

DOI 10.18372/2310-5461.62.18706

УДК 004.032.26:621.391.8(045)

**І. Г. Прокопенко**, д-р техн. наук, проф.  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0003-4169-3774  
e-mail: igorprok48@gmail.com;

**А. С. Савченко**, д-р техн. наук, проф.  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0001-8205-8852  
e-mail: alina.savchenko@npp.nau.edu.ua;

**К. І. Прокопенко**, канд. техн. наук, доц.  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0002-3452-1205  
e-mail: kprok78@gmail.com;

**А. Ю. Дмитрук**, аспірантка  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0002-6410-4680  
e-mail: gyhyre@gmail.com

## ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧІ ВИЯВЛЕННЯ ГАРМОНІЧНОГО СИГНАЛУ НА ТЛІ ШИРОКОСМУГОВОЇ КОРЕЛЬОВАНОЇ ЗАВАДИ

### Вступ

Застосування можливостей штучного інтелекту (ШІ) стає перспективним для вирішення однієї з провідних задач – виявлення сигналів, та може відкрити нові можливості для підвищення точності та ефективності в різних галузях, де швидка і точна обробка інформації має вирішальне значення.

Фундаментально, вирішення задачі виявлення сигналів, ґрунтується на синтезі оптимальних алгоритмів, основу яких було закладено ще в середині минулого сторіччя, роботами, що в основному стосуються сигнально-завадових ситуацій із гаусівським розподілом ймовірностей.

Однак, оскільки переважна більшість сигналів і завад, що зустрічаються в різних застосуваннях, зокрема в задачах обробки зображень, обробки мовних сигналів, приймання та обробки радіолокаційних відбитків від рухомих цілей, застосування інформаційно-вимірювальних систем в умовах радіопротидії тощо, мають негаусівський розподіл, відповідно потребує нових способів рішення цієї задачі.

Одним із основних підходів до проблеми негаусовості є синтез робастних процедур, до яких належать методи статистичної обробки сигналів, що зберігають показники ефективності в широкому класі сигнально-завадових ситуацій, тобто при дії завад зі змінними в часі і просторі розподілами ймовірностей значень, зокрема, імпульсних організованих завад.

Проте останнім часом увага все більше почала приділятися до нейромережевих технологій виявлення при апріорній невизначеності розподілів ймовірності сигналів та завад [1–5]. Проведені дослідження вказують на те, що вони характеризуються стійкістю до дії завад.

Тим не менш, використання оптимальних статистичних процедур також дозволяє синтезувати алгоритми, стійкі до комплексної завадової ситуації, що було продемонстровано при розгляді задачі виявлення детермінованого сигналу на фоні авторегресійної завади [6].

Беручи до уваги те, що використання нейромережевих алгоритмів в задачі виявлення сигналів поки що не набуло широкого застосування, а їх ефективність ще недостатньо досліджена, постає питання, про доцільність та можливість використання нейромереж для такого роду задач.

Таким чином, стаття зосереджена на синтезі та порівняльному аналізі ефективності алгоритмів виявлення гармонічного сигналу. Перший підхід ґрунтується на статистичному описі суміші сигналу і завад та процедурі статистичного синтезу адаптивного алгоритму виявлення сигналу. Другий – на застосуванні нейромережі в комбінації з перетворенням Фур'є.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Зацікавленість у використанні потенціалу нейро-мереж для задачі виявлення сигналів у різних сферах науки, все більше зростає [4, 5, 7–20], оскільки результати роботи нейромереж

демонструють, що вони можуть бути потужним інструментом для розв'язання такого роду задач.

Нейромережі широко використовуються для виявлення аудіосигналів у завданнях обробки мови [9]. Вони мають здатність розпізнавати мовлення, ідентифікувати звуки та виконувати завдання класифікації аудіоданих.

У роботі [8, 12] наведено змістовний аналіз використання глибинного навчання для обробки та виявлення радіолокаційних сигналів, та досліджено обмежуючі чинники, що проявляються обчислювальною складністю, обмеженням щодо розміру навчальної вибірки та особливістю архітектури та розгортання мереж.

В свою чергу в статті [13] досліджується ефективність використання нейромережевих технологій та наводиться експериментальне порівняння з існуючими радіолокаційними методами виявлення, результати якого демонструють точність запропонованих алгоритмів, та можливість підвищення показників виявлення при досить низьких співвідношень сигнал/завада.

### Постановка завдання

Попри зростаючий інтерес до технологій глибинного навчання та дослідження, що підтверджують здатність нейромереж до вирішення поставлених задач, питання щодо ефективності роботи нейромереж при дії завод, що суттєво ускладнюють процес виявлення, поки що залишається дослідженням не в повній мірі.

Таким чином в дослідженні виконується синтез алгоритмів виявлення гармонічного сигналу з невідомою фазою при використанні статистичних методів та алгоритму нейронної мережі, синтез алгоритму оцінювання параметрів завод та проводиться порівняльний аналіз ефективності отриманих алгоритмів.

### Мета статті

Мета цієї роботи полягає у синтезі двох алгоритмів виявлення гармонічного сигналу та порівняльному аналізі ефективності їх роботи.

Для досягнення поставленої мети розв'язуються такі наукові задачі:

- синтез адаптивного алгоритму виявлення сигналу на тлі корельованої авторегресійної моделі завади;
- синтез нейромережі в комбінації з перетворенням Фур'є;
- перевірка ефективності синтезованих алгоритмів при використанні методу Монте Карло.

### Виклад основного матеріалу

Синтез адаптивного алгоритму та розгортання нейромережі передбачає математичне моделювання сигналу та завади. У цьому контексті гармонічний сигнал може бути формалізований нас-ту-ним виразом (1).

$$S = U \cos(w_0 t + \varphi). \quad (1)$$

При цьому в якості математичної моделі корельованої завади прийнято авторегресійний випадковий процес  $k$ -го порядку AR- $k$ , що дозволяє описати випадкові процеси зі складним частотним спектром (2).

$$x_i = \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} + \eta_j, \quad (2)$$

де  $a_1, \dots, a_j$  – коефіцієнти авторегресійної моделі,  $\eta_j$  – відліки випадкового генеруючого процесу з заданим розподілом ймовірностей.

При подальшому синтезі доцільно представити AP процес (2) через багатовимірну щільність розподілу ймовірностей, яка може бути представлена добутком [6]:

$$f(x_1, \dots, x_n, t_1, \dots, t_n) = f(x_1, t_1) \times \prod_{i=2}^n f(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}, \dots, x_{i-\min(k,i)}, t_{i-\min(k,i)}),$$

де  $f(x_i, t_i)$  – безумовна щільність ймовірності першого значення вибірки  $x_1$ ;

$$\varphi(x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=2}^n f(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}, \dots, x_{i-\min(k,i)}, t_{i-\min(k,i)})$$

умовна щільність ймовірностей значень вибірки  $x_2, \dots, x_n$  процесу AP- $k$ .

### Адаптивний алгоритм виявлення

Статистичний підхід до задачі виявлення ґрунтується на аналізі сигналів у вибірці (2), відповідно до чого розглядаються умовні ймовірності для двох гіпотез: гіпотеза  $H_0$  передбачає наявність у вибірці лише завади, тоді як альтернативною гіпотезою  $H_1$  передбачається, що вибірка містить як заваду, так і сигнал.

З метою спрощення синтезу алгоритму виявлення будемо використовувати умовну щільність розподілу  $x_{k+1}, \dots, x_n$  значень при відомих перших значеннях  $x_1, \dots, x_k$ .

Таким чином умовна багатовимірна щільність розподілу ймовірностей гіпотези  $H_0$  буде описуватись наступним чином (3):

$$f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b = 0, H_0) = \prod_{i=k+1}^n \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left\{ -\frac{(x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j})^2}{2\sigma^2} \right\} \right]. \quad (3)$$

Відповідно до гіпотези  $H_1$ , передбачається присутність сигналу, тому умовний багатовимірний розподіл ймовірностей подається у наступному вигляді (4):

$$f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b \neq 0, H_1) = \prod_{i=k+1}^n \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \times \left( \frac{\left( (x_i - bS_i) - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} - \sum_{j=1}^k a_j \cdot bS_{i-j} \right)^2}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (4)$$

де  $b$  – сигнальний параметр;  $S_i, i = \overline{1, n}$  – значення сигналу в  $i$ -й момент часу.

Водночас з урахуванням моделі сигналу (1) розподіл (4) приймає вигляд (5):

$$f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1) = \prod_{i=k+1}^n \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \times \left( \frac{\left( (x_i - b \cos(\omega_0 t_i + \varphi) - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} - \sum_{j=1}^k a_j \cdot b \cos(\omega_0 t_{i-j} + \varphi) \right)^2}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (5)$$

Багатовимірні розподіли ймовірностей, що описані гіпотезами (3) і (5), слугують основою при синтезі оптимального алгоритму виявлення сигналу згідно відношення правдоподібності(6).

$$L(x_1, \dots, x_n, b) = \frac{f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1)}{f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b = 0 | H_0)} \quad (6)$$

Враховуючи зазначене вище локально-оптимальний, адаптивний до спектру завади алгоритм виявлення сигналу визначається максимумом похідної функції правдоподібності (5) по сигнальному параметру  $b$  в точці  $b = 0$  на множині параметрів завади, та описується (7).

$$l(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1) = \max_{\bar{a} \in \Omega_{\bar{a}}} \frac{d}{db} f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1) = \exp \left( \sum_{i=k+1}^n (x_i - \sum_{j=1}^k a_k x_{i-j}) (S_i - \sum_{j=1}^k a_k S_{i-j}) \right) \quad (7)$$

Оскільки в роботі розглядається задача детектування гармонічного сигналу з відомою частотою і невідомою фазою, необхідно сфор-

мувати фазоінваріантний алгоритм, відповідно до чого перепишемо (7) шляхом розкладання сигналу на квадратурні складові, що дозволяє представити алгоритм за амплітудою та фазою. Така форма запису алгоритму дозволяє проінтегрувати отриману статистику по фазі  $\varphi$ :

$$l(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1) = \exp(A(\bar{x}, \omega) \cos(\varphi) + C(\bar{x}, \omega) \sin(\varphi)),$$

$$\text{де } A(\bar{x}, \omega) = \sum_{i=k+1}^n (x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j}) (\cos(\omega t_i) - \sum_{j=1}^k a_j \cos(\omega t_{i-j})),$$

$$C(\bar{x}, \omega) = \sum_{i=k+1}^n (x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j}) (\sin(\omega t_i) - \sum_{j=1}^k a_j \sin(\omega t_{i-j})).$$

Це дозволяє представити  $l(x)$  у вигляді:

$$l(\bar{x}, \bar{\theta}) = \exp((R(\bar{x}, \omega) \cos(G(\bar{x}, \omega) + \varphi)) / 2\sigma^2),$$

$$\text{де } R(\bar{x}, \omega) = \sqrt{A(\bar{x}, \omega)^2 + C(\bar{x}, \omega)^2}, G(x_i, \omega) = \arctg[C(x_i, \omega) / A(x_i, \omega)].$$

Щоб отримати фазоінваріантний алгоритм, потрібно проінтегрувати отриману статистику по  $\varphi$ .

$$\lambda(\bar{x}) = \int_0^{2\pi} \exp(bR(\bar{x}, \omega) / \sigma^2) \cos(\varphi - G(\omega)) d\varphi = I_0(bR(\bar{x}, \omega) / \sigma^2),$$

де  $I_0(z)$  – модифікована функція Бесселя нульового порядку.

Функція  $\lambda(\bar{x}, R)$  є монотонною по  $R$ , таким чином можна використовувати  $R$  як тестову статистику, а вирішувальне правило прийматиме вигляд:

$$l(x_1, \dots, x_n, \bar{\theta}) = R(\bar{x}, \omega) > V(\alpha).$$

Використовуючи апроксимацію функції Бесселя на площі  $z \in [0, 10]$ :

$$I_0(z) \approx \frac{\exp(z/1.15)}{\sqrt{2\pi}}$$

Вирішувальне правило можна переписати наступним чином (8):

$$l(x_1, \dots, x_n, \bar{\theta}) = \exp(R(\bar{x}, \omega) > V(p, \alpha)) \quad (8)$$

Завдяки монотонній залежності (8) від  $R$  можна спростити алгоритм виявлення до вигляду (9) [14]:

$$\ln(l(x_1, \dots, x_n, \bar{\theta})) = R(\bar{x}, \omega) > V'(p, \alpha) \quad (9)$$

В результаті формується структура алгоритму (9), наведена на рис. 1.

Детектор складається з трьох ідентичних КІХ-фільтрів, кожен з яких містить дві лінії затримки  $Z^{-1}$ , два вагових коефіцієнта  $a_1^*$  і  $a_2^*$ , значення яких відповідають коефіцієнтам авторегресії, та визначаються в блоці оцінки параметрів  $a_{1, \dots, a_j}^*$ , і

суматор +. Квадратурні складові сигналу  $S(t)$  і  $H(t)$  подаються на верхній і нижній фільтри, а на середній – суміш сигналу і завади  $x(t)$ , що після фільтрації подається на помножувачі  $\times$ . Після чого відповідно формуються квадратурні компоненти  $A^2$  і  $C^2$ , та після відповідних математичних

перетворень, подаються до блоку обчислення статистики  $R$ , значення якого порівнюється з порогом прийняття рішення  $V$ .

У цьому випадку при перевищенні порогу на виході виявлювача генерується 1, у протилежному випадку 0.

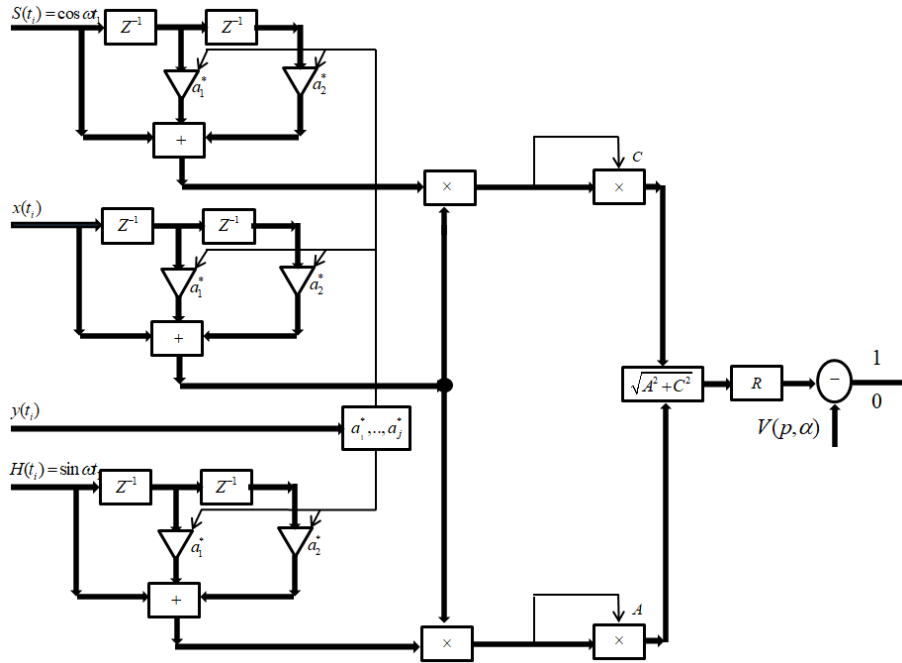


Рис. 1. Структура адаптивного алгоритму виявлення

**Оцінка параметрів завади**

Оцінювання параметрів авторегресійної моделі завади виконується на основі використання навчальної вибірки, що містить лише заваду (3).

В свою чергу синтез алгоритму оцінювання, враховуючи припущення, що умовна щільність розподілу значень авторегресійного процесу при відомих початкових значеннях може бути представлена у вигляді (3), формується на основі емпіричного байєсівського підходу, відповідно до якого беручи до уваги критерій максимуму апостеріорної щільності ймовірності, формується система рівнянь для оцінки параметрів (10).

$$\frac{d}{da_l} \ln f(x_{k+1}, \dots, x_m | x_1, \dots, x_k, \bar{a}) = 0, l = \overline{1, k}. \quad (10)$$

Відповідно до рівнянь (10), враховуючи, що в роботі завади описуються нормальним розподілом ймовірностей, оцінку параметрів можна отримати при застосуванні методу найменших квадратів (МНК), відповідно до якого синтезуються такі оцінки  $a_1^*, \dots, a_k^*$ , при яких забезпечується мінімум функції (11).

$$L = \sum_{i=1}^n \left( x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} \right)^2 \rightarrow \min z. \quad (11)$$

В свою чергу, для знаходження мінімуму функції (11) необхідно обчислити частинні похідні по невідомим параметрам авторегресійного процесу (12):

$$\begin{aligned} \frac{d}{da_l} \sum_{i=k+1}^n \ln f(x_i | x_{i-1}, \dots, x_{i-k}, \bar{a}) &= 0 \rightarrow \\ \rightarrow \phi_l &= \sum_{i=k+1}^n \left( x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} \right) \cdot x_{i-l} = 0, \quad l = \overline{1, k}. \end{aligned} \quad (12)$$

Згідно з отриманим виразом (12), при використанні МНК, формується система рівнянь, що може бути вирішена одним з методів вирішення СЛАР, до прикладу матричним методом (13).

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \sum_{i=k+1}^n x_{i-1} x_{i-1} & \dots & \sum_{i=k+1}^n x_{i-k} x_{i-1} \\ \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=k+1}^n x_{i-1} x_{i-k} & \dots & \sum_{i=k+1}^n x_{i-k} x_{i-k} \end{pmatrix}}_A \underbrace{\begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_l \end{pmatrix}}_X = \underbrace{\begin{pmatrix} \sum_{i=k+1}^n x_i x_{i-1} \\ \vdots \\ \sum_{i=k+1}^n x_i x_{i-k} \end{pmatrix}}_B. \quad (13)$$

Таким чином оцінки невідомих параметрів будуть розраховуватись як:

$$X = A^{-1}B.$$

Доцільність використання МНК, для знаходження оцінок параметрів авторегресії, на противагу методу Юла-Уокера, який є поширеним та традиційним для цієї задачі, полягає в тому, що оцінки, отримані МНК при вказаних умовах,

співпадають з оцінкою максимальної правдоподібності, тобто є обґрунтованими та асимптотично незміщеними, та мають кращу збіжність в порівнянні з методом Юла-Уокера. (Рис. 2, Рис. 3).

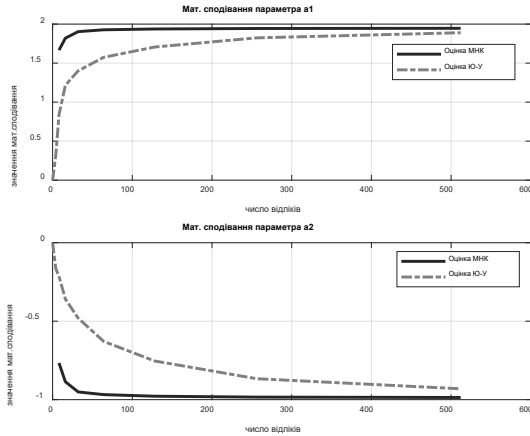


Рис. 2. Математичне сподівання оцінок параметрів авторегресії a1 та a2

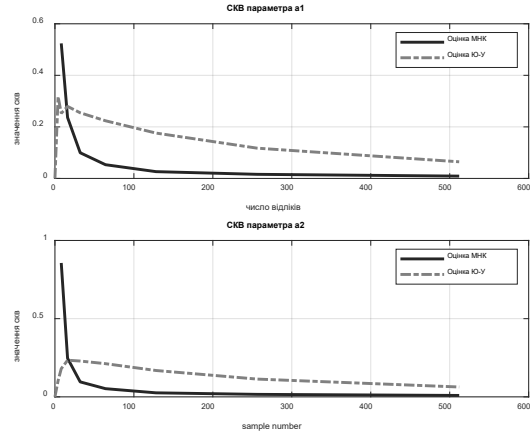


Рис. 3. СКВ оцінок параметрів авторегресії a1 та a2

**Неймережевий алгоритм виявлення**

Архітектура неймережі, синтезована для вирішення задачі виявлення гармонічного сигналу з невідомою фазою, наведена на рис. 4.

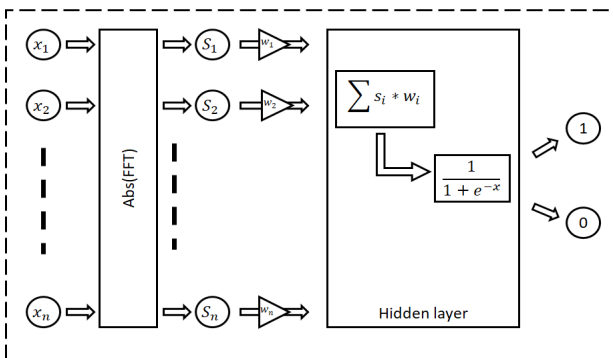


Рис. 4. Архітектура неймережевого виявлювача

Неймережевий виявлювач складається з передпроцесора, який застосовує перетворення Фур'є від вхідної вибірки  $X_1, \dots, X_n$ , що є сумішшю сигналу та завади. Коефіцієнти перетворення  $S_1, \dots, S_n$  складають вхідний шар неймережі і подаються на єдиний прихований шар з єдиним вузлом логістичної регресії.

Неймережа має наступні параметри: за типом це стандартна класифікаційна неймережа (Python Multi-layer Perceptron classifier (Sklearn MLPClassifier)) із вхідним шаром з 128-и елементів, одним прихованим шаром, що містить 1 вузол логістичної регресії, та вихідним шаром, що містить 2 класи.

Тренувальна вибірка складається з матриці коефіцієнтів Фур'є перетворення та цільового вектору з нулів та одиниць, де нуль відповідає вибірці, що містить лише заваду, а одиниця – вибірці, що містить лише сигнал.

Під час навчання коефіцієнти  $W_1, \dots, W_n$  за методом зворотнього розповсюдження помилки, набувають значень для забезпечення.

Тренувальна вибірка складається з 10 000 прикладів реалізації завади та 10 000 прикладів реалізації сигналу без завади.

Параметри завади: авторегресійний процес з коефіцієнтами ( $a_1 = 1.95, a_2 = -0.99$ ) та породжувачим гаусівським шумом з дисперсією 1. Кількість відліків реалізації  $n = 128$ .

Параметри сигналу: гармонічний сигнал із відомою частотою та випадковою фазою. Кількість відліків реалізації  $n = 128$ .

Додаткова обробка реалізації полягала у застосуванні перетворення Фур'є, взяття по модулю та подальшої нормалізації отриманих значень шляхом розділення кожного значення на сумму усіх значень вибірки.

**Комп'ютерне моделювання**

Результати моделювання роботи синтезованого адаптивного алгоритму (8) наведено на рис. 5–7, де продемонстровано спектри суміші сигналу та завади до фільтрації та після та характеристики виявлення алгоритму (рис. 7), що в свою чергу дозволяє проаналізувати ефективність його роботи.

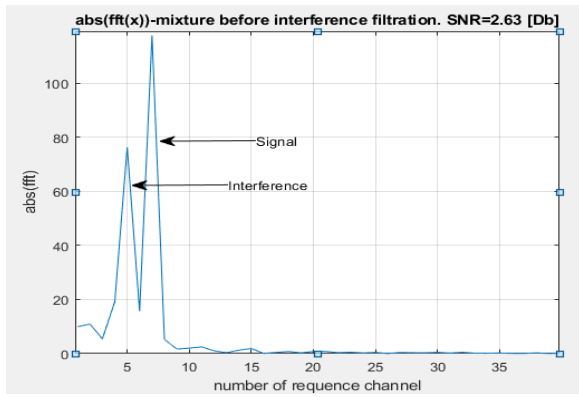


Рис. 5. Спектр суміші до фільтрації

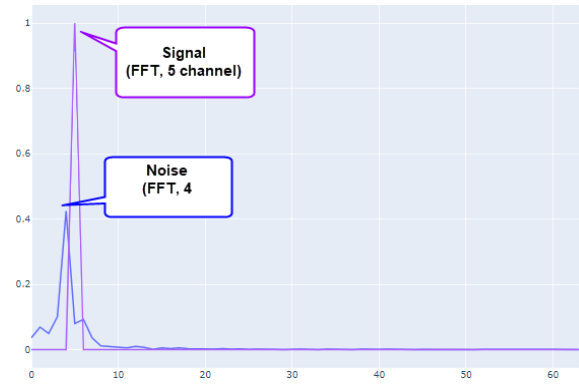


Рис. 8. Спектри сигналу і завади

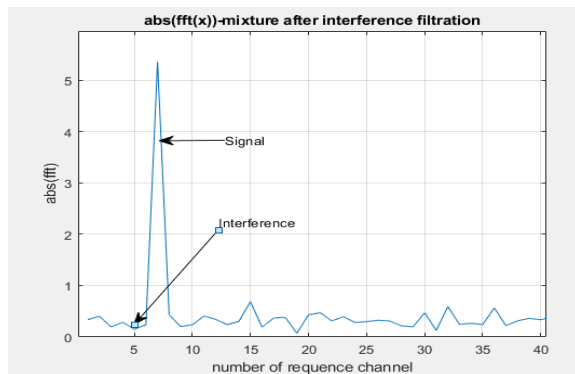


Рис. 6. Спектр суміші після фільтрації

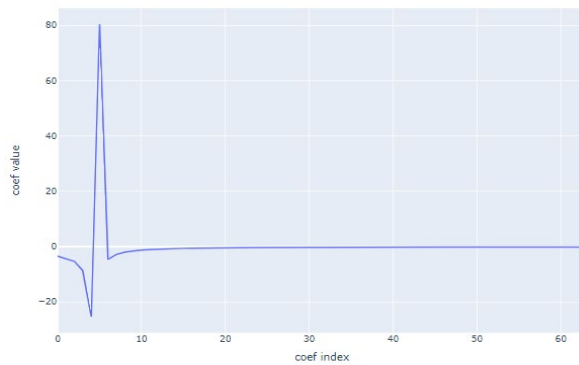


Рис. 9. Коефіцієнти мережі

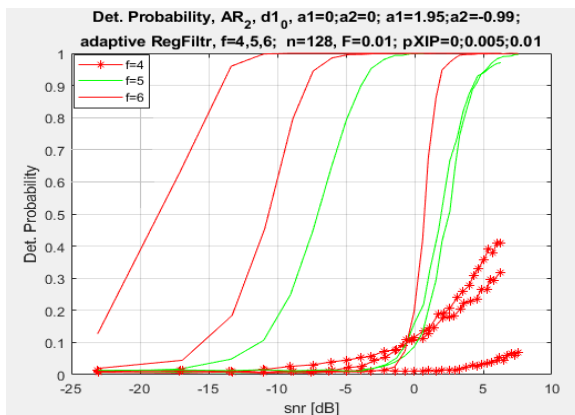


Рис. 7. Характеристики виявлення алгоритму (8) при різних частотах сигналу  $f = [4;5;6]$  та різних значеннях ймовірності появи імпульсних перешкод  $p = [0;0,005;0,01]$

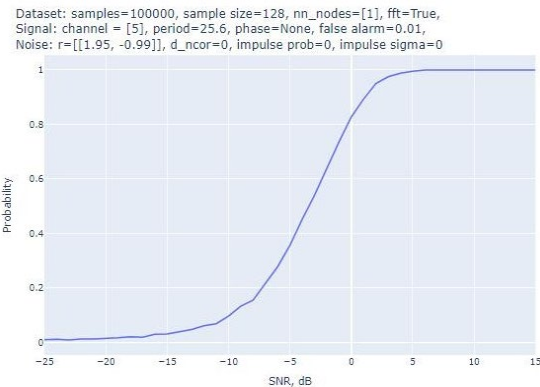


Рис. 10. Характеристика виявлення сигналу в п'ятому частотному каналі

### Сценарій тестування нейромережі

Аналіз ефективності нейромережевого алгоритму здійснювався за допомогою комп'ютерного моделювання згідно чотирьох сценаріїв.

**Сценарій 1.** Відома частота сигналу (5 канал FFT, період = 25.6), фаза сигналу випадкова. Параметри завади ( $a_1 = 1.95, a_2 = -0.99$ ) (4 канал FFT, період 32), імпульсна завада відсутня. Результати комп'ютерного моделювання наведено на рис. 8, рис. 9 та рис.10.

**Сценарій 2.** Відома частота сигналу (5 канал FFT, період = 25.6), фаза сигналу випадкова. Параметри завади ( $a_1 = 1.95, a_2 = -0.99$ ) (4 канал FFT, період 32), імпульсна завада ( $p = 0.01, d = 5$ ). Результати комп'ютерного моделювання наведено на рис. 11–13.

**Сценарій 3.** Відома частота сигналу (5 канал FFT, період = 25.6), фаза сигналу випадкова. Параметри завади ( $a_1 = 1.95, a_2 = -0.99$ ) (4 канал FFT, період 32), імпульсна завада ( $p = 0.05, d = 5$ ). Результати комп'ютерного моделювання наведено на рис. 14–16.

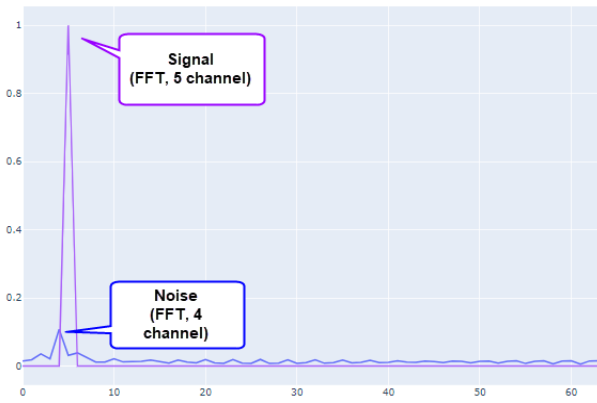


Рис. 11. Спектри сигналу і завади

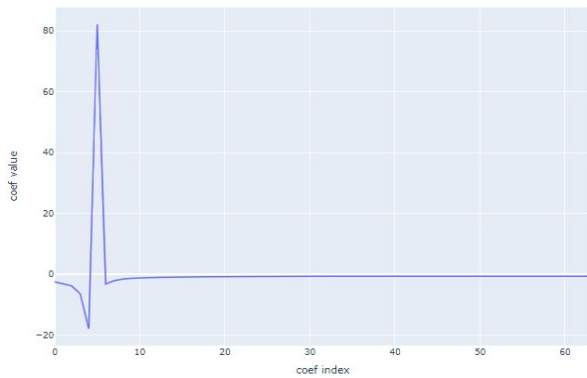


Рис. 12. Коефіцієнти мережі

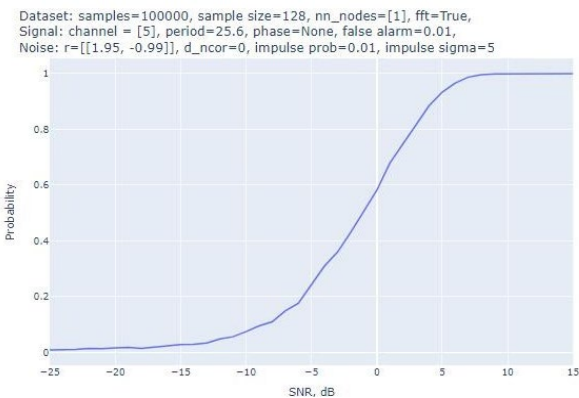


Рис. 13. Характеристика виявлення сигналу в п'ятому частотному каналі при дії імпульсної завади  $p = 0.01$

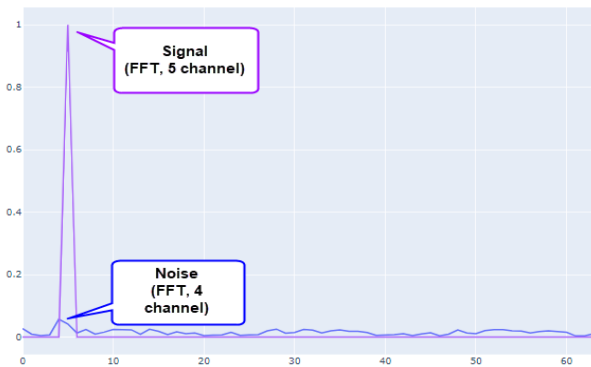


Рис. 14. Спектри сигналу і завади

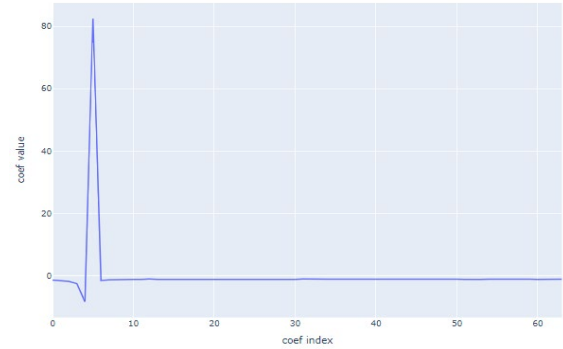


Рис. 15. Коефіцієнти мережі

Dataset: samples=100000, sample size=128, nn\_nodes=[1], fft=True, Signal: channel = [5], period=25.6, phase=None, false alarm=0.01, Noise: r=[[1.95, -0.99]], d\_ncor=0, impulse prob=0.05, impulse sigma=5

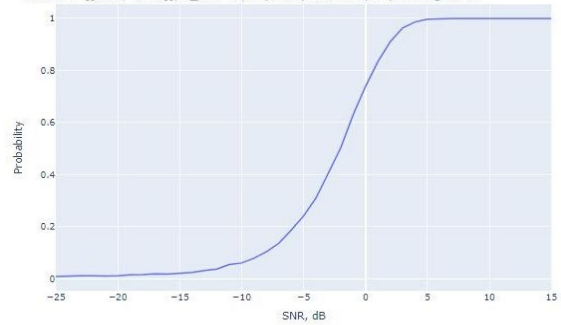


Рис. 16. Характеристика виявлення сигналу в п'ятому частотному каналі при дії імпульсної завади  $p = 0.05$ .

*Сценарій 4.* Відома частота сигналу (7 канал FFT, період = 25.6), фаза сигналу випадкова. Параметри завади ( $a1 = 1.95$ ,  $a2 = -0.99$ ) (4 канал FFT, період 32), імпульсна завада відсутня. Результати комп'ютерного моделювання наведено на рис. 17–19.

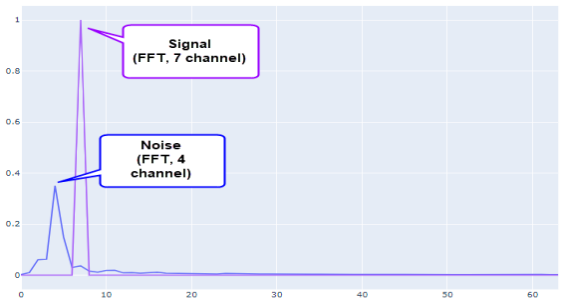


Рис. 17. Спектри сигналу і завади

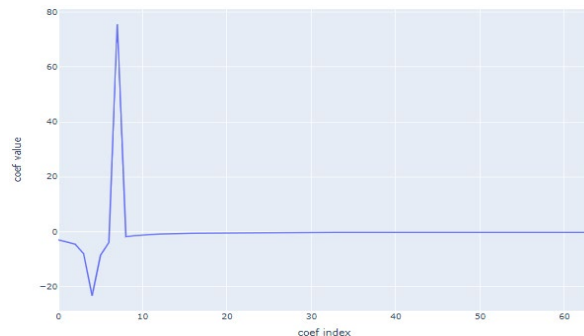


Рис. 18. Коефіцієнти мережі

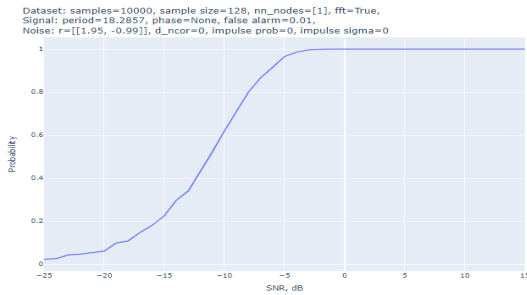


Рис. 19. Характеристика виявлення сигналу в сьомому частотному каналі. Імпульсна завада відсутня

Водночас зведені результати моделювання характеристик виявлення нейромережевого алгоритму наведено на рис. 20.

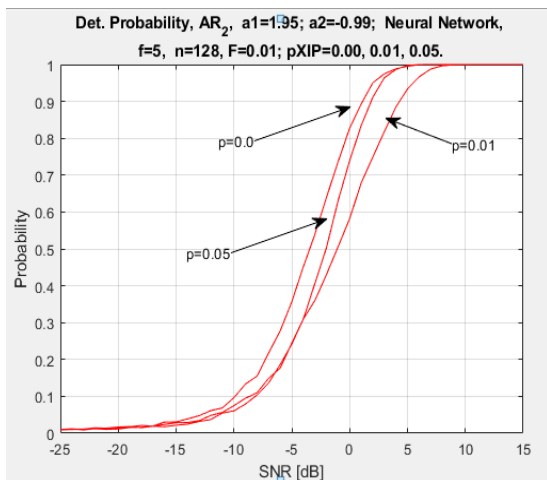


Рис. 20. Характеристики виявлення алгоритму нейронної мережі при різних ймовірностях імпульсної перешкоди

Об'єднавши результати моделювання обох алгоритмів і побудувавши загальну візуалізацію характеристик виявлення, дозволяє проаналізувати ефективність роботи синтезованих алгоритмів (рис. 21 та рис. 22).

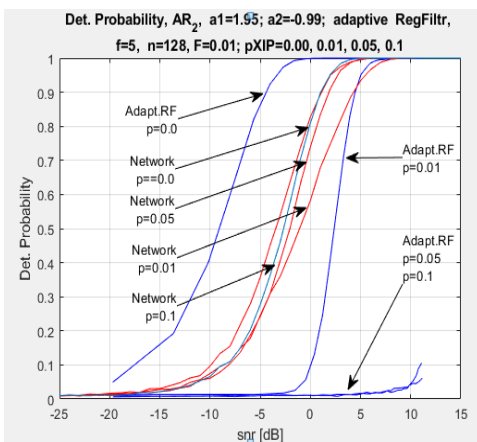


Рис. 21. Характеристики виявлення адаптивного режекторного фільтра (рис. 1) та алгоритму нейронної мережі (рис. 4) при різних ймовірностях імпульсної перешкоди. Гармонійчний сигнал знаходиться в 5-му частотному каналі ( $f = 5$ )

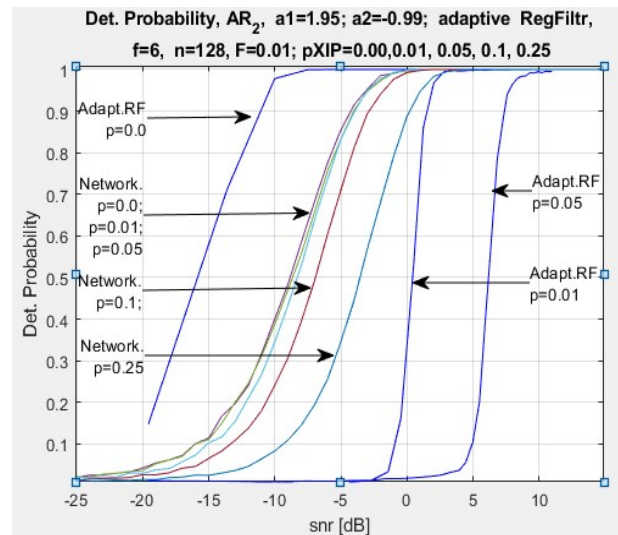


Рис. 22. Характеристики виявлення адаптивного режекторного фільтра (рис. 1) і алгоритму нейронної мережі (рис. 4) при різних ймовірностях імпульсної перешкоди. Гармонічний сигнал знаходиться в 6-му частотному каналі ( $f = 6$ )

### Висновки

Таким чином у статті було розглянуто задачу синтезу та аналізу ефективності двох алгоритмів виявлення гармонічного сигналу на фоні корельованих завад.

Синтез першого алгоритму (рис. 1) ґрунтується на статистичному підході, який використовує статистичну модель завади та апіорну невизначеність параметрів моделі завади та сигналу. В результаті формується квадратурна структура алгоритму при якій виконується оцінювання фази сигналу. Результатом такого синтезу є адаптивний фазоінваріантний детектор. В свою чергу адаптивність детектора забезпечується за рахунок блоку, в якому відповідно до синтезованого алгоритму виконується оцінка параметрів завади. Алгоритм оцінювання, враховуючи модель завади, формується при використанні методу найменших квадратів (МНК), що в порівнянні з традиційним методом Юла-Уокера демонструє кращу точність отриманих оцінок, оскільки оцінки МНК, за визначених умов по суті являють собою оцінки максимальної правдоподібності, що підтверджують результати моделювання (рис. 2 та рис.3)

Синтез другого алгоритму (рис. 4) базується на нейромережевій та препроцесорній обробці суміші сигналу та завад за допомогою алгоритму швидкого перетворення Фур'є. У цьому алгоритмі під час навчання оцінюється спектр завади і спектр сигналу. Коефіцієнти мережі відтворюють форму оптимального фільтра, подібного фільтру Вінера, де завади пригнічуються в області перешкод, а посилення відбувається в області сигналу.



Відповідно до отриманих результатів, при знаходженні сигналу в зоні перешкод (5 канал) рис. 21, при збільшенні ймовірності появи імпульсної перешкоди  $p = 0,01$  алгоритм нейронної мережі випереджає адаптивний приблизно на 3 дБ. При  $p = 0,05$  алгоритм нейронної мережі знижує ефективність приблизно на 1,5 дБ, тоді як адаптивний алгоритм втрачає ефективність. У той же час, коли спектри сигналу і завади не перетинаються (канал 6) рис. 22, алгоритм нейронної мережі зберігає свою працездатність навіть при ймовірності виникнення імпульсної завади  $p = 0,25$ . У свою чергу адаптивний алгоритм за таких умов повністю перестає працювати.

#### ЛІТЕРАТУРА

- [1] Ramamurti V., Rao S. S., & Gandhi P. P., "Neural detectors for signals in non-Gaussian noise". *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*. 1993. doi: 10.1109/icassp.1993.319160.
- [2] Allen R., "Automatic earthquake recognition and timing from single traces". *Bull. Seism. Soc. Am.*, vol. 68, no. 5, pp. 1521–1532. 1978.
- [3] Clara E. Yoon et al, "Earthquake detection through computationally efficient similarity search". *Science Advances*, Vol. 1, no. 11, e1501057. 2015
- [4] Linville L. B., "Global-and Local-Scale High-Resolution Event Catalogs for Algorithm Testing". *Seismological Research Letters*, 90(5), pp. 1987–1993. 2019.
- [5] Linville L. R., "Global to local high-resolution event catalogs for algorithm testing and source studies". *Seismol. Res. Lett.* 2019.
- [6] Prokopenko I. G., Dmytruk A. Yu., Prokopenko K. I., "Application of robust algorithms in the problem of detection of moving targets on the background of non-gaussian clutter", *Science-based Technologies*, № 1, p. 58–66. 2023. doi: 10.18372/2310-5461.57.17445.
- [7] Tian C., Hong M., Li D. and Yuan D., "Deep recurrent neural network for ground-penetrating radar signal denoising", 2022 4th International Conference on *Intelligent Information Processing (IIP)*, Guangzhou, China, pp. 85–88. 2022. doi: 10.1109/IIP57348.2022.00024.
- [8] Geng Z., Yan H., Zhang J. and Zhu D., "Deep-Learning for Radar: A Survey," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 141800–141818, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3119561.
- [9] Purwins H., Li B., Virtanen T., Schlüter J., Chang S. -Y. and Sainath T., "Deep Learning for Audio Signal Processing," in *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 13, no. 2, pp. 206–219. May 2019. doi: 10.1109/JSTSP.2019.2908700.
- [10] Nanduri A. and Sherry L., "Anomaly detection in aircraft data using Recurrent Neural Networks (RNN)," *2016 Integrated Communications Navigation and Surveillance (ICNS)*, Herndon, VA, USA, pp. 5C2-1-5C2-8. 2016. doi: 10.1109/ICNSURV.2016.7486356.
- [11] Acharya, U. R., Fujita, H., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., & Adam, M. "Application of deep convolutional neural network for automated detection of myocardial infarction using ECG signals". *Inf. Sci.*, 415, 190–198. 2017.
- [12] Jiang W, Ren Y, Liu Y, Leng J. "Artificial Neural Networks and Deep Learning Techniques Applied to Radar Target Detection: A Review." *Electronics*. 11(1), 156. 2022. doi: 10.3390/electronics11010156.
- [13] Carrera E. V., Lara F., Ortiz M., Tinoco A. and León R., "Target Detection using Radar Processors based on Machine Learning," *2020 IEEE ANDESCON, Quito, Ecuador*, pp. 1–5. 2020. doi: 10.1109/ANDESCON50619.2020.927217.
- [14] Prokopenko I., Prokopenko K., Dmytruk A., "Application of Neural Network Technologies in Signal Detection Tasks" *IEEE International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*. Kyiv, Ukraine, pp. 151–156. 2023. doi: 10.1109/UkrMiCo61577.2023.10380364.9.
- [15] Yann LeCun L. B., "Gradient-based learning applied to document recognition". *Proceedings of the IEEE*, 86(11), pp. 2278–2324. 1998.
- [16] George D. & Huerta E. A., "Deep Neural Networks to Enable Real-time Multimessenger Astrophysics". *Phys. Rev. D* 97, 044039. 2018.
- [17] Gabbard H., Williams M., Hayes F., & Messenger C., "Matching matched filtering with deep networks in gravitational-wave astronomy". *Phys. Rev. Lett.* 120, 141103. 2018.
- [18] Wang H., Cao Z., Liu X., Wu S., & Zhu J.-Y., "Gravitational wave signal recognition of O1 data by deep learning". *Phys. Rev. D* 101, 104003. 2020.
- [19] Krastev P. G., "Real-time detection of gravitational waves from binary neutron stars using artificial neural networks". *Phys. Lett. B* 803, 13533. 2020.
- [20] López M., Palma I. Di, Drago M., Cerdá-Durán P., & Ricci F., "Deep learning for core-collapse supernova detection". *Phys. Rev. D* 103, 063011. 2021.

**Прокопенко І. Г., Савченко А. С., Прокопенко К. І., Дмитрук А. Ю.**  
**ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧІ ВИЯВЛЕННЯ**  
**ГАРМОНІЧНОГО СИГНАЛУ НА ТЛІ ШИРОКОСМУГОВОЇ КОРЕЛЬОВАНОЇ ЗАВАДИ**

*Проблема ефективного виявлення сигналів залишається актуальною для багатьох сфер застосування, включаючи обробку мовних сигналів, аналіз радіолокаційних відбитків від рухомих об'єктів та метеоутворень, використання інформаційно-вимірювальних систем в умовах радіопротидії. При цьому синтез оптимальних процедур виявлення особливо ускладнюється при дії сигналів та завад, які характеризуються складним частотним спектром і не можуть бути повністю описані лише статистикою Гауса. За таких умов однією з альтернатив до проблеми негаусовості є синтез робастних процедур, що здатні зберігати показники ефективності в широкому класі сигнально-завадових ситуацій. Втім зростаючий інтерес до технології штучного інтелекту, відкрив можливість використання нейромережових технологій для виявлення сигналів в умовах дії складних негаусівських завад імпульсного типу при апріорній невизначеності розподілів ймовірності.*

*Таким чином у роботі розглянуто проблему застосування нейромережових технологій для виявлення сигналів в умовах складних переешкод з апріорною невизначеністю розподілів ймовірностей. Зокрема, в роботі виконується синтез та порівняльний аналіз двох підходів до виявлення гармонічного сигналу з невідомою фазою на фоні авторегресійної корельованої завади. Перший підхід базується на процедурі статистичного синтезу адаптивного алгоритму виявлення сигналу. Другий підхід передбачає використання нейронної мережі. Відзначено, що алгоритми нейронних мереж значно перевершують оптимальні алгоритми при моделюванні дії негаусівських імпульсних переешкод, але демонструють нижчу ефективність при дії гаусівських корельованих завад.*

**Ключові слова:** нейромережовий алгоритм, адаптивний алгоритм, авторегресійний процес, негаусівські завади.

**Prokopenko I., Savchenko A., Prokopenko K., Dmytruk A.**  
**EFFICIENCY OF USING NEURAL NETWORKS IN THE PROBLEM OF HARMONIC SIGNAL**  
**DETECTION AGAINST THE BACKGROUND OF WIDEBAND CORRELATED INTERFERENCE**

*The problem of effective detection of signals remains relevant in many fields of application, including processing of speech signals, analysis of radar prints from moving objects and meteorological formations, and use of information and measurement systems in conditions of radio countermeasures. At the same time, the synthesis of optimal detection procedures is especially complicated under the influence of signals and disturbances, which are characterized by a complex frequency spectrum and cannot be fully described only by Gaussian statistics. Under such conditions, one of the alternatives to the task of non-Gaussianity is the synthesis of robust procedures that can preserve efficiency indicators in a wide class of signal-interference situations. Nevertheless, the growing interest in AI technology has led to the potential use of neural networks to identify signals in complex non-Gaussian environments with uncertainty about probability distributions.*

*Therefore, the study examines using neural network methodologies for signal detection amidst complex obstacles with prior uncertainty regarding probability distributions. Specifically, it delves into synthesizing and comparing two methods for detecting a harmonic signal with an unknown phase amidst correlated autoregressive noise. The first method entails statistical synthesis of an adaptive detection algorithm, while the second integrates a neural network. It is highlighted that the neural network algorithm excels the statistical algorithm in the action of non-Gaussian impulse interference, yet exhibits reduced efficacy in scenarios featuring Gaussian correlated interference.*

**Keywords:** neural network algorithm, adaptive algorithm, autoregressive process, non-Gaussian disturbances.

Стаття надійшла до редакції 27.05.2024 р.  
Прийнято до друку 12.06.2024 р.