([1 8],1,8000); % Генерація випадкового виду
цифрової модуляції за рівномірним законом розподілу
snr_array = randi([0 20],1,8000); % Генерація значення ВСШ (з 0 до 20дБ) за
рівномірним законом розподілу for ii = 1:8000
data = randi([0 1],lengthdata,1); index1 = index_array(1,ii); snr = snr_array(1,ii);
switch index1 case 1 % 2-PSK
    hmodulator = comm.Pskmodulator(2,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = 0; moddata =
    step(hmodulator, data);
    case 2 % 4-PSK
    hmodulator = comm.Pskmodulator(4,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = pi/4; moddata = step(hmodulator, data);
    case 3 % 8-PSK
    hmodulator = comm.Pskmodulator(8,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = pi/8; moddata = step(hmodulator, data);
    case 4 % 2-FSK M = 2;
    hmodulator = comm.Fskmodulator(M,frequency_separation);
    hmodulator.Symbolrate = symbol_rate; hmodulator.Samplespersymbol =
    samples_per_symbol; moddata = step(hmodulator,data); case 5 % 8-QAM
```

hmodulator =

106

```
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',8,'Bitinput',true); moddata =  
step(hmodulator,data)/sqrt(6); case 6 % 16-QAM hmodulator =  
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',16,'Bitinput',true); moddata =  
step(hmodulator,data)/sqrt(10); case 7 % 64-QAM hmodulator =  
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',64,'Bitinput',true); moddata =  
step(hmodulator,data)/sqrt(42); case 8 % OFDM Ndata = 225;  
N symb = 4;  
NFFT = 256;  
GI = 32; hmodulator =  
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',16,'Bitinput',true); datamod =  
step(hmodulator,data)/sqrt(1G);  
C_LOC = NFFT/2-(Ndata-1)/2-1 :NFFT/2+(Ndata-1)/2+3 ; data_in =  
reshape(datamod,Ndata,N symb); datain = data_in. ';  
Nofpils = 4;  
pilot = 4*max(abs(datamod)); for i=1:N symb  
    xyz = 1;  
    for j=(1:59:Ndata+Nofpils) datain1(i,j) =  
pilot; for z=j+1:j+58 if xyz<= Ndata datain1(i,z)  
= datain(i,xyz); xyz = xyz + 1; end; end; end;  
end;  
fftdi = zeros(N symb, NFFT); fftdi(:, C_LOC) = datain1; fftdi =  
fftshift(fftdi, 2);  
data2papr = NFFT/sqrt(Ndata)*ifft(fftdi, NFFT, 2); outdata =  
zeros(N symb,NFFT+GI); for i=1:N symb for j=1:NFFT  
    outdata(i,j+GI) = data2papr(i,j); end;
```

```

    for k=1:GI
        outdata(i,k) = data2papr(i,NFFT-GI+k);
    end; end;
    moddata = reshape(outdata,[],1);
end;
indexloop = length(moddata);
I_tr = real(moddata);
Q_tr = imag(moddata);
I_up = 64*upsample(I_tr,R);
Q_up = 64*upsample(Q_tr,R);
% Збільшення частоти дискретизації R = 64
load('Lowpass.mat');
I_f = conv(I_up,Lowpass);
Q_f = conv(Q_up,Lowpass);
% Фільтр низьких частот indexloop1 =
length(I_f); t = indexloop1/(Fs*R); t_i =
(1:1:indexloop1)/(Fs*R); s_t =
zeros(indexloop1,1); for i=1:indexloop1
    s_t(i,1) = I_f(i,1)*cos(2*pi*Fc*t_i(1,i)+0.1) + Q_f(i,1)*sin(2*pi*Fc*t_i(1,i)+0.1);
end;
s_t = awgn(s_t,snr,'measured'); for i=1:length(s_t)
    s_r_i(i) = s_t(i)*cos(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_q(i) =
s_t(i)*sin(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); end;
    I_f_r = conv(s_r_i,Lowpass);
    Q_f_r = conv(s_r_q,Lowpass);
% Фільтр низьких частот
    I_down_r = 2*downsample(I_f_r,R);
    Q_down_r = 2*downsample(Q_f_r,R);
% Зменшення частоти дискретизації R = 64 s_c =
complex(I_down_r,Q_down_r);
% Комплексні відліки for i=12:(length(s_c)-11)

```

```

noisydata_1(i-11,1) = s_c(1,i); end;
indexloop = 80;
noisydata = noisydata_1(1:indexloop,1); % Вихідні IQ дані ( $I+jq$ )
conjdata = conj(noisydata); % Формування оюєданого сигналу
E_20 = zeros(indexloop,1);
for i = 1:indexloop E_20(i,1) = noisydata(i,1)^2; end;
E20 = mean(E_20);
% E20
E_02 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_02(i,1) = conjdata(i,1)^2; end;
E02 = mean(E_02);
% E02
E_11 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_11(i,1) =
(noisydata(i,1))*(conjdata(i,1)); end;
E11 = mean(E_11);
% E11
E_30 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_30(i,1) = noisydata(i,1)^3; end;
E30 = mean(E_30);
% E30
E_03 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_03(i,1) =
conjdata(i,1)^3; end;
E03 = mean(E_03);
% E03
E_21 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_21(i,1) =
(noisydata(i,1)^2)*(conjdata(i,1)); end;
E21 = mean(E_21);
% E21
E_12 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_12(i,1) =
(conjdata(i,1)^2)*(noisydata(i,1)); end;
E12 = mean(E_12);
% E12
E_40 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_40(i,1) = noisydata(i,1)^4; end;

```

```

E40 = mean(E_40);
% E40
E_04 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_04(i,1) =
conjdata(i,1)JI4; end;
E04 = mean(E_04);
% E04
E_31 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_31(i,1) =
(noisydata(i,1)^3)*(conjdata(i,1)); end;
E31 = mean(E_31 );
% E31
E_13 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_13(i,1) =
(conjdata(i,13)*(noisydata(i,1))); end;
E13 = mean(E_13);
% E13
E_22 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_22(i,1) =
(noisydata(i,1)^2)*(conjdata(i,1)^2); end;
E22 = mean(E_22);
% E22
E_50 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_50(i,1) = noisydata(i,1)JI5; end;
E50 = mean(E_50);
% E50
E_41 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_41(i,1) =
(noisydata(i,1)M)*(conjdata(i,1)); end;
E41 = mean(E_41);
% E41
E_14 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_14(i,1) =
(conjdata(i,1)M)*(noisydata(i,1)); end;
E14 = mean(E_14);
% E14
E_32 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_32(i,1) =

```

```

(noisydata(i,1)^3)*(conjdata(i,1)^2); end;
E32 = mean(E_32);
% E32
E_23 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_23(i,1) =
(noisydata(i,1)^2)*(conjdata(i,1)^3); end;
E23 = mean(E_23);
% E23
E_6G = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_6G(i,1) = (noisydata(i,1)JI6); end;
E6G = mean(E_6G);
% E6G
E_51 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_51(i,1) =
(noisydata(i,1)^5)*(conjdata(i,1)^1); end;
E51 = mean(E_51);
% E51
E_15 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_15(i,1) =
(noisydata(i,1)A1)*(conjdata(i,1)A5); end;
E15 = mean(E_15);
% E15
E_42 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_42(i,1) =
(noisydata(i,1)A4)*(conjdata(i,1)A2); end;
E42 = mean(E_42);
% E42
E_24 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_24(i,1) =
(noisydata(i,1)A2)*(conjdata(i,1)A4); end;
E24 = mean(E_24);
% E24
E_33 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_33(i,1) =
(noisydata(i,1)A3)*(conjdata(i,1)A3); end;
E33 = mean(E_33);
% E33

```

```

E_70 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_70(i,1) =
(noisydata(i,1)A7); end;
E70 = mean(E_70);
% E70
E_61 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_61(i,1) =
(noisydata(i,1)A6)*conjdata(i,1); end;
E61 = mean(E_61);
% E61
E_52 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_52(i,1) =
(noisydata(i,1)A5)*(conjdata(i,1)A2); end;
E52 = mean(E_52);
% E52
E_43 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_43(i,1) =
(noisydata(i,1)A4)*(conjdata(i,1)A3); end;
E43 = mean(E_43);
% E43
E_80 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_80(i,1) = noisydata(i,1)A8; end;
E80 = mean(E_80);
% E80
E_71 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_71(i,1) =
(noisydata(i,1)A7)*(conjdata(i,1)A1); end;
E71 = mean(E_71);
% E71
E_62 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_62(i,1) =
(noisydata(i,1)A6)*(conjdata(i,1)A2); end;
E62 = mean(E_62);
% E62
E_53 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_53(i,1) =
(noisydata(i,1)A5)*(conjdata(i,1)A3); end;
E53 = mean(E_53);

```

% E53

E_44 = zeros(indexloop,1); for i = 1:indexloop E_44(i,1) =
(noisydata(i,1)A4)*(conjdata(i,1)A4); end;

E44 = mean(E_44);

% E44

% Обчислення моментів C20 = E20;

C40 = E40 - 3*E20A2;

C31 = E31 - 3*E20*E11;

C22 = E22 - E20*E02 - 2*E11A2;

C60 = E60 - 15*E20*E40 - 10*E30A2 + 30*E20A3; C51 = E51 - 10*E20*E31 -
5*E11*E40 - 10*E30*E21 + 30*E20^{A2}*E11;

C42 = E42 - E02*E40 - 8*E11*E31 - 4*E30*E12 - 6*E20*E22 - 6*E21^{A2}
+ 6*E20^{A2}*E02 + 24*E11^{A2}*E20;

C33 = E33 - 3*E31*E02 - E30*E03 - 9*E22*E11 - 9*E21*E12 - 3*E20*E13
+ 18*E20*E11*E02 + 12*E11A3;

C70 = E70 - 21*E50*E20 - 35*E40*E30 + 210*E30*E20A2;

C61 = E61 - 15*E41*E20 - 6*E50*E11 - 20*E31*E30 - 15*E40*E21 +
90*E21*E20A2 + 120*E30*E20*E11;

C52 = E52 - 10*E32*E20 - 10*E41*E11 - E50*E02 - 10*E22*E30 - 20*E31*E21 -
5*E40*E12 + 30*E12*E20A2 + 120*E21*E20*E11 + 40*E30*E11A2 +
20*E30*E20*E02;

C43 = E43 - 6*E23*E20 - 12*E32*E11 - 7*E41*E02 - 4*E13*E30 -
18*E22*E21 - 12*E31*E12 - E40*E03 + 6*E03*E20A2 + 72*E20*E11*E12 +
72*E21*E11A2 + 36*E20*E02*E21 + 24*E11*E02*E30;

C80 = E80 - 28*E60*E20 - 56*E50*E30 - 35*E40A2 - 630*E20A4 +
420*E40*E20A2 + 560*E30A2*E20;

C71 = E71 - 21*E51*E20 - 7*E60*E11 - 35*E41*E30 - 21*E50*E21 - 35*E40*E31
+ 210*E20A2*E31 + 210*E40*E20*E11 + 420*E30*E20*E21 + 140*E30A2*E11 -
630*E20A3*E11;

C62 = E62 - 15*E42*E20 - 12*E51*E11 - E60*E02 - 20*E32*E30 - 30*E41*E21 -

```

6*E12*E50 - 20*E31A2 - 15*E22*E40 + 90*E22*E20A2 + 240*E20*E31*E11 +
60*E11A2*E40 + 30*E40*E20*E02 + 180*E21A2*E20 + 120*E30*E20*E12 +
240*E11*E21*E30 + 20*E30A2*E02 - 540*E20A2*E11A2 - 90*E20A3*E02;
C53 = E53 - 10*E33*E20 - 15*E42*E11 - 3*E51*E02 - 10*E23*E30 - 30*E21*E32
- 15*E41*E12 - E50*E03 - 30*E31*E22 - 5*E40*E13 + 30*E13*E20A2 +
180*E20*E22*E11 + 120*E11A2*E31 + 60*E20*E02*E31 + 30*E40*E11*E02 +
180*E21*E12*E20 + 180*E11*E21A2 + 120*E30*E11*E12 + 20*E30*E03*E20 +
60*E30*E21*E02 - 360*E20*E13 - 270*E20A2*E02*E11;
C44 = E44 - 6*E24*E20 - 16*E33*E11 - 6*E42*E02 - 4*E14*E30 - 24*E21*E23 -
24*E12*E32 - 4*E03*E41 - 18*E22A2 - 16*E31*E13 - E40*E04 + 6*E04*E20A2
+ 96*E20*E11*E13 + 144*E22*E11^2 + 72*E20*E02*E22 + 96*E11*E02*E31 +
6*E40*E02^2 + 72*E12A2*E20 + 48*E21*E03*E20 + 288*E21*E11*E12 +
36*E02*E21A2 + 48*E30*E02*E12 + 32*E30*E03*E11 + 36*E21*E12*E02 +
144*E11A4 - 54*E20A2*E02A2;
% Обчислення кумулянтів P(1,ii) = real(C20);
P(2,ii) = real(C40);
P(3,ii) = real(C31);
P(4,ii) = real(C22);
P(5,ii) = real(C60);
P(6,ii) = real(C51);
P(7,ii) = real(C42);
P(8,ii) = real(C33);
P(9,ii) = real(C70);
P(10,ii) = real(C61);
P(11,ii) = real(C52);
P(12,ii) = real(C43);
P(13,ii) = real(C80);
P(14,ii) = real(C71);
P(15,ii) = real(C62);
P(16,ii) = real(C53);

```

```

P(17,ii) = real(C44);
% Збереження ознак у матрицю
T(index1,ii) = 1;
end;
save P P;
save T T; % Збереження матриці входу й виходу для багат шарової нейронної
мережі
Оцінка носійної частоти в середовищі Scilab
Fc = 2e7; % Дійсне значення носійної частоти phase_offset = 0;
frequency_separation = 100000;
Fs = 839680;
samples_per_symbol = 10; lengthdata = 360000; snr = 10000;
R = 64;
symbol_rate = Fs/samples_per_symbol;
% index of modulation types index = 2; % Вибір виду цифрової
модуляції for zzz=1:200 % Кількість вибірок data = randi([0
1],lengthdata,1); switch index case 1
    hmodulator = comm.Pskmodulator(2,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = 0; moddata = step(hmodulator, data); case 2
    hmodulator = comm.Pskmodulator(4,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = pi/4; moddata = step(hmodulator, data); case 3
    hmodulator = comm.Pskmodulator(8,'Bitinput',true);
    hmodulator.Phaseoffset = pi/8; moddata = step(hmodulator, data); case 4
M = 2;
    hmodulator = comm.Fskmodulator(M,frequency_separation);
    hmodulator.Symbolrate = symbol_rate;
    hmodulator.Samplespersymbol = samples_per_symbol; moddata =
step(hmodulator,data); case 5
    hmodulator =
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',8,'Bitinput',true); moddata =

```

```
step(hmodulator,data)/sqrt(6); case 6
```

```
hmodulator =
```

```
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',16,'Bitinput',true); moddata =
step(hmodulator,data)/sqrt(10); case 7
```

```
hmodulator =
```

```
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',64,'Bitinput',true); moddata =
step(hmodulator,data)/sqrt(42); example = moddata; case 8
```

```
Ndata = 225;
```

```
Nsymb = 4000;
```

```
NFFT = 256;
```

```
GI = 32; hmodulator =
```

```
comm.Rectangularqammodulator('Modulationorder',16,'Bitinput',true); datamod =
step(hmodulator,data)/sqrt(10);
```

```
C_LOC = NFFT/2-(Ndata-1)/2-1 :NFFT/2+(Ndata-1)/2+3; data_in
```

```
= reshape(datamod,Ndata,Nsymb); datain = data_in.;
```

```
Nofpils = 4;
```

```
pilot = 4/3*max(abs(datamod)); for i=1:Nsymb
```

```
xyz = 1;
```

```
for j=(1:59:Ndata+Nofpils) datain1(i,j) = pilot; for
```

```
z=j+1:j+58 if xyz<= Ndata datain1(i,z) = datain(i,xyz); xyz =
```

```
xyz + 1; end; end; end; end;
```

```
fftdi = zeros(Nsymb, NFFT); fftdi(:, C_LOC) = datain1; fftdi =
```

```
fftshift(fftdi, 2);
```

```
data2papr = NFFT/sqrt(Ndata)*ifft(fftdi, NFFT, 2); outdata =
```

```
zeros(Nsymb,NFFT+GI); for i=1:Nsymb for j=1:NFFT
```

```
outdata(i,j+GI) = data2papr(i,j); end;
```

```
for k=1:GI
```

```
outdata(i,k) = data2papr(i,NFFT-GI+k); end; end;
```

```
moddata = reshape(outdata,[],1);
```

```
end;
```

```

I_tr = real(moddata);
Q_tr = imag(moddata);
I_up = 64*upsample(I_tr,R);
Q_up = 64*upsample(Q_tr,R);
% Upsample and gain = 64
load('Lowpass.mat');
% load('test.mat');
I_f = conv(I_up,Lowpass);
Q_f = conv(Q_up,Lowpass);
% Filter
indexloop1 = length(I_f); t = indexloop1/(Fs*R); t_i =
(1:1:indexloop1)/(Fs*R); for i=1:indexloop1
    s_t(i,1) = I_f(i,1)*cos(2*pi*Fc*t_i(1,i)) + Q_f(i,1)*sin(2*pi*Fc*t_i(1,i)); end;
s_t = awgn(s_t,snr,'measured');
Fd = Fs*R;
Nfft = 16384*256;
F = 0:Fd/Nfft:Fd/2-fd/Nfft;
IQ_fft = abs(fft(s_t,Nfft));
[s_delta F_max_delta] = max(IQ_fft(1:length(F)));
Fc_delta = F_max_delta*(Fd/Nfft);
figure(1); % Побудова спектра одержаного сигналу
plot(F,IQ_fft(1:length(F)));
a1 = 1.4e7;
b1 = 2.6e7;
a_step = round(a1/(Fd/Nfft)); b_step = round(b1/(Fd/Nfft));
am = 600:1:700; % Відрізок спектра, у якому проводиться оцінка z_avg =
zeros(length(am),1); for i=1:length(am) for j=a_step: b_step if IQ_fft(j,1)>=am(1,i)
z_min = j; break; end;
end;
    for j=a_step: b_step if

```

```

IQ_fft(j,1)>=am(1,i) z_max = j;
end; end;
z_avr(i,1) = (z_min + z_max)/2;
end;
Fc_error = mean(z_avr)*(Fd/Nfft); % Значення оцінки носійної частоти по
вибірці result = zeros(2,1); result( 1,1) = Fc_error; result(2,1) = Fc - Fc_error;
dlmwrite('result.txt',result,'delimiter','\t','precision',10,'newline','pc','-append');
% Збереження у файл end;
Дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на розв'язок завдання в середовищі
Scilab
SNR = 0; % Відношення сигналу до шуму Fc_fix = 2e7; % Оцінка носійної
частоти Fc = 2e7; % Носійна частота frequency_separation = 100000;
Fs = 839680;
samples_per_symbol = 100;
R = 64;
R_fix = 64;
symbol_rate = Fs/samples_per_symbol; lengthdata = 36000;
% Вихідні параметри P = zeros(9,1);
T = zeros(8,1);
data = randi([0 1],lengthdata,1); % Інформаційний сигнал hmodulator =
comm.Pskmodulator(4,'Bitinput',true); hmodulator.Phaseoffset = pi/4;
moddata = step(hmodulator, data);
% 4-PSK модуляція indexloop = length(moddata);
I_tr = real(moddata);
Q_tr = imag(moddata);
I_up = 64*upsample(I_tr,R);
Q_up = 64*upsample(Q_tr,R);
% Upsample and gain = 64 load('Lowpass.mat');
I_f = conv(I_up,Lowpass);
Q_f = conv(Q_up,Lowpass);

```

```

% Filter
indexloop1 = length(I_f); t = indexloop1/(Fs*R); t_i =
(1:1:indexloop1)/(Fs*R); s_t = zeros(indexloop1,1); for i=1:indexloop1
s_t(i,1) = I_f(i,1)*cos(2*pi*Fc*t_i(1,i)) + Q_f(i,1)*sin(2*pi*Fc*t_i(1,i));
end;
noi_no = sqrt(var(s_t))*randn(indexloop1,1)*sqrt(10A(-SNR/10)); % Нормальний
шум у каналі зв'язку
s_t_n = s_t + noi_no; % Сигнал з нормальним шумом
noi_uni = (rand(indexloop1,1)-0.5)*sqrt(10A(-SNR/10))*sqrt(12)*sqrt(var(s_t));
% Рівномірний шум у каналі зв'язку
s_t_uni = s_t + noi_uni; % Сигнал з рівномірним шумом
noi2 = zeros(indexloop1,1);
noi21 = randn(indexloop1,1);
noi22 = randn(indexloop1,1); noi212 = sqrt(noi21.^2+noi22.^2);
noi_ray = (noi212-sqrt(pi/2))*sqrt(10A(-SNR/10))* 1/sqrt(2-pi/2)*sqrt(var(s_t));
% Релеєвський шум у каналі зв'язку
s_t_rai = s_t + noi_ray; % Сигнал з релеєвським шумом
for i=1:length(s_t)
    s_r_i(i) = s_t(i)*cos(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_i_no(i)
    = s_t_n(i)*cos(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_i_n(i) =
    s_t_uni(i)*cos(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_i_rai(i) =
    s_t_rai(i)*cos(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_q(i) =
    s_t(i)*sin(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_q_no(i) =
    s_t_n(i)*sin(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_q_n(i) =
    s_t_uni(i)*sin(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); s_r_q_rai(i) =
    s_t_rai(i)*sin(2*pi*Fc_fix*t_i(1,i)); end;
I_f_r = conv(s_r_i,Lowpass);
I_f_r_no = conv(s_r_i_no,Lowpass);
I_f_r_n = conv(s_r_i_n,Lowpass);
I_f_r_rai = conv(s_r_i_rai,Lowpass);

```

```

Q_f_r = conv(s_r_q,Lowpass);
Q_f_r_no = conv(s_r_q_no,Lowpass);
Q_f_r_n = conv(s_r_q_n,Lowpass);
Q_f_r_rai = conv(s_r_q_rai,Lowpass);
% Filter
I_down_r = 2*downsample(I_f_r,R_fix);
I_down_r_no = 2*downsample(I_f_r_no,R_fix);
I_down_r_n = 2*downsample(I_f_r_n,R_fix);
I_down_r_rai = 2*downsample(I_f_r_rai,R_fix);
Q_down_r = 2*downsample(Q_f_r,R_fix);
Q_down_r_no = 2*downsample(Q_f_r_no,R_fix);
Q_down_r_n = 2*downsample(Q_f_r_n,R_fix);
Q_down_r_rai = 2*downsample(Q_f_r_rai,R_fix);
Inoi_no = I_down_r_no - I_down_r; % Помилки в I даних при нормальному
законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Inoi_uni = I_down_r_n - I_down_r; % Помилки в I даних при рівномірному
законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Inoi_ray = I_down_r_rai - I_down_r; % Помилки в I даних при
релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Qnoi_no = Q_down_r_no - Q_down_r; % Помилки в Q даних при нормальному
законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Qnoi_uni = Q_down_r_n - Q_down_r; % Помилки в Q даних при рівномірному
законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Qnoi_ray = Q_down_r_rai - Q_down_r; % Помилки в Q даних при
релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку s_c =
complex(I_down_r,Q_down_r); s_c_no = complex(I_down_r_no,Q_down_r_no);
s_c_uni = complex(I_down_r_n,Q_down_r_n); s_c_ray =
complex(I_down_r_rai,Q_down_r_rai); s_c = s_c'; s_c_no = s_c_no'; s_c_uni =
s_c_uni'; s_c_ray = s_c_ray'; for i=12:length(s_c)-11 iq_out(i-11,1) = s_c(i,1);
iq_out_no(i-11,1) = s_c_no(i, 1); iq_out_uni(i-11,1) = s_c_uni(i,1); iq_out_ray(i-

```

```

11,1) = s_c_ray(i,1); end;
Iqnoi_no = iq_out_no - iq_out; % Помилки у вихідних даних при нормальному
законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Iqnoi_uni = iq_out_uni - iq_out;% Помилки у вихідних даних при
рівномірному законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Iqnoi_ray = iq_out_ray - iq_out;% Помилки у вихідних даних при
релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку
Код навчання БНМ у середовищі Scilab
clear;
load Ptrain.mat;
load Ttrain.mat;
inputs = Ptrain; % Вхід БНМ
targets = Ttrain; % Вихід БНМ
net=newff(minmax(Ptrain),[500,8],{'logsig'logsig'},'trainscg');
% Створення БНМ із заданими параметрами, алгоритм навчання trainscg
net.performfcn='sse'; % Вид функціонала, у цьому випадку сума квадратичних
відхилень виходів мережі від еталонів
net.trainparam.goal=0.001; % Умова зупинки навчання
net.trainparam.epochs=1000; % Максимальна кількість епох
[net,tr] = train(net,inputs,targets); % Навчання
view(net); % Перегляд структури БНМ
% figure, plotperform(tr)
% figure, plottrainstate(tr)
% figure, plotconfusion(targets,outputs)
% figure, plotroc(targets,outputs)
% figure, ploterrhist(errors) save NN_500 net;
Код використання навченої БНМ на тестовій базі даних у середовищі Scilab
load('NN_new.mat'); % Завантаження навченому БНМ load('Ptest.mat'); %
Завантаження входу тестової бази даних load('Ttest.mat'); % Завантаження
виходу вектора тестової бази даних

```

```
P = Ptest;
T_test = Ttest;
result = zeros(8,8); % Матриця результатів розпізнавання for i=1: 1200
    s3 = sim(net,P(:,i)); a = max(s3); for j=1:8 if (s3(j,1) ==
    a) s3(j,1) = 1; else s3(j,1) = 0; end; end;
    for j=1:8 if T_test(j,i) == 1 k1 = j; end; if s3(j,1) == 1 k2
    = j; end; end;
    result(k1,k2) = result(k1,k2) + 1; end;
```



Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет

Михальський Володимир Миколайович

МЕТОД НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЕРУВАННЯ СИСТЕМОЮ АДАПТИВНОГО РАДІОЗВ'ЯЗКУ SOFTWARE DEFINED RADIO

2020

Загальні характеристики роботи

2

Мета роботи Пошук і розробка методу підвищення точності розпізнавання видів цифрової модуляції. Пошук інформативних ознак видів цифрової модуляції і їх оптимального набору в завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції. Застосування нейромережових технологій у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти.

Об'єктом дослідження є інформативні кумулянтні ознаки й багатoshарові нейронні мережі в завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти.

Предметом дослідження є система розпізнавання видів цифрової модуляції.

Методи дослідження Основою теоретичних і прикладних досліджень роботи є методи теорії ймовірностей, законів розподілу випадкових процесів, теорії нейронних мереж, моделювання в середовищі Scilab і середовища графічного програмування LabView для розв'язку завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Відповідно до поставлених цілей магістерська робота спрямована на розв'язок наступних **завдань**:

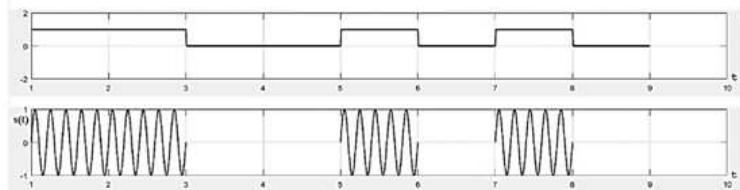
1. Аналіз існуючих підходів у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.
2. Аналіз і класифікація інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання наступних видів цифрової модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM і OFDM.
3. Розробка алгоритму автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багат шарової нейронної мережі й обраних інформативних кумулянтних ознак.
4. Дослідження впливу шуму в каналі зв'язку на ймовірності розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти.
5. Розробка алгоритму оцінки значення носійної частоти для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні носійної частоти.
6. Розробка програмного забезпечення й проведення комп'ютерного моделювання для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою багат шарової нейронної мережі .

Модуляція сигналу є процесом зміни одного або декількох параметрів (амплітуда, частота або фаза) високочастотного носійного коливання за законом низькочастотного інформаційного сигналу

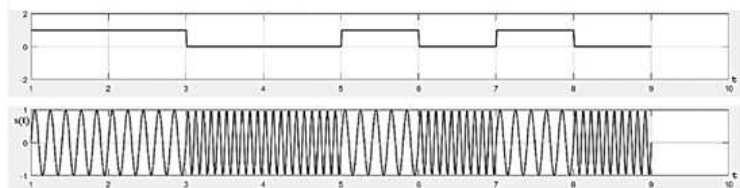
У більшості випадків методи модуляції ґрунтуються на керуванні параметрами сигналів відповідно до інформаційного повідомлення. При модуляції сигналів змінюються їхня форма й спектральні характеристики. Особливості формування спектрів сигналів мають важливе значення для систем зв'язку й телекомунікацій. Якщо інформаційний сигнал є цифровим, то говорять про цифрову модуляцію, яку іноді називають маніпуляцією цифрового інформаційного сигналу.

Серед видів цифрової модуляції можна виділити маніпуляції: амплітудну (M-ASK), частотну (M-FSK), фазову (M-PSK) і квадратурну амплітудну маніпуляцію (M-QAM) і OFDM, де буква M - число рівнів модулюючого цифрового сигналу

$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi f t + \phi), i = 1, 2, \dots, M$$



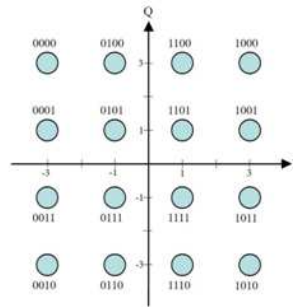
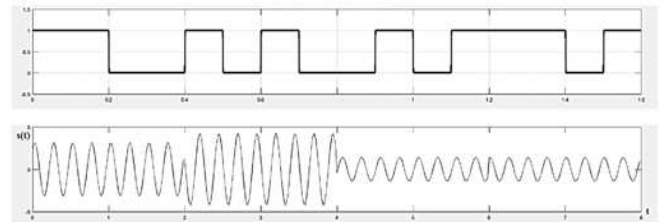
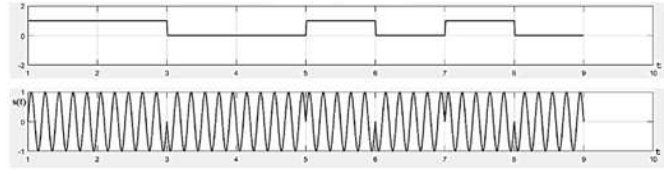
$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi f t + \phi), i = 1, 2, \dots, M$$



$$s_i(t) = A_i(t) \cos(2\pi f t + \phi), i = 1, 2, \dots, M$$

$$\phi = \frac{(2i-1)\pi}{M}$$

Біти	I	Q
1100	1	3
1010	3	-3
0101	-1	1
1101	1	1



Сигнальне сузір'я 16-QAM

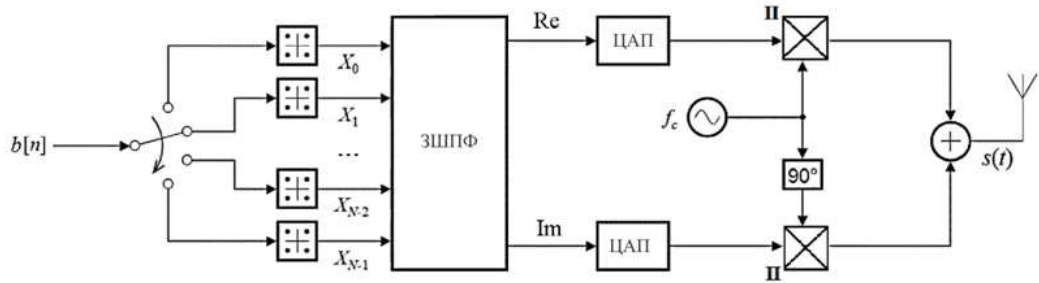


Рисунок 6. 1. Формування OFDM сигналу передавача системи SDR

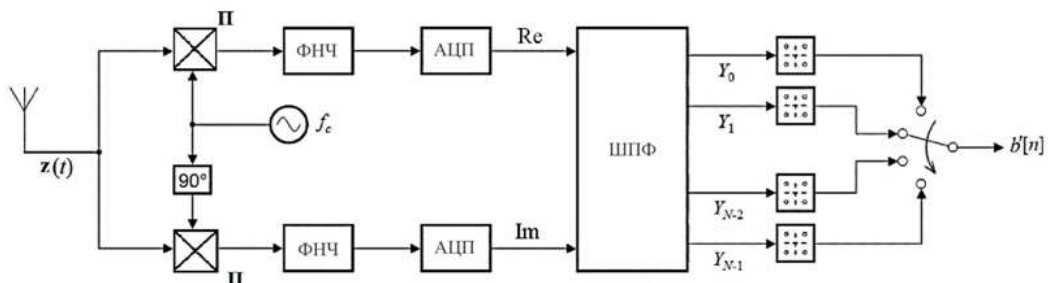


Рисунок 6. 2. Формування OFDM сигналу приймача SDR, де Π - блок перемноження, ФНЧ - фільтр низьких частот, ЦАП - цифро-аналоговий перетворювач, АЦП - аналогово-цифровий перетворювач.

Аналіз підходів до розпізнавання видів цифрової модуляції

Розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я.

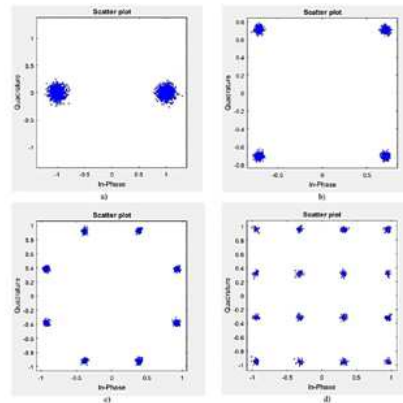


Рисунок 7.1. Сигнальні сузір'я 2-PSK (a), 4-PSK (b), 8-PSK (c), 16-QAM (d)

Граничний підхід

Суть підходу полягає в тому, що за вихідним даними обчислюються значення інформативних ознак, далі проводиться порівняння цих значень із граничними значеннями, а граничні значення експериментально визначаються після аналізу отриманих даних.

Нейромережевий метод

Використання нейромережевого підходу в завданні розпізнавання видів модуляції зводиться в загальному випадку до знаходження інформативних ознак розпізнавання, проведенню навчання нейронної мережі й використанню навченої нейронної мережі для розпізнавання. Інформативні ознаки можуть бути кумулянтними або спектральними

Аналіз інформативних ознак нейромережевого підходу

Спектральні ознаки

Інформативні ознаки обчислюються на основі миттєвих значень параметрів одержуваного сигналу: миттєвої амплітуди, фази й частоти

Нехай одержуваний сигнал має вигляд:

$$z(t) = A(t) \cos[\omega_c t + \phi(t)] \quad \text{тоді}$$

$$z(t) = A(t) \cos(\omega_c t) \cos \phi(t) - A(t) \sin(\omega_c t) \sin \phi(t) \quad \text{або}$$

$$z(t) = b_p(t) \cos \omega_c t - b_p(t) \sin \omega_c t \quad \text{де}$$

ω_c - носійна частота,

$$b_p(t) = A(t) \cos \phi(t) - A(t) \sin \phi(t)$$

$$\text{Миттєва амплітуда сигналу} \quad g(t) : \quad a(t) = \sqrt{z^2(t) + \bar{z}^2(t)}$$

$$\text{Миттєва фаза сигналу} \quad g(t) : \quad \varphi(t) = \arctg \left(\frac{\bar{z}(t)}{z(t)} \right)$$

при підході з використанням спектральних ознак вихідними даними є високочастотні сигнали, одержувані приймачем. Збереження даних на високій частоті вимагає занадто великий об'єм пам'яті, тому що частота дискретизації може досягатися декількох ГГц.

Кумулянтні ознаки

У теорії ймовірностей поняття моменту відіграє важливу роль, моменти випадкового процесу являють собою множину параметрів, яка характеризує розподіл щільності ймовірностей випадкового процесу. Однак ця множина не є єдиною й тим більше найкращою для розв'язку ряду практичних завдань. Інша множина параметрів - так званих кумулянтів, має властивості більш корисними як з теоретичної, так і з практичної точки зору. Кумулянти розподілу в багатьох випадках є набагато більш інформативними параметрами розподілу, ніж моменти. Це пов'язано, в основному з тим, що в багатьох практично важливих випадках кумулянтами високих порядків на відміну від моментів можна знехтувати. Більше того, існують такі розподіли випадкових величин, кумулянти яких, починаючи з деякого порядку, усе перетворюють на нуль, у той час як їхні моменти не дорівнюють нулеві.

Постановка завдання дослідження й вихідні дані

Постановка завдання дослідження

Відправник передає сигнал з одним з наступних видів цифрової модуляції: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM і OFDM, які часто використовуються в практиці. Адресат отримує спотворений адитивним шумом

- $\xi(t)$ - переданий сигнал
- $z(t)$, t - безперервний час
- $z(t) = s(t) + \xi(t)$

Параметри	Значення
Частота дискретизації IQ даних (Гц)	839680
Кількість відліків інформаційного сигналу	3600
Відношення сигналу до шуму в каналі зв'язку (дБ)	с 0 до 20

Постановка завдання дослідження й вихідні дані

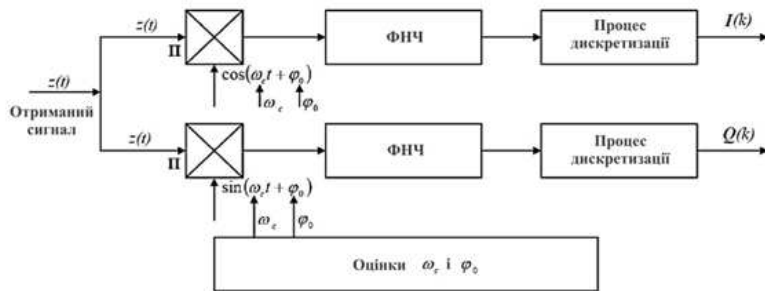


Рисунок 10.1. Схема обробки отриманого сигналу

$$z(t) = A(t)\cos(\omega_c t)\cos\phi(t) - A(t)\sin(\omega_c t)\sin\phi(t)$$

За допомогою фільтра низьких частот видаляються високочастотні компоненти. Отже, вираз для I/Q даних можна записати в наступному вигляді

$$\begin{cases} I(t) = \frac{1}{2} A(t)\cos[\phi(t)] \\ Q(t) = \frac{1}{2} A(t)\sin[\phi(t)] \end{cases}$$

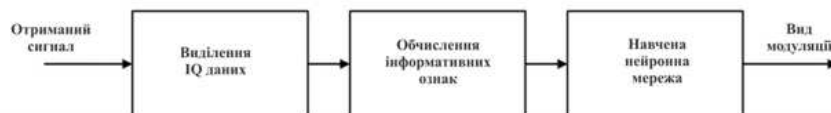


Рисунок 10.1. Система автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції

Обчислення кумулянтів одновимірного випадкового стаціонарного процесу

Нехай одновимірному стаціонарному випадковому процесу $\xi(k)$ дискретного часу k відповідає щільність розподілу ймовірностей $f_{\xi}(x)$. Моментом першого порядку відповідає величина $a = \int_{-\infty}^{\infty} x f_{\xi}(x) dx$. Центровані моменти порядку n обчислюються за формулою $E_n = \int_{-\infty}^{\infty} (x-a)^n f_{\xi}(x) dx$. Якщо момент першого порядку дорівнює нулю, то моменти n -го порядку рівні $E_n = \int_{-\infty}^{\infty} x^n f_{\xi}(x) dx$. Обчислення кумулянтів пов'язане з характеристичною функцією стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$, який визначається як математичне очікування випадкового процесу $\eta(k) = e^{iu\xi(k)}$ за формулою $\varphi(u) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{iux} f_{\xi}(x) dx$. Характеристична функція має ряд корисних і важливих властивостей, що й пояснює ту роль, яку вона відіграє в теорії математичної статистики. Кумулянтами випадкового процесу служать коефіцієнти розкладу логарифма характеристичної функції φ_n в ряд Тейлора

$$\ln \varphi(u) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n (iu)^n / n!,$$

де n - порядок кумулянта.

Обчислення кумулянтів двовимірного випадкового стаціонарного процесу

Розглянемо випадковий стаціонарний центрований комплексний процес $d(k) = p(k) + jq(k)$ дискретного часу $k = 1, 2, \dots$ й комплексно спряжений до нього процес $\bar{d}(k) = p(k) - jq(k)$, де $p(k)$ й $q(k)$ - дійсні стаціонарні процеси. Таким процесам відповідає двовірна щільність розподілу ймовірностей $f_{d,\bar{d}}(x,y)$ і відповідна двовірна характеристична функція $\phi(u,v) = \iint e^{j(ux+vy)} f_{d,\bar{d}}(x,y) dx dy$. Двовірна щільність розподілу ймовірностей $f_{d,\bar{d}}(x,y)$ дозволяє обчислити центровані змішані моменти $E_{h,l} = \iint x^h y^l f_{d,\bar{d}}(x,y) dx dy$ і їх оцінки за формулою

$$E_{h,l} = \sum_{k=1}^N d^h[k] \bar{d}^l[k] / N$$

де N - число відліків процесів $d(k)$ і $\bar{d}(k)$. Значення змішаних моментів будуть надалі використані для обчислення відповідних змішаних кумулянтів. Змішаними кумулянтами процесів $d(k)$ і $\bar{d}(k)$ служать коефіцієнти розкладу $C_{n,m}$ логарифма характеристичної функції $\varphi(u,v)$ в ряд Тейлора

$$\ln \varphi(u,v) = \sum_{n,m=0}^{\infty} C_{n,m} (iu)^n (iv)^m / n! m!,$$

порядком змішаного кумулянта $C_{n,m}$ є сума $r = n + m$.

Розглянемо кумулянти при гаусовському шумі. Щільність розподілу одновимірного стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$ дискретного часу k , розподіленого за нормальним законом, має вигляд

$$f_{\xi}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}},$$

де a - математичне очікування випадкового процесу, σ - дисперсія випадкового процесу, тоді характеристична функція такого стаціонарного випадкового процесу $\xi(k)$ має вигляд:

$$\phi(u) = \int e^{jux} f_{\xi}(x) dx = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{jux - \frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}} dx$$

Кумулянти для гаусовського процесу можна знайти з формули

$$\ln \phi(u) = \ln e^{jau - \frac{1}{2}u^2\sigma^2} = jau - \frac{1}{2}u^2\sigma^2$$

Отриманий вираз показує, що при гаусовському шумі для одновимірного процесу тільки кумулянти першого й другого порядку не дорівнюють нулю, інші дорівнюють нулю. У задачі розпізнавання видів цифрової модуляції процес є двовимірним (IQ дані), тому необхідно розглянути кумулянти для цього випадку.

$$I \quad \ln \phi(u, v) = \ln e^{\frac{1}{2}(u^2 + 2ruv + v^2)} = -\frac{1}{2}(u^2 + 2ruv + v^2).$$

Отриманий вираз (2.6) підтверджує, що для двовимірного гаусовського розподілу тільки кумулянти першого й другого порядку відмінні від нуля, інші кумулянти дорівнюють нулю. Цей доказ ще раз підтверджує правильність вибору інформативних ознак.

Метод вибору кумулянтних ознак

Значення кумулянтів повинні бути значимими й різними для різних видів цифрової модуляції. Значення кумулянтів не повинні залежати від величини ВСШ, тобто значення кумулянтів не повинні значно змінюватися, коли змінюються значення ВСШ.

Таблиця 14.1 Значення кумулянтів коли ВСШ = 20 дБ

	2-PSK	4-PSK	8-PSK	2-FSK	8-QAM	16-QAM QAM	64-QAM QAM	OFDM
$C_{2,0}$	1,0000	0,0000	-0,0153	0,0003	0,6467	-0,0515	0,0041	-0,0293
$C_{1,1}$	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9800	1,0018	1,0136	1,0442
$C_{3,0}$	-0,0194	0,0243	0,0194	0,0002	-0,0269	-0,0461	0,0395	0,0365
$C_{2,1}$	-0,0194	-0,0243	0,0055	0,0000	-0,0383	0,0078	-0,0957	-0,0046
$C_{4,0}$	-2,0000	-0,9998	-0,0007	0,0002	-0,9946	-0,6317	-0,7238	-0,0791
$C_{3,1}$	2,0000	0,0000	0,0306	-0,0006	-0,8234	0,1034	-0,0068	-0,0336
$C_{2,2}$	-2,0000	-1,0000	-1,0002	-1,0000	-0,9946	-0,7062	-0,5985	0,0209
$C_{5,0}$	0,1750	0,0258	-0,0167	0,0000	0,1758	-0,0762	0,1924	-0,0340
$C_{4,1}$	0,1750	-0,0722	-0,0577	-0,0005	0,2128	0,1172	-0,0298	0,2691
$C_{3,2}$	0,1750	0,1212	-0,0269	0,0000	0,2501	-0,0164	0,3929	-0,2076
$C_{6,0}$	15,996	-0,0024	0,0153	0,0000	4,2119	-0,4792	0,0853	0,8882
$C_{5,1}$	15,996	4,0083	0,0026	-0,0007	4,3538	1,9518	2,1676	0,08701
$C_{4,2}$	15,996	-0,0005	-0,1885	0,0030	4,2053	-0,5074	-0,0115	-0,2494
$C_{7,0}$	15,996	3,9912	4,0015	3,9999	4,3525	2,2456	1,5602	0,1449
$C_{6,1}$	-3,0138	0,8247	0,0105	0,0000	-2,0113	-1,0021	0,3956	-0,6678
$C_{5,2}$	-3,0139	-0,4994	0,0718	0,0002	-2,3288	0,4903	-1,9144	0,08434
$C_{4,3}$	-3,0139	0,3767	0,4001	0,0033	-2,6184	-0,6712	-0,3330	-0,2154
$C_{8,0}$	-2,9361	-1,0132	0,2270	0,0000	-2,7387	0,0552	-2,8075	0,7265
$C_{7,1}$	-271,81	-34,033	-0,9156	0,0000	-46,140	-12,362	-16,316	-2,5546
$C_{6,2}$	-271,81	0,02994	-0,0927	0,00015	-45,631	4,3513	-0,2413	-0,8381
$C_{5,3}$	-271,81	-34,159	-0,0161	0,00567	-45,967	-13,557	-13,749	-1,3827
$C_{4,4}$	-271,81	0,0128	1,7472	-0,0315	-45,487	4,6404	0,6484	1,2241

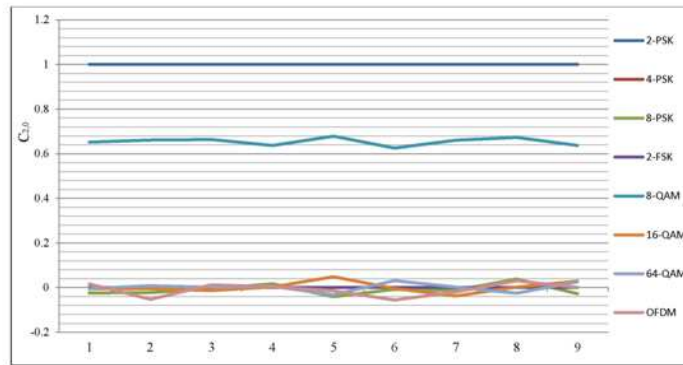


Рисунок 15.1. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

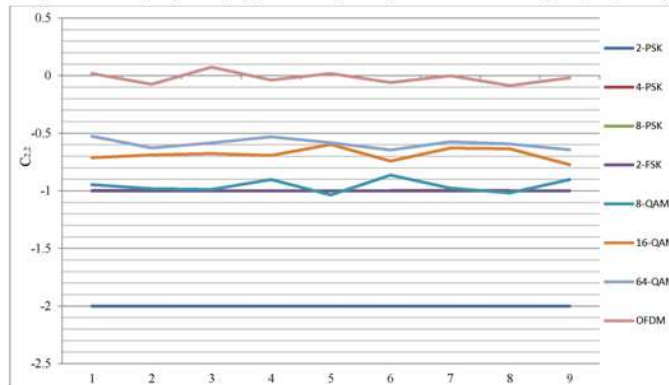
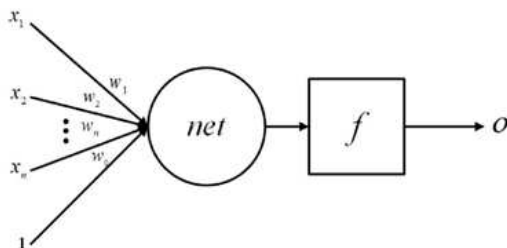


Рисунок 15.2. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис)

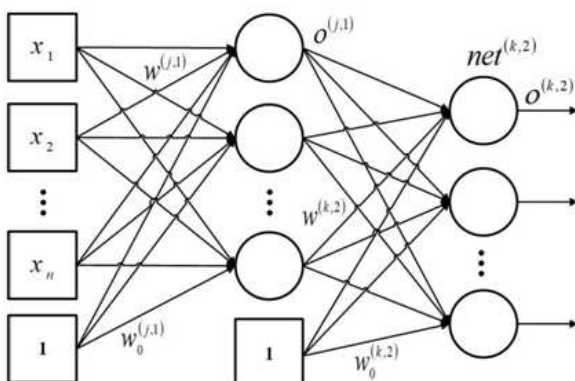
**АВТОМАТИЧНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИДІВ ЦИФРОВОЇ
МОДУЛЯЦІЇ ПРИ ВІДОМОМУ І НЕВІДОМОМУ ЗНАЧЕННІ НОСИЙНОЇ ЧАСТОТИ ЗА ДОПОМОГОЮ
БАГАТОШАРОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**



$$net = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n = x^T w$$

$$x^T = (1, x_1, x_2, \dots, x_n) \quad w^T = (w_0, w_1, \dots, w_n)$$

$$f(net) = f(x^T w)$$



У прихованому періоду шарі кожний j нейрон має вектор вагових коефіцієнтів $w^{(j,1)} = (w_0^{(j,1)}, w_1^{(j,1)}, w_2^{(j,1)}, \dots, w_n^{(j,1)})^T$, $j = \overline{1, N_1}$, N_1 - кількість нейронів у прихованому шарі.

$$net^{(j,1)} = x^T w^{(j,1)} = w_0^{(j,1)} + \sum_{i=1}^n w_i^{(j,1)} x_i$$

$$o^{(j,1)} = f(net^{(j,1)}) \text{ вихід } j\text{-го нейрона схованого шару.}$$

У вихідному шарі кожен k нейрон вихідного шару (2-го шару) має вектор вагових коефіцієнтів $w^{(j,2)} = (w_0^{(j,2)}, w_1^{(j,2)}, w_2^{(j,2)}, \dots, w_n^{(j,2)})^T$, $j = \overline{1, N_2}$, N_2 - кількість нейронів у вихідному шарі, яке, в окремому випадку, дорівнює кількості класів у завданні розпізнавання образів, $o^{(j)}$ - вектор виходів нейронів схованого шару, які є входами для вихідного шару.

Навчання БНМ і алгоритм зворотного поширення помилки

Можемо покроково описати алгоритм зворотного поширення помилки:

Крок 1: Встановити початкові значення величинам $w^{(j,1)}, w^{(k,2)}$, η , ε де ε - граничне значення критерію якості для зупинки процесу навчання.

Крок 2: Подати на нейронну мережу вхідний сигнал. Задати відповідний йому бажаний вихід τ^k , обчислити $o^{(j,1)}, o^{(k,2)}$. Обчислити E_p і порівняти значення функції помилки E_p із граничним значенням ε . Якщо $E_p \leq \varepsilon$, то процес навчання завершений, а якщо ні, то перейти до кроку 3.

Крок 3: Обчислити δ_k по формулі: $\delta_k = o^{(k,2)}(1 - o^{(k,2)})(\tau^k - o^{(k,2)})$

Крок 4: Обновити вагові коефіцієнти: $\Delta w^{(k,2)} = \eta \delta_k o^{(j,1)}$ $w^{(k,2)} = w^{(k,2)} + \Delta w^{(k,2)}$

Крок 5: Обчислити δ_j по формулі: $\delta_j = o^{(j,1)}(1 - o^{(j,1)}) \sum_{k=1}^{N_2} \delta_k w^{(k,2)}$

Крок 6: Обновити вагові коефіцієнти: $\Delta w^{(j,1)} = \eta \delta_j x$ $w^{(j,1)} = w^{(j,1)} + \Delta w^{(j,1)}$

Крок 7: Перейти до кроку 2.

Результати тестування навченої нейронної мережі при нормальному розподілі шуму в сигналах для 4-х варіантів OFDM сигналів



Таблиця 18.1. Зведені результати розпізнавання видів цифрової модуляції при наявності шуму в каналі зв'язку (у відсотках)

Вид модуляції	Номера баз даних тестування			
	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4
2-PSK	100	100	100	100
4-PSK	100	100	100	100
8-PSK	100	100	100	100
2-FSK	100	100	100	100
8-QAM	100	100	100	100
16-QAM	98,17	99,34	100	100
64-QAM	97,81	99,35	98,10	97,65
OFDM	99,30	100	100	100

Працездатність системи розпізнавання видів цифрової модуляції при різних кількостях відліків IQ даних і різних помилках оцінки значення носійної частоти

	50 відліків	100 відліків	200 відліків	300 відліків	400 відліків
20 Гц	x	x	o	o	o
50 Гц	x	x	o	o	o
80 Гц	x	x	o	x	x
100 Гц	x	x	x	x	x

Рисунок 18.1. Блок-схема алгоритму розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти

Висновки

У результаті проведеної магістерської роботи вирішене наукове завдання, яке відіграє важливу роль у практиці керування системами програмно визначеного радіозв'язку (SDR), що полягає в дослідженні й розробці алгоритмів автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому і невідомому значенні носійної частоти за допомогою багатозарової нейронної мережі по кумулянтним ознакам.

У ході виконання роботи отримані наступні основні результати:

- Розроблено метод обчислення й вибору кумулянтних інформативних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції у приймачах SDR;
- З'ясоване, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в IQ даних стає близьким до нормального. Цей факт є одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції;
- Побудовано модель системи автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції при відомому значенні носійної частоти;
- Розроблений алгоритм оцінки значення носійної частоти для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції при невідомому значенні носійної частоти;
- Запропонований підхід до розв'язку розглянутого завдання при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу;
- Розроблене програмне забезпечення в середовищі LabView для автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.

Надалі дослідження можуть бути спрямовані на розширення набору використовуваних кумулянтних ознак високих порядків, за рахунок яких можна підвищити ймовірності правильного розпізнавання видів цифрової модуляції, і розв'язок завдання розпізнавання при невідомому значенні початкової фази носійного сигналу.

Результати роботи

Обсяг і структура роботи. Дисертація містить у собі Вступ, 4 розділи, висновок, список використаних джерел, що включає 44 найменування. Робота містить 88 сторінок, 50 рисунків, 21 таблицю, 3 додатка.

Наукова новизна: 1. Розроблений метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку який відрізняється від нині існуючих способом вибору кумулянтних ознак. У роботі використані кумулянти як парного, так і непарного порядку.

2. Вдосконалено метод керування системою SDR шляхом застосування алгоритму оцінки значення носійної частоти з необхідною точністю для одержання IQ даних. Алгоритм, заснований на аналізі спектра одержуваного сигналу, дозволяє оцінити значення носійної частоти з великою точністю. При використанні запропонованого алгоритму оцінки значення носійної частоти результати розпізнавання видів цифрової модуляції виявляються досить високими (близькими до одиниці).

Апробація результатів роботи. Викладені в роботі результати досліджень пройшли апробацію на науково практичній конференції молодих науковці та студентів: НПК МНІС ІП-2020.

Публікації. За матеріалами роботи опубліковано тези доповідей на науково практичній конференції молодих науковці та студентів: НПК МНІС ІП-2020

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальное совпадение с одним документом 0.0%

Словари проверки: en_US, ru_RU, ua_UA. Ошибок в документах: 9%

ID: 81555 Название: Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіоз'язку Software Defined Radio Добавлено в БД: 2020-11-29 Авторы: Михальський Володимир Миколайович Руководители: Полікаровських Олексій Ілліч Консультанты: Опоненты:	Документ		Суммарное совпадение по Базе Данных	
	Символы	Лексемы	Символы	Лексемы
	74933	1086	547 (1%)	14 (1%)

Источник плагиата

ID	Описание	Наличие плагиата в документе	
		Символы	Лексемы



Имя пользователя:
Kafedra TMIT KhNU

ID проверки:
1005386797

Дата проверки:
07.12.2020 12:37:18 EET

Тип проверки:
Doc vs Internet + Library

Дата отчета:
07.12.2020 16:20:10 EET

ID пользователя:
100005657

Название файла: Михальський ТРМ-19-1

Количество страниц: 90 Количество слов: 16048 Количество символов: 108652 Размер файла: 6.63 MB ID файла: 1005668970

99 слов помечены как "исключенные" и не учитываются в подсчете слов

Обнаружены модификации текста (могут влиять на процент совпадений)

5.69%
Совпадения

Наибольшее совпадение: 2.16% с Интернет-источником (<http://pdf.knigi-x.ru/21psihologiya/128193-3-kil-2016-3-7-oktya...>)

5.36% Источники из Интернета 194 Страница 92

0.43% Источники из Библиотеки 4 Страница 93

0% Цитат

Цитаты 1 Страница 94

Ссылки 1 Страница 94

0% Исключений

Некоторые источники исключены автоматически (фильтры исключения: количество найденных слов меньше...)

Нет исключенных Интернет-источников

0% Исключенного текста из Библиотеки 3 Страница 94

Модификации

Обнаружены модификации текста. Подробная информация доступна в онлайн-отчете.

Замененные символы 8

Подозрительное форматирование 18 страниц

РЕЦЕНЗІЯ
на магістерську роботу Михальського Володимира Миколайовича
“Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв’язку
Software Defined Radio”, за спеціальністю 172 Телекомунікації та
радіотехніка

Тема магістерської роботи є доволі актуальною. Система Software Defined Radio (SDR) - це система, призначена для програмним керуванням процесами передачі інформації в радіоканалі зв'язку. У SDR системі важливим завданням є розпізнавання видів цифрової модуляції для ефективного керування параметрами приймально-передавальних пристроїв.

Автоматичне розпізнавання видів цифрової модуляції виконується системою, яка автоматично класифікує вид цифрової модуляції одержуваного сигналу. Існують кілька підходів до розв'язку поставленого завдання: розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я, граничний підхід і нейромережевий підхід і т.д.

У представленій магістерській роботі викладені результати, що пов'язані з розвитком теорії розпізнавання видів цифрової модуляції багатощаровими нейронними мережами. Таке розпізнавання здійснюється за інформативними ознаками. Інформативні ознаки можна класифікувати поділивши їх на кумулянтні й спектральні. У магістерській роботі використовується нейромережевий підхід розпізнавання по кумулянтним ознакам.

Для вирішення проблем розпізнавання видів цифрової модуляції для ефективного керування системою адаптивного радіозв'язку у роботі описані методи обчислення й вибору інформативних кумулянтних ознак, які використовуються в розробленій моделі системи автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою нейронної мережі по кумулянтним ознакам при відомому і невідомому значенні носійної частоти. Покладені в основу методу положення дозволили розробити математичні моделі для нейромережевого методу розпізнавання видів цифрової модуляції на основі нейронних мереж. Та провести програмне моделювання системи розпізнавання видів модуляції у SDR. Теоретична на практична сторони роботи висвітлені у тезах доповідей. До недоліків роботи слід віднести такі зауваження:

1. В роботі слід було розглянути більш докладно залежність між кількістю шарів у багатощаровій нейронній мережі і точністю розпізнавання.
2. У другому розділі недостатньо послідовно викладено, чому обрано ті чи інші кумулянтні ознаки, як інформаційні признаки для розпізнавання видів цифрової модуляції.
3. В роботі містяться помилки стилістичного характеру.

Незважаючи на зазначені вище зауваження та недоліки, робота Михальського Володимира Миколайовича є закінченим дослідженням, яке за предметом досліджень, метою, вирішеним завданням, висновкам і рекомендаціям відповідає вимогам до магістерських робіт за спеціальністю 172 Телекомунікації та радіотехніка.

Результати роботи мають практичну цінність для задач з розвитку та вдосконалення сучасних систем зв'язку та телекомунікацій.

Автор роботи, Михальський Володимир Миколайович, заслуговує на оцінку «добре».

д.т.н., проф. кафедра

Телекомунікацій та радіотехніки ХНУ



Бойко Ю.М.

Завідувачу кафедри телекомунікацій,
медійних та інтелектуальних технологій
(ТМІТ)

Підченко С.К.

здобувача вищої освіти (студента ПІБ,
факультет, «курс», «група»)

Міжшкільного В.М., ЛМТС, 6, МІС 11-1

ЗАЯВА

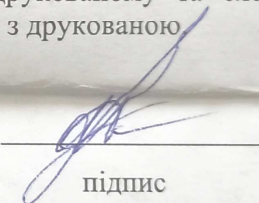
З правилами чинного Положення «Про дотримання академічної доброчесності в Хмельницькому національному університеті» від 26.09.2020 (зі змінами від 26.11.2020), згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений (а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (Unicheck та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

07.12.20

дата


підпис

РІШЕННЯ КАФЕДРИ
ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ, МЕДІЙНИХ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
 ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: **Метод нейромережевого керування системою адаптивного радіозв'язку Software Defined Radio**

Автор: **Михальський Володимир Миколайович**

Спеціальність: **172 Телекомунікації та радіотехніка**

Освітня програма: Телекомунікації та радіотехніка

Науковий керівник: **д.т.н., проф. Полікарівських О.І.**

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту.	<u>Відповідає</u>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
5	Інше:	

Підтвердження: Запозичення у розмірі 5,69% виявлені в роботі відповідають текстам стандартних бланків. Решта запозичень є випадковими, або такими на які наявні посилання на авторські матеріали і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.

7.12.2020 р.

Науковий керівник роботи:

О.І.Полікарівських

Зав.каф. ТМІТ

С.К.Підченко