

Ігор ГУЛА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-4434-5794>e-mail: [holmenetwork@gmail.com](mailto:holmenetwork@gmail.com)

Олексій ПОЛІКАРОВСЬКИХ

Одеський національний морський університет

<https://orcid.org/0000-0002-1893-7390>e-mail: [polalexey@gmail.com](mailto:polalexey@gmail.com)

## МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ МОДУЛЯЦІЇ СИГНАЛІВ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Стаття присвячена розгляду питання визначення параметрів модуляції сигналів безпілотних літальних апаратів з використанням штучних нейронних мереж шляхом розпізнавання видів цифрової модуляції та виконується системою, яка автоматично класифікує вид цифрової модуляції одержуваного сигналу. Розроблений метод визначення параметрів модуляції сигналів, відрізняється від нині існуючих способом вибору ознак класифікації сигналів. У роботі у якості таких ознак використані кумулянти як парного, так і непарного порядку.

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

Ihor HULA

Khmelnytsky National University

Oleksiy POLIKAROVSKYKH

Odessa National Maritime University

## METHOD OF DETERMINING PARAMETERS OF MODULATION OF UAV SIGNALS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

The article is devoted to the consideration of the issue of determining the parameters of the modulation of signals of unmanned aerial vehicles using artificial neural networks by recognizing the types of digital modulation and is performed by a system that automatically classifies the type of digital modulation of the received signal. Recognition of digital modulation types is used, which automatically classifies the type of digital modulation of the received signal. The following issues are covered in the article: the analysis of existing approaches in the task of automatic recognition of types of digital modulation is carried out; the analysis and classification of informative features in the task of automatic recognition is carried out the following types of digital modulation: 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 2-FSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM and OFDM.

This article uses a neural network approach based on cumulative characteristics. To solve these problems, the methods of calculation and selection of informative cumulative features described in the developed model of the system of automatic recognition of digital modulation types by means of a neural network on cumulative features at a known value of carrier frequency are described.

A model of the system of automatic recognition of digital modulation types at a known value is constructed carrier frequency. An algorithm for automatic recognition of digital modulation types has been developed using a multilayer neural network.

The influence of noise in the communication channel on the probability of recognizing the types of digital modulation at a known value of the carrier frequency is investigated. It was found that regardless of the type of noise in the communication channel, the law of error distribution in IQ data becomes close to normal. This fact is one important argument for the use of cumulative features in the task of automatic recognition of types of digital modulation. Therefore, the task of automatic recognition of digital modulation types is quite relevant. Further research may be aimed at expanding the range of high-order cumulative features used, due to which it is possible to increase the probability of correct recognition of types of digital modulation, and solving the recognition problem at an unknown value of the frequency and initial phase of the carrier signal.

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

### Постановка задачі

Боротьба з безпілотними літальними апаратами (БПЛА) є важливою складовою сучасних бойових дій, яка прямо впливає на їх результативність. Досвід бойових дій показує що знищення БПЛА не завжди є можливим, тому наперед виходять методи радіоелектронної протидії. Такі системи використовуються для радіоконтролю й радіомоніторингу завданням яких є виявлення, пеленгація й аналіз радіосигналів, а також контролю розподілу частот. 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 використане для керуванням БПЛА або завадити керуванню супротивника; по-третє, розпізнавання видів цифрової модуляції необхідно для роботи станцій активних перешкод, які порушують передачу сигналів між пристроями. Вони створюють завади, які відповідають виду модуляції сигналу, який передається в просторі [1, 2, 4].

Отже, досить актуальним є завдання автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції. Автоматичне розпізнавання видів цифрової модуляції виконується SDR системою, яка автоматично класифікує вид цифрової модуляції одержуваного сигналу від БПЛА. Існують кілька підходів до розв'язку поставленого завдання: розпізнавання видів цифрової модуляції за формою сигнального сузір'я, граничний підхід і нейромережевий підхід тощо.

Наприклад, при використанні сигнального сузір'я, у підході будується сигнальне сузір'я й проводиться порівняння миттєвої кутової фази сигналу й форми сигнального сузір'я (гістограми розподілу миттєвих фаз) [12 - 14]. 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 [13]. При використанні граничного підходу, за вихідними 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, 13 - 18], можна представити у вигляді дерева логічних рішень. Весь процес вибору параметрів дерева логічних розв'язків виконується вручну. Цей підхід вимагає великих часових ресурсів при великому обсязі набору розпізнаваних видів цифрової модуляції.

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[7].

У роботі [22] автори досліджували завдання розпізнавання видів 2-FSK, ASK, 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 16-QAM за допомогою нейронної мережі за кумулянтними ознаками. 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. Нейромережевий підхід дає можливість досліджувати великий обсяг інформативних ознак, і весь процес виконується в автоматичному режимі. У даній роботі застосовується нейромережевий підхід за кумулянтними ознаками. Описаний метод обчислення й вибору інформативних кумулянтних ознак, які використовуються в розробленій моделі системи автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції за допомогою нейронної мережі за кумулянтними ознаками[3].

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

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. Як обчислюються кумулянти одномірного випадкового стаціонарного процесу та двомірного випадкового стаціонарного процесу описано у [7].

Необхідно розробити метод вибору кумулянтних ознак, щоб використовувати тільки ті ознаки, які збільшують ймовірність розпізнавання видів модуляції. У даному дослідженні описані підходи, на яких ґрунтуються методи вибору кумулянтних ознак.

Основна причина того, що в якості інформативних ознак у даній 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

$$\varphi_{d,\bar{d}}(u, v) = M(e^{jud + jv\bar{d}}) = M(e^{ju(a+\eta) + jv(\bar{a}+\bar{\eta})}) = M(e^{j(ua+v\bar{a}) + j(u\eta+v\bar{\eta})}) \quad (1)$$

Якщо випадкові процеси незалежні, то математичне очікування їх добутку дорівнює добутку їх математичних очікувань, і, отже, характеристична функція (1) дорівнює добутку характеристичних функцій чистого сигналу й шуму:

$$\varphi_{d,\bar{d}}(u, v) = \varphi_{a,\bar{a}}(u, v)\varphi_{\eta,\bar{\eta}}(u, v) \quad (2)$$

Оскільки кумулянтами є коефіцієнти розкладання логарифма характеристичної функції в ряд Тейлора, то з (2) випливає, що кумулянт процесу дорівнює сумі кумулянтів чистого сигналу  $a(k)$  і кумулянту шуму  $\eta(k)$  в силу (3):

$$\ln \varphi_{d,\bar{d}}(u, v) = \ln \varphi_{a,\bar{a}}(u, v) + \ln \varphi_{\eta,\bar{\eta}}(u, v) \quad (3)$$

Співвідношення (3) підтверджує тезу про те, що у випадку нормального шуму значення кумулянтів сигналу вище другого порядку не залежать від рівня шуму, що спотворює корисний сигнал.

**Виклад основного матеріалу**

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

- 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.

У таблиці 1 представлені значення кумулянтів різних видів цифрової модуляції при значенні ВСШ = 20дБ, потужність чистого сигналу дорівнює одиниці.

Таблиця 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 <sub>2,0</sub>	1,0000	0,0000	-0,0153	0,0003	0,6467	-0,0515	0,0041	-0,0293
C <sub>1,1</sub>	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9800	1,0018	1,0136	1,0442
C <sub>3,0</sub>	-0,0194	0,0243	0,0194	0,0002	-0,0269	-0,0461	0,0395	0,0365
C <sub>2,1</sub>	-0,0194	-0,0243	0,0055	0,0000	-0,0383	0,0078	-0,0957	-0,0046
C <sub>4,0</sub>	-2,0000	-0,9998	-0,0007	0,0002	-0,9346	-0,6317	-0,7238	-0,0791
C <sub>3,1</sub>	2,0000	0,0000	0,0306	-0,0006	-0,8234	0,1034	-0,0068	-0,0336
C <sub>2,2</sub>	-2,0000	-1,0000	-1,0002	-1,0000	-0,9346	-0,7062	-0,5985	0,0209
C <sub>5,0</sub>	0,1750	0,0258	-0,0167	0,0000	0,1758	-0,0762	0,1924	-0,0340
C <sub>4,1</sub>	0,1750	-0,0722	-0,0577	-0,0005	0,2128	0,1172	-0,0298	0,2691
C <sub>3,2</sub>	0,1750	0,1212	-0,0269	0,0000	0,2501	-0,0164	0,3929	-0,2076
C <sub>6,0</sub>	15,996	-0,0024	0,0153	0,0000	4,2119	-0,4792	0,0853	0,8882
C <sub>5,1</sub>	15,996	4,0083	0,0026	-0,0007	4,3558	1,9518	2,1676	0,08701
C <sub>4,2</sub>	15,996	-0,0005	-0,1685	0,0030	4,2053	-0,5074	-0,0115	-0,2494
C <sub>7,0</sub>	15,996	3,9912	4,0015	3,9999	4,3525	2,2456	1,5602	0,1449
C <sub>6,1</sub>	-3,0138	0,8247	0,0105	0,0000	-2,0113	-1,0021	0,3956	-0,6678
C <sub>5,2</sub>	-3,0139	-0,4994	0,0718	0,0002	-2,3288	0,4903	-1,9144	0,08434
C <sub>4,3</sub>	-3,0139	0,3767	0,4001	0,0033	-2,6184	-0,6712	-0,3330	-0,2154
C <sub>8,0</sub>	-2,9361	-1,0132	0,2270	0,0000	-2,7387	0,0552	-2,6075	0,7265
C <sub>7,1</sub>	-271,81	-34,033	-0,9156	0,0000	-46,140	-12,362	-16,316	-2,5546
C <sub>6,2</sub>	-271,81	0,02994	-0,0927	0,00015	-45,631	4,3513	-0,2413	-0,8581
C <sub>5,3</sub>	-271,81	-34,159	-0,0161	0,00567	-45,967	-13,557	-13,749	-1,3827
C <sub>4,4</sub>	-271,81	0,0128	1,7472	-0,0315	-45,487	4,6404	0,6484	1,2241

У відповідності зі сформульованим вище методом вибору кумулянтних ознак в якості признаков обрано 17 кумулянтів: C<sub>2,0</sub>, C<sub>4,0</sub>, C<sub>3,1</sub>, C<sub>2,2</sub>, C<sub>6,0</sub>, C<sub>5,1</sub>, C<sub>4,2</sub>, C<sub>3,3</sub>, C<sub>7,0</sub>, C<sub>6,1</sub>, C<sub>5,2</sub>, C<sub>4,3</sub>, C<sub>8,0</sub>, C<sub>7,1</sub>, C<sub>6,2</sub>, C<sub>5,3</sub>, C<sub>4,4</sub>. Кумулянт C<sub>1,0</sub> не обраний, тому що його значення при різних видах цифрової модуляції при різних ВСШ майже однакові. Кумулянти C<sub>3,0</sub>, C<sub>2,1</sub>, C<sub>5,0</sub>, C<sub>4,1</sub>, також не обрані, тому що їхні значення майже дорівнюють нулю. Розділові властивості декількох обраних ознак представлені на графіках значень ознак, на рис. 1 кожному виду цифрової модуляції відповідають значення того чи іншого кумулянта.

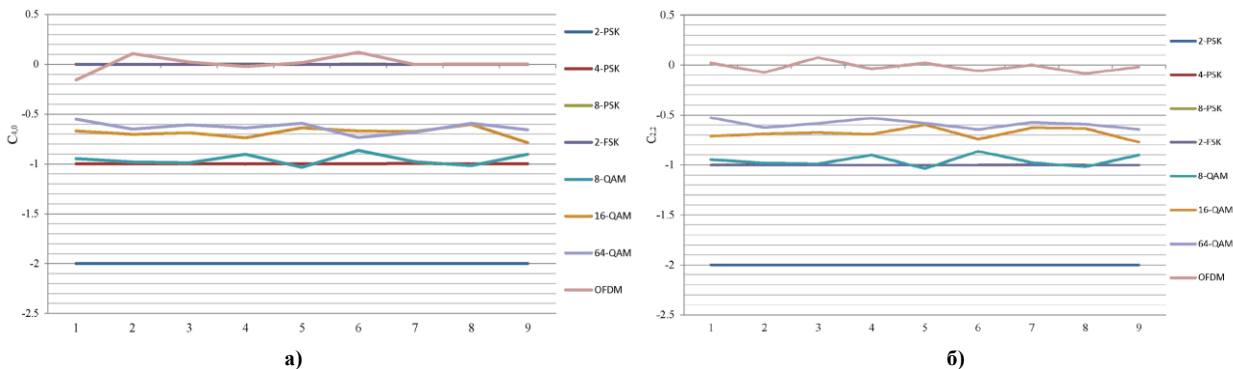


Рисунок 1. Графік розподілу значень кумулянту (ордината) для різних видів модуляції (номер реалізації за віссю абсцис): а – кумулянт C<sub>4,0</sub>, б – кумулянт C<sub>2,2</sub>

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 гарантованим. У даній роботі розглянуто три закони розподілу шуму в каналі зв'язку: нормальний, рівномірний і релеєвський.

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 Scilab. При нормальному законі розподілу шуму в каналі зв'язку, на графіках(рисунк 2,а і 2,б) 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 (огинача) 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.

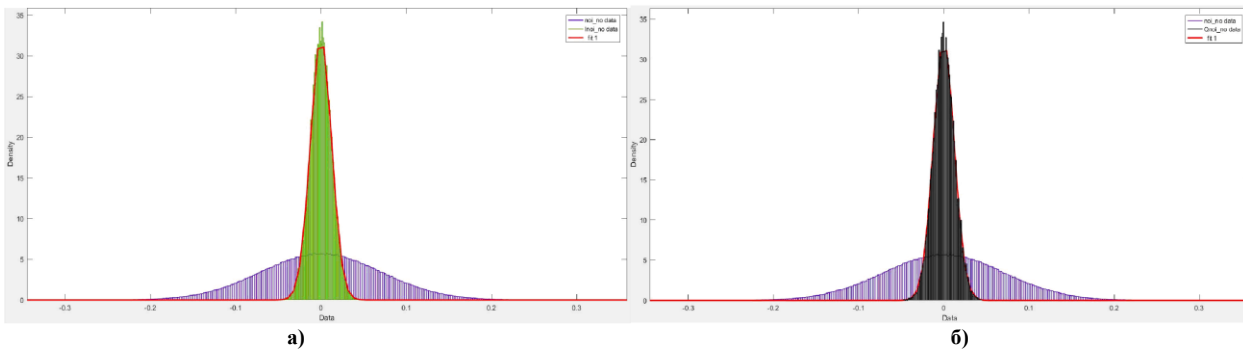


Рисунок 2. Графіки функцій щільності розподілу нормального шуму в каналі зв'язку: а - в  $I$  даних, б - в  $Q$  даних

При рівномірному законі розподілу шуму в каналі зв'язку, на графіках (рис. 3,а і 3,б) 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 (огинача) 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.

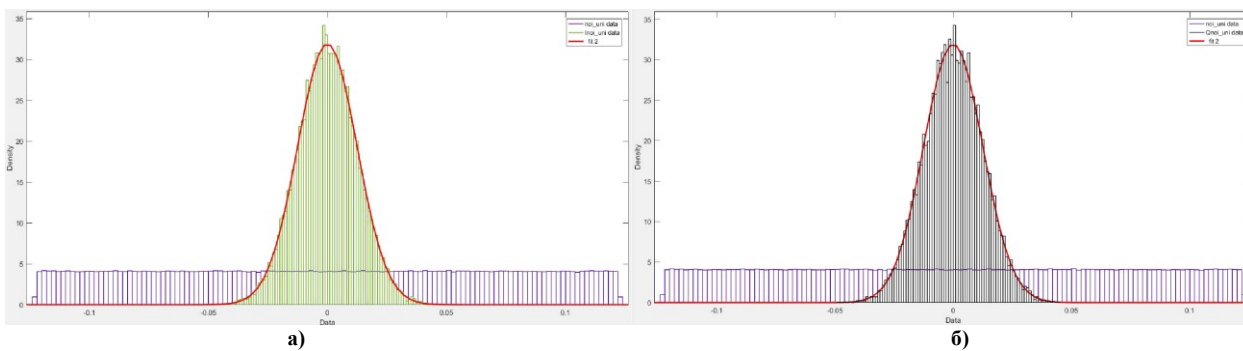
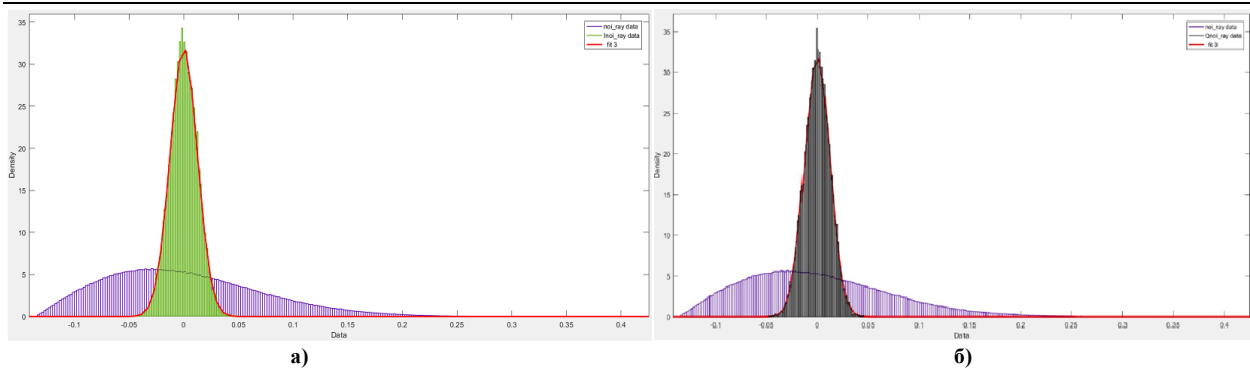


Рисунок 3. Графіки функцій щільності розподілу рівномірного шуму в каналі зв'язку: а - в  $I$  даних, б - в  $Q$  даних

При релеєвському законі розподілу шуму в каналі зв'язку, на графіках (рис. 4,а і 4,б) 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 (огинача) також являє собою графік функції щільності теоретичного нормального закону розподілу до вибіркових даних, і помилкам в  $I$  і  $Q$  даних практично відповідає нормальний закон розподілу.

Рисунки 2 - 4 показують, що незалежно від виду шуму в каналі зв'язку закон розподілу помилки в  $I$  і  $Q$  даних стає близьким до нормального. Цей факт є ще одним важливим аргументом для використання кумулянтних ознак у завданні автоматичного розпізнавання видів цифрової модуляції.



а) б)  
Рисунок 4. Графіки функцій щільності розподілу релєвського шуму в каналі зв'язку: а - в  $I$  даних, б - в  $Q$  даних

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 [21].

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 5 - 7.

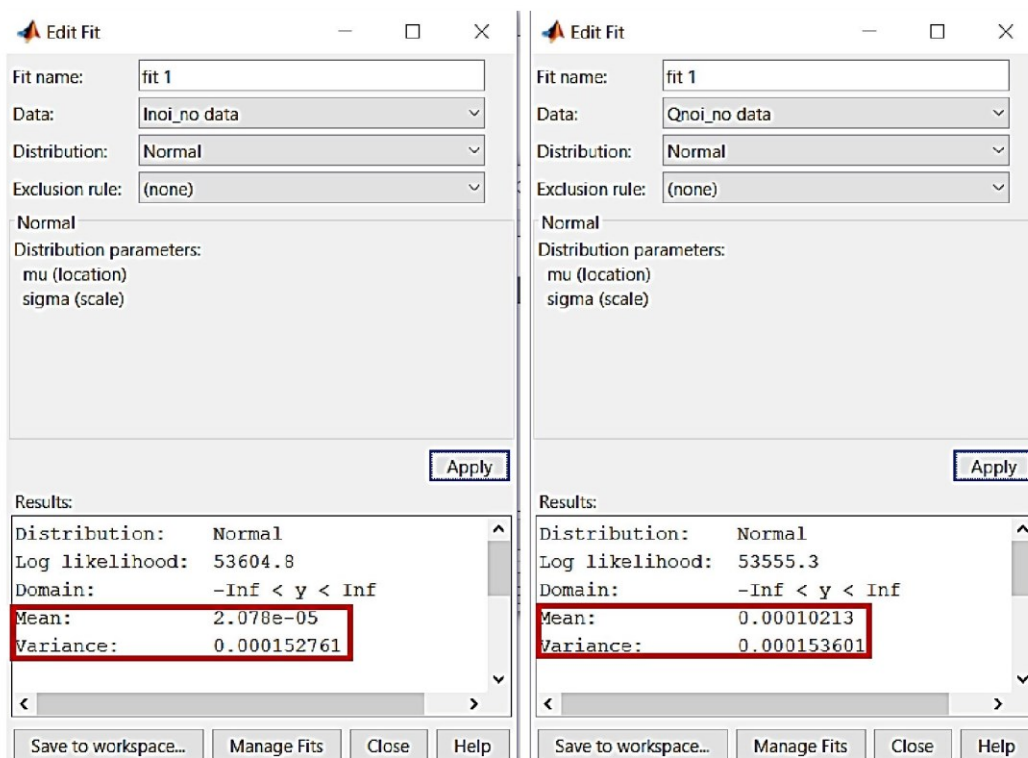


Рисунок 5. Параметри розподілу помилки в  $IQ$  даних при нормальному законі розподілу завади в каналі зв'язку

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.

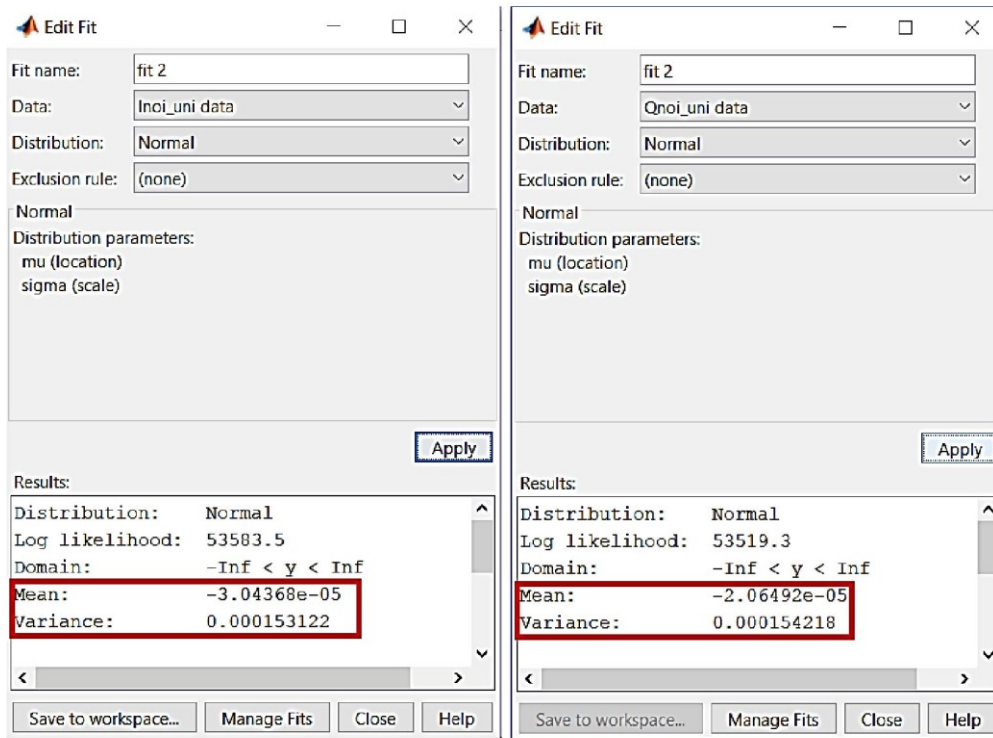


Рисунок 6. Параметри розподілу помилки в IQ даних при рівномірному законі розподілу завади в каналі зв'язку

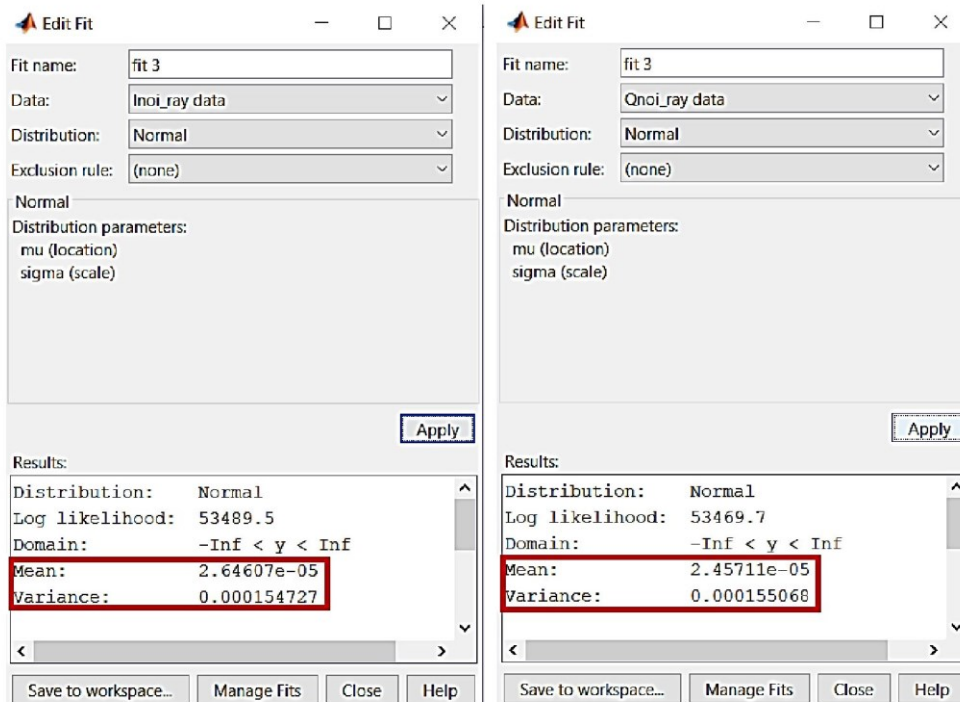


Рисунок 7. Параметри розподілу помилки в IQ даних при релесвському законі в каналі зв'язку

З рисунків 5 - 7 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).

Отримані результати в таблиці 2 показують, що дисперсія помилки у вихідних даних менше дисперсії шуму в каналі зв'язку в 16 раз. Це відбувається за допомогою фільтра, фільтр забирає височастотні 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

**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

### Висновки

Проведене дослідження ознак нейромережевого розпізнавання (кумулянтів), які будуть використовуватися далі в якості інформативних ознак для розв'язку завдання розпізнавання видів цифрової модуляції БПЛА. Запропонований метод вибору інформативних ознак, що володіє властивістю універсальності, при якому для будь-якого набору видів цифрової модуляції можна вибрати набір інформативних ознак для вхідного вектора багатопарової 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 БПЛА. 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. Цей факт є одним із важливих аргументів для використання кумулянтних ознак у завданні 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, а отже підвищити ймовірність ефективної протидії БПЛА.

### Література

1. 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.
2. 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.
3. 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.
4. Гула І.В. Дослідження нейромереж для керування системою Software Defined Radio / Гула І.В., Полікаровських О.І. // Herald of Khmelnytskyi national university. - 2021. - №6. - С. 150-156
5. Дьяконов, В.П. Scilab полный самоучитель / В.П. Дьяконов. - М.: ДМК Пресс, 2012. - 768 с.
6. Магда, Ю.С. LabVIEW: практический курс для инженеров и разработчиков / Ю.С. Магда. - М.: ДМК Пресс, 2012. - 208 с.
7. Малахов, А.Н. Кумулянтный анализ случайных негауссовых процессов и их преобразований / А. Н Малахов. - М.: Советское радио, 1978. - 376 с.
8. Медведев, В.С. Нейронные сети. Scilab 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. - 630 с.
9. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. под ред. Н.Н. Куцусль. - 2-е изд. - М.: Издательный дом "Вильямс", 2006. - 1104 с.
10. 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.
11. 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.
12. 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.
13. 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.
14. 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.

15. 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.

16. 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.

17. 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.

18. Narendar, M. Modulation classification for cognitive radios using cumulants based on fractional lower order statistics / M. Narendar, A. P. Vinod, A. S. Madhukumar and

19. K. Krishna. // General Assembly and Scientific Symposium, 2011 XXXth URSI. - P. 1 - 4.

20. 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.

21. Iversen, A. Classification of digital modulation schemes using multi-layered perceptrons / A. Iversen // Report, School of Mathematical and Computer Sciences, Heriot-Watt University, 2004.

22. 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.

#### References

1. Avedian, Э.Д. К выбору кумулянтных признаков в задаче распознавания видов тсифровой модуляционной радиосигналов / Э.Д. Avedian, V.N. Dam // Информатизация и связь. - 2015. - # 4. - С. 11 - 15.

2. Adzhemov, S.S. Методы распознавания видов тсифровой модуляционной радиосигналов в когнитивных радиосистемах / S.S. Adzhemov, N.V. Klenov, M.V. Tereshonok, D.S. Chyrov // Vestnyk Moskovskogo Universyteta. Seryia 3. Fizyka. Astronomiya. - 2015. - # 6. - С. 19 - 27.

3. Bakulyan, M.H. Tekhnolohiya OFDM: Uchebnoe posobyе dlia vuzov / M.H. Bakulyan, B.V. Kreindelyan, A.M. Shloma, A.P. Shumov. - M.: Horiachaia lnyia - Telekom, 2017. - 352 s.

4. Hula I.V. Doslidzhennia neiromerzh dlia keruvannia systemoiu Software Defined Radio /Hula I.V., Polikarovskyykh O.I.// Herald of Khmelnytskyi national university. - 2021. - #6. - S. 150-156

5. Diakonov, V.P. Scilab polnyi samouchytel / V.P. Diakonov. - M.: DMK Press, 2012. - 768 s.

6. Mahda, Yu.S. LabVIEW: prakticheskyi kurs dlia ynzhenеров y razrabotchykov / Yu.S. Mahda. - M.: DMK Press, 2012. - 208 s.

7. Malakhov, A.N. Kumulantnyi analiz sluchainykh nehaussovykh protsessov y ykh preobrazovaniy / A. N Malakhov. - M.: Sovetskoe radio, 1978. - 376 s.

8. Medvedev, V.S. Neironnye sety. Scilab 6 / V.S. Medvedev, V.H. Potemkin.- M.: DYALOH-MYFY, 2001. - 630 s.

9. Khaikyn, S. Neironnye sety: polnyi kurs / S. Khaikyn; per. s anhl. pod red. N.N. Kussul. - 2-e yzd. - M.: Yzdatelnyi dom "Vyliams", 2006. - 1104 s.

10. 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.

11. 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.

12. Young, A. F. Classification of digital modulation types in multipath environments /A.F. Young // Masters Thesis. Naval Postgraduate School, Monterey, CA 93943-5000, California. June 2008. P. 1 - 65.

13. Velampalli, C. Hierarchical blind modulation classification in the presence of carrier frequency offset / C. Velampalli // Masters Thesis. Communications Research Center, May 2010. - P. 1 - 39.

14. 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.

15. 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.

16. 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.

17. 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.

18. Narendar, M. Modulation classification for cognitive radios using cumulants based on fractional lower order statistics / M. Narendar, A. P. Vinod, A. S. Madhukumar and

19. A.K. Krishna. // General Assembly and Scientific Symposium, 2011 XXXth URSI. - P. 1 - 4.

20. 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.

21. Iversen, A. Classification of digital modulation schemes using multi-layered perceptrons / A. Iversen // Report, School of Mathematical and Computer Sciences, Heriot-Watt University, 2004.

22. 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.