

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2026-62-39>

УДК 621.391.83:004.8

Лисецький Юрій Михайлович¹ д.т.н., професор

<https://orcid.org/0000-0002-5080-1856>

Бобров Сергій Ігорович¹, аспірант

<https://orcid.org/0000-0003-3604-2256>

Якимчук Наталія Миколаївна², к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-8173-449X>

Німич Олексій Віталійович¹, аспірант

<https://orcid.org/0000-0003-1759-7088>

¹Національний університет «Київський авіаційний інститут»,

²Луцький національний технічний університет

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ВИЯВЛЕННЯ ТА ДЕТЕКТУВАННЯ ФАЗО- І ЧАСТОТНО-МОДУЛЬОВАНИХ СИГНАЛІВ У ВУЗЬКОСМУГОВИХ РАДІОКАНАЛАХ

Лисецький Ю.М., Бобров С.І., Якимчук Н.М., Німич О.В. **Нейромережеве виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових радіоканалах.** У статті розглянуто нейромережевий підхід до виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових радіоканалах за умов адитивного шуму та зсуву несучої частоти. Актуальність дослідження зумовлена обмеженнями класичних алгоритмів детектування, зокрема фазових автопідлаштувальних петель і фільтраційних методів, ефективність яких істотно знижується за відсутності апріорної інформації про параметри сигналу та каналу. Запропоновано метод спільного нейромережевого виявлення і детектування, що базується на безпосередньому аналізі IQ-вибірок прийнятого сигналу без реалізації явних процедур синхронізації. Як модель обробки використано багатошаровий перцептрон, навчений на синтетичних вибірках, сформованих для широкого діапазону відношень сигнал/шум і значень зсуву несучої частоти. Проведено порівняльний аналіз запропонованого методу з класичними підходами, зокрема схемою Костаса та двосмуговою фільтрацією, за однакових умов моделювання. Результати чисельних експериментів підтверджують підвищення точності виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів, а також зменшення чутливості до зсуву несучої частоти в умовах низького відношення сигнал/шум. Отримані результати свідчать про доцільність застосування нейромережевих методів у некооперативних радіосистемах і задачах автоматизованого радіомоніторингу.

Ключові слова: фазова модуляція, частотна модуляція, виявлення сигналів, детектування сигналів, нейронні мережі.

Lysetskyi Y., Bobrov S., Yakymchuk N., Nimych O. **Neural Network-Based Detection and Demodulation of Phase- and Frequency-Modulated Signals in Narrowband Radio Channels.** This paper investigates a neural-network-based approach to the detection and demodulation of phase- and frequency-modulated signals in narrowband radio channels under additive noise and carrier frequency offset conditions. The relevance of the study is driven by the limitations of classical detection algorithms, including phase-locked loops and filter-based methods, whose performance degrades significantly in the absence of a priori information about signal and channel parameters. A joint neural detection and demodulation method is proposed, based on the direct analysis of received IQ samples without explicit synchronization procedures. A multilayer perceptron is employed as the processing model and trained on synthetically generated datasets covering a wide range of signal-to-noise ratios and carrier frequency offsets. A comparative analysis of the proposed method with conventional approaches, including the Costas loop and dual-band filtering, is carried out under identical simulation conditions. Numerical results demonstrate improved detection and demodulation accuracy, as well as reduced sensitivity to carrier frequency offsets in low signal-to-noise ratio regimes. The obtained results confirm the potential of neural-network-based methods for application in non-cooperative radio systems and automated radio monitoring tasks.

Keywords: phase modulation, frequency modulation, signal detection, signal demodulation, neural networks

Постановка проблеми. Сучасні системи радіозв'язку та радіомоніторингу все частіше функціонують у складних умовах радіосередовища, що характеризуються нестабільністю параметрів каналу, низьким відношенням сигнал/шум, наявністю частотних зсувів та відсутністю координації між передавачем і приймачем. Особливої актуальності ці чинники набувають у некооперативних сценаріях, зокрема в системах радіорозвідки, спектрального моніторингу та приймання сигналів невідомого походження.

Фазо- та частотно-модульовані сигнали залишаються одними з найбільш поширених типів модуляції у вузькосмугових радіоканалах завдяки своїй енергетичній ефективності та простоті реалізації. Водночас їх коректне виявлення та детектування в реальних умовах потребує точної синхронізації за фазою та частотою, що традиційно реалізується за допомогою петльових схем або фільтраційних алгоритмів. Такі підходи суттєво залежать від точності початкових оцінок параметрів сигналу та можуть демонструвати значне зниження ефективності за наявності зсуву несучої частоти або швидких змін каналу.

Останні дослідження у галузі обробки сигналів у складних радіосередовищах демонструють зростаючий інтерес до методів машинного навчання та штучних нейронних мереж як альтернативи класичним алгоритмам. Нейромережеві підходи дозволяють здійснювати обробку сигналів без явної побудови математичної моделі каналу, адаптуючись до нелінійних та нестационарних впливів. Особливо перспективним є використання нейронних мереж для задач виявлення та детектування сигналів без попередньої синхронізації та оцінки параметрів.

У даній роботі пропонується нейромережевий підхід до спільного виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових каналах за умов частотних зсувів. На відміну від традиційних методів, запропонований підхід базується на безпосередньому аналізі IQ-вибірок прийнятого сигналу та не потребує явної реалізації схем синхронізації. Метою дослідження є оцінювання ефективності нейромережевого детектування у порівнянні з класичними алгоритмами та аналіз впливу параметрів радіосередовища на точність приймання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Завдання нейромережевого виявлення та детектування вузькосмугових ФМ/ЧМ сигналів у некооперативному радіосередовищі ускладнюється сукупною дією низького відношення сигнал/шум (SNR), нестабільності несучої, часових і частотних зсувів, а також невизначеності параметрів сигналу (швидкість символів, девіація частоти, тривалість пакета, структура преамбули/кадру). Для класичних алгоритмів синхронізації це проявляється у зростанні похибок оцінювання та зриві супроводу несучої в умовах сильних завад, зокрема для петель фазового автопідлаштування / петель Костаса та суміжних безпілотних або безпілотовидібних сценаріїв із суттєвими доплерівськими зсувами й дрейфом генераторів. Зокрема показано, що традиційні підходи частотної синхронізації є вразливими в режимах низького SNR, що призводить до деградації демодуляції та зниження надійності приймання; тому активно досліджуються комбіновані схеми, які підсилюють оцінювання зсуву несучої частоти (CFO) за рахунок допоміжної синхронізації та структурних ознак сигналу [1].

Паралельно з розвитком класичних методів (енергетичні детектори, узгоджене фільтрування, циклостационарні ознаки) сучасні роботи демонструють перехід до моделей, які працюють без явного виділення експертних ознак і оперують безпосередньо комплексними IQ-вибірками. Це було принципово обґрунтовано в ранніх роботах, де згорткові мережі навчалися на «сирих» IQ-даних і показували переваги на низьких співвідношеннях сигнал/шум порівняно з підходами на основі ручних ознак [2]. Важливо, що у подальших узагальнюючих роботах підкреслюється: нейронні приймачі можуть інтегрувати функції виявлення, синхронізації та приймання в єдиному оптимізаційному контурі, що особливо перспективно саме для некооперативних умов і невизначеності каналу [3].

Окремий напрям це застосування глибокого навчання для оцінювання та компенсації CFO. Показано, що DL-моделі здатні зменшувати похибку оцінювання CFO і, що принципово, демонструвати кращу переносимість між різними моделями каналу за умови правильного формування навчальних умов і перевірки узагальнення (cross-evaluation). Це прямо відповідає практичній потребі: у реальних радіосценаріях статистика каналу часто відрізняється від тренувальної [4]. На рівні суміжних задач автоматичної класифікації та автоматичного розпізнавання модуляції (AMC/AMR) також показано, що точність нейромережевих класифікаторів може зберігатися за наявності типових апаратно-каналних спотворень, зокрема зсуву тактової частоти, завмирань та білого шуму, якщо ці ефекти цілеспрямовано закладати в синтетичні набори даних [5].

Для задач радіомоніторингу та спектральної розвідки важливим є не лише бінарне виявлення сигналу, а й оцінювання його параметрів (центральна частота, смуга, кількість одночасних джерел). Сучасні DL-підходи пропонують архітектури, що поєднують детектування із регресією параметрів і працюють у постановці багатосигнального виявлення, де класичні методи часто потребують апіорних відомостей або демонструють падіння якості при невідповідності моделей [5]. Показові також результати для задач детектування в складних умовах на «сирих» IQ-даних із додатковими механізмами підвищення якості на низьких SNR (наприклад, злиття рішень на основі показника впевненості без перенавчання) [6].

Ще один актуальний тренд – end-to-end демодуляція пакетних/імпульсних сигналів, де традиційні каскадні приймачі (що включають блоки детектування, синхронізації, компенсації, демодуляції) накопичують помилки між етапами, а також погано узгоджуються з варіативною довжиною пакета та зміною параметрів у часі. Нещодавні роботи демонструють єдині DL-

фреймворки, які в одному проході виконують виявлення/розпізнавання/компенсацію та демодуляцію для burst-сигналів і підвищують якість за рахунок механізмів маскування та денойзингових компонентів, що важливо саме для низьких SNR і завмирань [7]. Такі результати напругу підтримують обрану нами логіку: для ФМ/ЧМ у вузькій смузі з частотними зсувами доцільно будувати приймач, який вчиться на класі спотворень, типових для реального радіосередовища, а не покладається на точність попередніх оцінювачів синхронізації.

Отже, можна зробити висновок, що у режимах низького SNR та значущого CFO класичні синхронізаційні контури (PLL/Costas і похідні) мають обмеження за завадостійкістю й можуть втрачати працездатність без додаткових механізмів корекції [8]. Крім того, сучасні нейромережеві підходи (від CNN/ResNet-подібних рішень для IQ-даних до end-to-end приймачів) забезпечують більш гнучку адаптацію до невизначеності параметрів і є перспективними для некооперативних сценаріїв радіомоніторингу та розвідки, особливо коли навчання організоване на репрезентативному наборі спотворень і перевіряється узагальнення на нових умовах.

Мета дослідження полягає в розробленні та оцінюванні ефективності нейромережевого методу виявлення і детектування фазо- та частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових каналах за умов адитивного шуму та зсуву несучої частоти.

Виклад основного матеріалу. З метою обґрунтування нейромережевого підходу до виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів розглянемо математичну модель вузькосмугового радіоканалу та сформулюємо відповідні задачі обробки сигналів за умов частотних зсувів і шуму. Передбачається некооперативний сценарій, у якому параметри сигналу та каналу є апріорно невідомими або можуть змінюватися в процесі приймання.

Нехай на вхід приймача надходить комплексний вузькосмуговий сигнал, який у дискретному часовому представленні може бути записаний у вигляді:

$$r[n] = s[n] e^{j2\pi\Delta f n T_s} + w[n], \quad (1)$$

де $s[n]$ – комплексна огибаюча корисного сигналу з фазовою або частотною модуляцією,

Δf – зсув несучої частоти,

T_s – період дискретизації,

$w[n]$ – комплексний адитивний білий гаусівський шум.

Для фазо- та частотно-модульованих сигналів інформація передається через зміну миттєвої фази сигналу, що у загальному випадку описується співвідношенням:

$$s[n] = A e^{j\varphi[n]}, \quad (2)$$

де A – амплітуда сигналу,

$\varphi[n]$ – миттєва фаза, форма якої визначається типом модуляції та переданою інформаційною послідовністю.

У випадку двопозиційної та чотирьохпозиційної фазової або частотної модуляції фазові траєкторії сигналу мають дискретний характер і змінюються відповідно до символів переданого повідомлення. Наявність зсуву несучої частоти призводить до додаткового лінійного зростання фази, що ускладнює застосування класичних алгоритмів синхронізації та детектування. У вузькосмугових каналах навіть незначний зсув несучої частоти може призвести до істотного спотворення фазової структури сигналу на інтервалі спостереження. Це проявляється у повільному дрейфі фази, втраті ортогональності між символами, зростанні ймовірності помилкового детектування.

Класичні методи компенсації частотних зсувів, зокрема фазові автопідлаштувальні петлі, потребують достатньо високого відношення сигнал/шум та коректного початкового захоплення, що не завжди можливо у некооперативних умовах. Унаслідок цього актуальним є пошук альтернативних підходів, здатних здійснювати обробку сигналів без явної оцінки параметрів каналу.

Для подальшої обробки сигналу використовується подання у вигляді IQ-вибірок, що дозволяє зберегти повну інформацію про амплітуду та фазу прийнятого сигналу. Формування вхідного вектора для алгоритмів детектування здійснюється шляхом вибору фіксованого фрагмента послідовних IQ-відліків:

$$\mathbf{x} = \{\Re(r[n]), \Im(r[n])\}_{n=n_0}^{n_0+N-1}, \quad (3)$$

де N – довжина вікна спостереження.

Такий підхід не потребує попередньої синхронізації за фазою або частотою та дозволяє нейронній мережі самостійно виявляти характерні ознаки модуляції навіть за наявності шуму та частотних зсувів.

В межах дослідження задач виявлення та детектування модульованих сигналів розглядаються дві взаємопов'язані задачі.

Задача виявлення сигналу полягає у визначенні наявності або відсутності корисного сигналу у прийнятому фрагменті IQ-вбірок за умов адитивного шуму.

Задача детектування сигналу полягає у визначенні переданої інформаційної послідовності або відповідних фазових станів у разі підтвердження наявності сигналу.

Обидві задачі формуються як задачі класифікації, у яких нейронна мережа відображає вхідний вектор IQ-вбірок у простір рішень без явної оцінки параметрів каналу чи реалізації класичних схем синхронізації.

На основі сформульованої математичної моделі та поставлених задач у роботі запропоновано нейромеревий підхід до виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових каналах зв'язку за умов адитивного шуму та зсуву несучої частоти. Ключовою особливістю підходу є відмова від явної оцінки параметрів каналу та використання безпосереднього аналізу фрагментів IQ-вбірок прийнятого сигналу.

Алгоритм обробки передбачає формування вхідного вектора з послідовних IQ-відліків фіксованої довжини, нейромереве виявлення наявності корисного сигналу та подальше детектування переданої інформації у разі підтвердження його присутності, структура схеми детектування зображена на рис. 1. Така послідовність дозволяє реалізувати спільну обробку задач виявлення та детектування в межах єдиного алгоритмічного контуру, що є принципово важливим для некооперативних сценаріїв приймання.

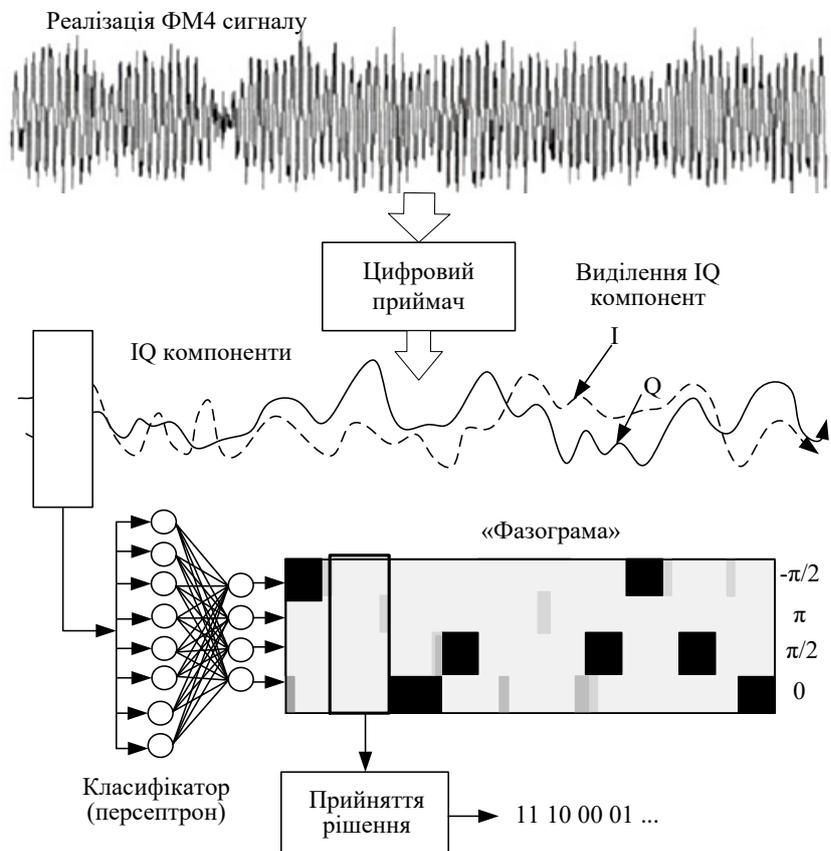


Рис. 1 – Загальна структурна схема нейромережевого виявлення та детектування фазомодульованого сигналу на основі IQ-вбірок

Для реалізації нейромережевого алгоритму використано багат шаровий перцептрон з повнозв'язаними шарами. Вибір такої архітектури обумовлений відносно невеликою розмірністю вхідних даних та необхідністю зменшення обчислювальної складності при збереженні здатності моделювати нелінійні залежності між спостережуваними характеристиками сигналу та прийнятими рішеннями. Приховані шари мережі здійснюють автоматичне виділення інформативних ознак, пов'язаних із фазовими переходами та частотними відхиленнями, що є визначальними для коректного детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів. Навчання нейронної мережі проводилось на синтетично сформованих вибірках, які моделюють широкий діапазон умов радіосередовища, включаючи різні значення відношення сигнал/шум та зсуву несучої частоти.

Вибір і налаштування параметрів нейронної мережі здійснювалось на основі аналізу статистичних випробувань системи: для згенерованого набору з 10000 сигналів по 100 символів з випадковими даними (всього 10^6 детектованих символів для кожного ВСШ), проводилося детектування і за кількістю помилок при детектуванні визначалася ймовірність помилки P_e символів, усереднене значення якої:

$$\delta P_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (P_{ei} - P_{e(cp)})^2}{M(M-1)}}, \quad (4)$$

де M – кількість реалізацій (випробувань Монте-Карло).

Результати оцінки ймовірностей помилки детектування для двошарових мереж з різним числом вузлів у прихованому шарі представлені на рис. 2. Видно, що існує оптимальний розмір мережі: близько 14-16 вузлів у прихованому шарі, а подальше збільшення призводить до повільного зростання ймовірності помилки, пов'язаного з погіршенням узагальнюючої здатності мережі.

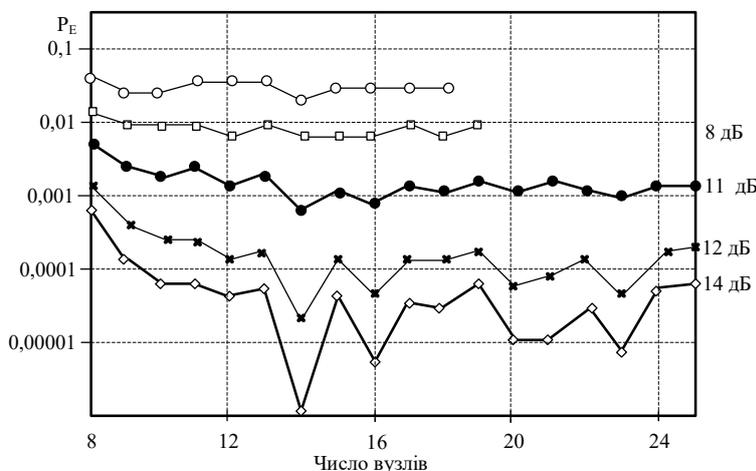


Рис. 2 – Залежність ймовірності помилки детектування ФМ4 сигналів від числа вузлів у повнозв'язної мережі для сигналів з різним ВСШ

Запропонований нейромережевий підхід не потребує реалізації класичних схем фазової або частотної синхронізації та зберігає працездатність у випадках, коли традиційні алгоритми демонструють істотне зниження точності. Це робить його перспективним для застосування у задачах автоматизованого радіомоніторингу, спектрального аналізу та приймання сигналів з невідомими або змінними параметрами.

Для об'єктивного оцінювання ефективності запропонованого нейромережевого підходу у роботі розглянуто класичні методи детектування фазо- та частотно-модульованих сигналів, які традиційно застосовуються у вузькосмугових радіоканалах. Обрані алгоритми відображають різні підходи до обробки сигналів і широко використовуються як еталонні рішення у практичних системах зв'язку.

Для фазо-модульованих сигналів як базовий метод використано схему Костаса, яка реалізує когерентне детектування шляхом автоматичного підлаштування фази опорного коливання [9].

Ефективність цього підходу значною мірою залежить від точності захоплення фази та стабільності частоти несучої. За наявності зсуву несучої частоти або низького відношення сигнал/шум робота схеми ускладнюється, що призводить до збільшення ймовірності помилкового детектування.

Для частотно-модульованих сигналів застосовано метод двосмугової фільтрації, який базується на порівнянні енергетичних характеристик сигналу у двох суміжних частотних смугах [10]. Даний підхід не потребує явної фазової синхронізації, однак є чутливим до вибору параметрів фільтрів та зниження енергетичної відмінності між частотними станами за умов шуму та частотних зсувів.

Обидва класичні методи реалізуються за однакових умов моделювання та використовуються як еталон для порівняння з нейромережовим алгоритмом за критеріями ймовірності виявлення та помилки детектування. Такий підхід дозволяє кількісно оцінити переваги та обмеження нейромережевого методу в умовах, наближених до реальних сценаріїв радіосередовища.

Експериментальні дослідження виконано шляхом чисельного моделювання процесу приймання фазо- та частотно-модульованих сигналів у вузькосмуговому каналі з адитивним шумом і зсувом несучої частоти. Оцінювання ефективності здійснювалося за критеріями ймовірності помилки детектування та ймовірності виявлення сигналу залежно від відношення сигнал/шум. Для забезпечення коректності порівняння всі методи обробки застосовувалися до однакових реалізацій сигналів і шуму.

На першому етапі досліджено вплив способу параметризації сигналу на ефективність нейромережевого детектування. Порівнювалися різні представлення прийнятого сигналу, зокрема IQ-вибірки та похідні від них характеристики. Результати моделювання, рис. 3. підтвердили доцільність використання IQ-подання, яке забезпечує збереження фазової інформації та дозволяє нейронній мережі формувати інформативні ознаки без додаткової попередньої обробки.

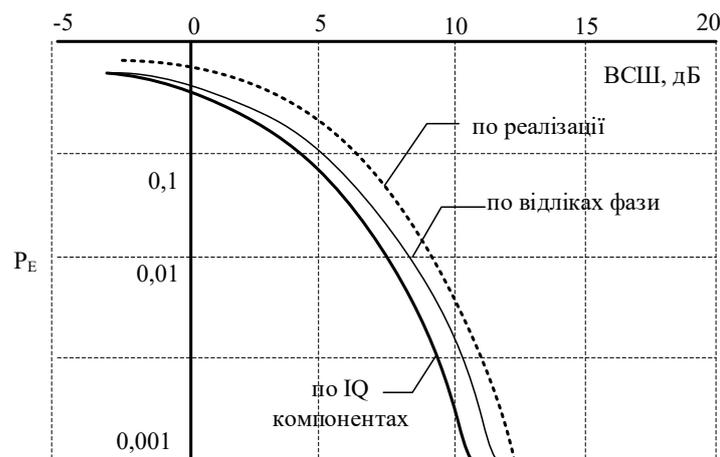


Рис. 3 – Залежність ймовірності помилки детектування ФМ4 сигналів від ВСШ для трьох способів параметризації

Подальші експерименти були спрямовані на аналіз впливу зсуву несучої частоти на точність детектування фазо-модульованих сигналів. На рисунку 4 наведено порівняння нейромережевого методу зі схемою Костаса за різних значень відношення сигнал/шум та фіксованих частотних зсувів. Отримані результати свідчать, що за зростання зсуву несучої ефективність класичного алгоритму суттєво знижується, тоді як нейромережовий детектор зберігає стабільні характеристики у широкому діапазоні параметрів.

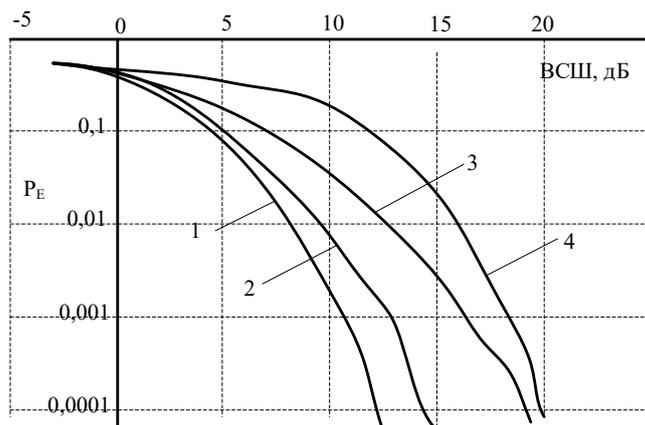


Рис. 4 – Залежність ймовірності помилки детектування ФМ4 сигналів від відношення сигнал/шум. 1 – $\Delta f_0=0$; 2 – $\Delta f_0=0,5$ кГц; 3 – $\Delta f_0=1$ кГц; 4 – схема Костаса

Окрему серію експериментів присвячено задачі виявлення сигналу на фоні шуму. Для цього нейронну мережу навчали на вибірках, що містили як реалізації сигналу, так і шумові фрагменти, див. рис. 5. Аналіз результатів показав, що нейромережовий підхід дозволяє досягти високої ймовірності виявлення навіть у режимах з низьким відношенням сигнал/шум, де класичні порогові методи демонструють обмежену ефективність.

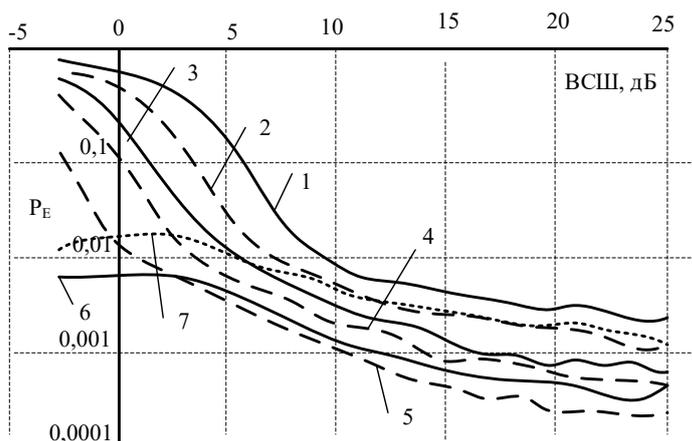


Рис. 5 – Залежність ймовірності помилки виявлення від відношення сигнал/шум для мереж, навчених при різних відношеннях сигнал/шум: 1 – 10 дБ; 2 – 7 дБ; 3 – 5 дБ; 4 – 3 дБ; 5 – 0 дБ; 6 – -3 дБ; 7 – -6 дБ.

Узагальнюючи результати моделювання, можна зробити висновок, що нейромережовий метод забезпечує підвищену точність виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у складних умовах радіосередовища, зокрема за наявності зсувів несучої частоти та обмеженої енергетики сигналу. Це підтверджує доцільність застосування нейромережових підходів як альтернативи або доповнення до класичних алгоритмів у некооперативних системах приймання.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У роботі досліджено можливості застосування нейромережових методів для виявлення та детектування фазо- і частотно-модульованих сигналів у вузькосмугових каналах зв'язку за умов адитивного шуму та зсуву несучої частоти. Запропоновано підхід спільного нейромережового виявлення і детектування, що базується на безпосередньому аналізі IQ-вибірок прийнятого сигналу без явної оцінки параметрів каналу та реалізації класичних схем синхронізації.

Результати чисельного моделювання показали, що нейромережовий алгоритм забезпечує вищу точність детектування у порівнянні з традиційними методами, зокрема схемою Костаса та двосмуговою фільтрацією, особливо за наявності зсуву несучої частоти та низького відношення сигнал/шум. Підтверджено доцільність використання IQ-подання сигналу як інформативної параметризації для нейромережової обробки у складних умовах радіосередовища.

Отримані результати свідчать про перспективність нейромережових підходів для задач автоматизованого радіомоніторингу та некооперативного приймання сигналів, де класичні алгоритми потребують значного ускладнення або демонструють зниження ефективності.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення класів модуляції та аналіз працездатності запропонованого підходу в умовах багатопроменевого поширення та імпульсних завад. Окремий інтерес становить адаптація нейромережових моделей до обробки сигналів змінної тривалості та дослідження можливостей перенавчання з використанням обмежених реальних даних. Перспективним напрямом також є оптимізація архітектури нейронної мережі з урахуванням вимог реального часу та апаратної реалізації.

Список бібліографічного опису:

1. Gao J., Yang P., Chen S., Luo Z., Zhang Y., Liu T. Bit Synchronization-Assisted Frequency Correction in Low-SNR Wireless Systems. *Electronics*, 14(12), 2319, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics14122319>.
2. O'Shea, T. J., Corgan, J., & Clancy, T. C. Convolutional Radio Modulation Recognition Networks. arXiv:1602.04105, 2016. 15 p. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.04105>.
3. O'Shea T., Hoydis J. An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 3, no. 4, pp. 563-575, 2017. DOI: 10.1109/TCCN.2017.2758370.
4. Wang Z., Wei S., Zou L., Liao F., Lang W., Li Y. (). Deep-Learning-Based Carrier Frequency Offset Estimation and Its Cross-Evaluation in Multiple-Channel Models. *Information*, 14(2), 98. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/info14020098>.
5. Lin M., Zhang X., Tian Y., Huang Y. Multi-Signal Detection Framework: A Deep Learning Based Carrier Frequency and Bandwidth Estimation. *Sensors*, 22(10), 3909, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22103909>.
6. Zheng S., Wei F., Zhou X., Gu F., Yue K., Lou C., Zhao Z., Yang X. OFDM sensing based on deep learning. *Physical Communication*, Vol 61, 102222, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102222>.
7. Li M., Fan W., Li Y., Xie C., Duan Y. End-to-end burst signal demodulation via adaptive masked deep learning framework. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 162, 112569, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112569>.
8. Abd-Elaziz O. F., Abdalla M., Elsayed R. A. Deep Learning-Based Automatic Modulation Classification Using Robust CNN Architecture for Cognitive Radio Networks. *Sensors*, 23(23), 9467. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23239467>.
9. Morelli M., Jay Kuo C.-C., Pun M.-O. Synchronization Techniques for Orthogonal Frequency Division Multiple Access (OFDMA): A Tutorial Review. *Proceedings of the IEEE*, vol. 95, no. 7, pp. 1394-1427, 2007. DOI: 10.1109/JPROC.2007.896529.
10. Meyr H., Moeneclaey M., Fechtel S. A. *Digital Communication Receivers: Synchronization, Channel Estimation, and Signal Processing*, 2nd ed., Wiley-IEEE Press, 2018. 817 p. DOI:10.1002/0471200573.

References:

1. Gao J., Yang P., Chen S., Luo Z., Zhang Y., Liu T. Bit Synchronization-Assisted Frequency Correction in Low-SNR Wireless Systems. *Electronics*, 14(12), 2319, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics14122319>.
2. O'Shea, T. J., Corgan, J., & Clancy, T. C. Convolutional Radio Modulation Recognition Networks. arXiv:1602.04105, 2016. 15 p. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.04105>.
3. O'Shea T., Hoydis J. An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 3, no. 4, pp. 563-575, 2017. DOI: 10.1109/TCCN.2017.2758370.
4. Wang Z., Wei S., Zou L., Liao F., Lang W., Li Y. (). Deep-Learning-Based Carrier Frequency Offset Estimation and Its Cross-Evaluation in Multiple-Channel Models. *Information*, 14(2), 98. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/info14020098>.
5. Lin M., Zhang X., Tian Y., Huang Y. Multi-Signal Detection Framework: A Deep Learning Based Carrier Frequency and Bandwidth Estimation. *Sensors*, 22(10), 3909, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22103909>.
6. Zheng S., Wei F., Zhou X., Gu F., Yue K., Lou C., Zhao Z., Yang X. OFDM sensing based on deep learning. *Physical Communication*, Vol 61, 102222, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102222>.
7. Li M., Fan W., Li Y., Xie C., Duan Y. End-to-end burst signal demodulation via adaptive masked deep learning framework. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 162, 112569, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112569>.
8. Abd-Elaziz O. F., Abdalla M., Elsayed R. A. Deep Learning-Based Automatic Modulation Classification Using Robust CNN Architecture for Cognitive Radio Networks. *Sensors*, 23(23), 9467. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23239467>.
9. Morelli M., Jay Kuo C.-C., Pun M.-O. Synchronization Techniques for Orthogonal Frequency Division Multiple Access (OFDMA): A Tutorial Review. *Proceedings of the IEEE*, vol. 95, no. 7, pp. 1394-1427, 2007. DOI: 10.1109/JPROC.2007.896529.
10. Meyr H., Moeneclaey M., Fechtel S. A. *Digital Communication Receivers: Synchronization, Channel Estimation, and Signal Processing*, 2nd ed., Wiley-IEEE Press, 2018. 817 p. DOI:10.1002/0471200573.

Історія статті:

Отримано: 20.01.2026 Доопрацьовано: 05.02.2026 Прийнято до друку: 23.03.2026 Опубліковано: 29.03.2026