

DOI: 10.18372/2310-5461.57.17445

УДК 621.391.8

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

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

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

## ВИКОРИСТАННЯ СТІЙКИХ АЛГОРИТМІВ В ЗАДАЧІ ВИЯВЛЕННЯ РУХОМИХ ЦІЛЕЙ НА ТЛІ НЕГАУСІВСЬКИХ ЗАВАД

### Вступ

Виявлення сигналів, відбитих від рухомих цілей на тлі завад різної природи виникнення та інтенсивності, залишається і до нині актуальною проблемою радіолокації.

Основне вирішення цієї задачі ґрунтується на застосуванні ефекту Доплера, загальна концепція якого дозволяє зрозуміти різницю між частотою сигналів відбитих від рухомих цілей та сигналів відбитих від пасивних завад [1-2]. Ця відмінність була використана в методі черезперіодної компенсації, що є класичним та простим в реалізації для РЛС СРЦ (радіолокаційна система селекції рухомих цілей), однак проявляє недоліки, спричинені завадами зі складним частотним спектром, якими можуть бути відбитки від підстилаючої поверхні, гідрометеорів, зосереджених місцевих об'єктів, тобто як від поверхнево-протяжних так і від об'ємно-протяжних завад. Це призводить до ускладнення задачі виявлення корисного сигналу та необхідності розробки нових методів та алгоритмів, з метою підвищення ефективності роботи РЛС.

Запропоновані та досліджені в [3–5] адаптивні методи та алгоритми виявлення рухомих цілей показують суттєві переваги синтезованих методів над поширеним алгоритмом черезперіодної компенсації на тлі гаусівських завад. Проте суттєвим є те, що значна кількість моделей завад, які виникають у задачі радіолокаційного виявлення рухомих цілей, мають негаусівський розподіл. Така специфіка завад вимагає використання відповідних статистичних методів синтезу алгоритмів обробки.

Одним з можливих методів забезпечення стійкості алгоритмів виявлення є використання робастного підходу для їх статистичного синтезу

[6–7]. Робастний підхід полягає в застосуванні моделі розподілу ймовірностей завад, який співпадає в центральній області з гаусівським розподілом і має експоненційне спадання на краях. Така модель враховує ймовірності появи великих викидів в суміші сигналу і завади, дає змогу підвищити точність оцінки параметрів сигналу та забезпечити нечутливість до впливу складних негаусівських завад [8].

Таким чином, стаття зосереджена на синтезі алгоритму виявлення сигналу, який є стійким до впливу негаусівських завад.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Існує достатня кількість джерел присвячених дослідженню, а також синтезу алгоритмів виявлення сигналів рухомих цілей в системах СРЦ, що мають на меті покращити ефективність процесу виявлення та зменшити вплив завад на якість роботи РЛС. У працях [9–11] змістовно розглянуто використання адаптивних алгоритмів виявлення корисних сигналів на фоні пасивних завад. В джерелах [12–13] ретельно та ґрунтовно досліджено ключові моменти, що пов'язані з обробкою сигналів в системах СРЦ та описується принципи використання різних алгоритмів адаптації. В зазначених роботах увага приділяється виявленню на тлі пасивних завад, що описуються за допомогою гаусівської моделі, що є зручною та широкоживаною, однак не дозволяє в повній мірі описати розмаїтість пасивних завад, та відповідно способи їх режекції.

У працях [14–15] розкривається проблема синтезу алгоритмів виявлення на тлі негаусівських завад, та висвітлюється можливість побудови виявлювачів стійких до появи подібних завад, що є вагомим для процесу радіолокацій-

ного виявлення, однак не вказується можливість їх застосування в системах СРЦ.

**Постановка завдання**

Згідно з аналізом літературних джерел, можна зробити висновок, що задача виявлення рухомих цілей на тлі завад розкрита достатньо всебічно, опрацьовано важливі деталі, які мають значущі результати. Однак проблематика є досить багатоаспектною тому, відповідно, виникають супутні задачі, що потребують подальшого опрацювання.

В даній роботі розглянуто питання забезпечення стійкості алгоритмів виявлення до завад, які не описуються розподілом Гауса.

**Мета статті**

Метою роботи є синтез за критерієм Неймана-Пірсона алгоритму виявлення сигналів рухомих цілей, здатного забезпечувати стійкість до впливу негаусівських завад.

Для досягнення поставленої мети розв'язуються такі наукові задачі:

- синтез стійкого алгоритму виявлення сигналу на фоні завад, змодельованих за допомогою авторегресійної моделі, спричиненої збуренням Лапласа, та хаотичною імпульсною завадою;
- перевірка ефективності запропонованого алгоритму при використанні методу Монте Карло.

**Виклад основного матеріалу**

*Синтез алгоритму виявлення*

Природа завад може бути обумовлена різними явищами. Атмосферні, промислові, активні збурення, що виникають в результаті випадкової модуляції височастотних коливань шумовими, імпульсними та іншими видами завад, не завжди підпадають під гаусівську модель розподілу ймовірностей, тому є доцільним розглядати моделі негаусівських завад.

Оскільки виникнення завад під час радіолокаційного спостереження цілей є, загалом, випадковим процесом, для їх опису можна використовувати авторегресійну модель [16].

Процес авторегресії  $k$  – порядку, що дозволяє моделювати випадкові процеси зі складним частотним спектром записується:

$$x_i = \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} + \eta_j \tag{1}$$

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

Авторегресійний процес формується на виході лінійного БІХ – фільтра, на вході якого діє генеруючий (породжуючий) випадковий процес (рис. 1).

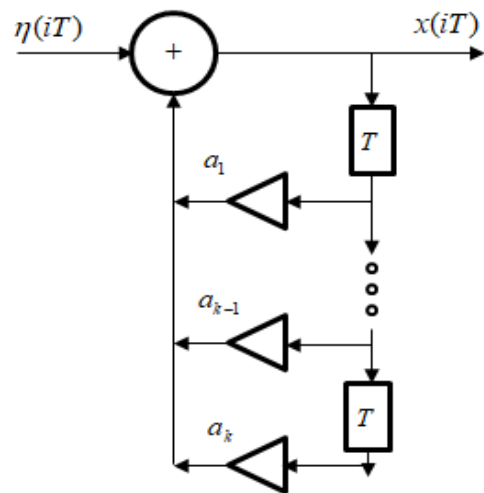


Рис. 1. Структурна схема БИХ-фільтра для формування авторегресійного випадкового процесу

В подальшому у статті буде використано багатовимірний розподіл ймовірностей процесу (1), що представлений добутком:

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

де  $f(x_i, t_i)$  – безумовна щільність ймовірностей,  $f(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}, \dots, x_{i-\min(n,i)}, t_{i-\min(n,i)})$  – умовна щільність ймовірностей процесу.

Вибірки генеруючого випадкового процесу формуються за законом розподілу Лапласа [17]. Ця модель негаусівського збурення характеризується так званими «важкими хвостами», що у свою чергу дає змогу представити складні моделі пасивних завад, прикладом яких є імпульсна завада. Відповідно, така специфіка потребує аналізу та синтезу нових, стійких до викидів алгоритмів.

Для вирішення задачі виявлення відносно реалізації вибірки (1), розглядаються умовні розподіли ймовірностей для гіпотез, які висуваються щодо отриманої вибірки: гіпотеза  $H_0$  (нульова гіпотеза) – вибірка містить лише завади; гіпотеза  $H_1$  (альтернатива) – вибірка містить завади та сигнал.

Для нульової гіпотези  $H_0$  умовна багатовимірна щільність розподілу ймовірностей генерованого авторегресійного процесу Лапласа описується:

$$f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b=0, H_0) = \prod_{i=k+1}^n \frac{1}{2\lambda(a_1, \dots, a_k)} \exp \left\{ - \frac{\left| x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} \right|}{\lambda(a_1, \dots, a_k)} \right\} \tag{2}$$

де  $\lambda(a_1, \dots, a_k)$  – масштабний параметр розподілу залишків  $z_i = x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j}$ , залежний від параметрів моделі авторегресії  $a_1, \dots, a_k$ .

В свою чергу альтернативною гіпотезою  $H_1$  передбачається, що сигнал існує, а умовний багатовимірний розподіл ймовірностей формується у вигляді:

$$f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1) = \prod_{i=k+1}^n \frac{1}{2\lambda(a_1, \dots, a_k)} \times \exp \left\{ - \frac{\left| (x_i - bS_i) - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} - \sum_{j=1}^k a_j \cdot bS_{i-j} \right|}{\lambda(a_1, \dots, a_k)} \right\}, \quad (3)$$

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

Отримані багатовимірні розподіли ймовірностей для гіпотез (2) та (3) можуть бути використані для синтезу оптимального алгоритму виявлення сигналу, що буде визначатися відношенням правдоподібності:

$$L(x_1, \dots, x_n, b) = \frac{f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b, H_1)}{f(x_{k+1}, \dots, x_n | x_1, \dots, x_k, b = 0 | H_0)}. \quad (4)$$

Зазвичай, для експоненційного сімейства розподілів використовують логарифм відношення правдоподібності, тому прологарифмувавши вираз (4) та виконавши необхідні спрощення, отримуємо:

$$\ln(L(x_1, \dots, x_n, b)) = \frac{\sum_{i=k+1}^n \left( (x_i - bS_i) - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} - \sum_{j=1}^k a_j \cdot bS_{i-j} \right)}{\lambda(a_1, \dots, a_k)} + \frac{\sum_{i=2}^n \left| x_i - \sum_{j=1}^k a_j x_{i-j} \right|}{\lambda(a_1, \dots, a_k)}. \quad (5)$$

Згідно з методом максимальної правдоподібності [18] синтез локально-оптимального вирішального правила для виявлення сигналу відомої форми на фоні авторегресійної завади з невідомими коефіцієнтам  $\bar{a} = (a_1, \dots, a_j)$  полягає у знаходженні максимуму похідної (5) відповідно до сигнального параметра  $b$  та вектора параметрів збурення  $\bar{a}$ :

$$\max_{a_1, \dots, a_k} \frac{\partial}{\partial b} \ln(L(x_1, \dots, x_n, b))_{|b=0} = \sum_{i=k+1}^n \operatorname{sgn} \left( x_i - \sum_{j=1}^k a_j^* x_{i-j} \right) \times \left( S_i - \sum_{j=1}^k a_j^* S_{i-j} \right) > V(\bar{S}, \bar{a}^*, \lambda, F) \quad (6)$$

Таким чином, в результаті отримуємо адаптивний алгоритм, що може бути представлений у вигляді структурної схеми (Рис.2), який містить процедуру оцінювання параметрів завади  $\bar{a}^* = (a_1^*, \dots, a_j^*)$  та підстановки їх значень у (6). Параметр масштабу  $\lambda$  процесу генерації  $\zeta$  в (1) вважається відомим і не буде оцінюватися. Отримана тестова статистика порівнюється з порогом прийняття рішень  $V_d(\bar{S}, \bar{a}^*, \lambda, F)$ , що є функцією послідовності значень сигналу, оцінки коефіцієнтів авторегресії  $\bar{a}^* = (a_1^*, \dots, a_j^*)$  згенерованого параметра масштабу процесу та ймовірності хибної тривоги  $\alpha$ . Рішення про наявність сигналу приймається, якщо нерівність (6) виконується, а рішення про відсутність сигналу приймається, якщо нерівність (6) відповідно обернена.

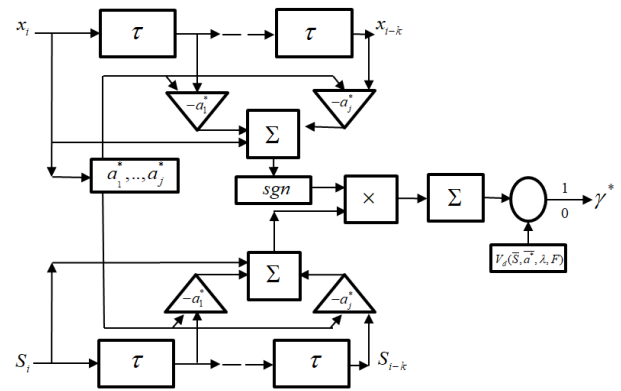


Рис. 2. Структурна схема адаптивного виявлювача

Поріг прийняття рішень обирається відповідно до заданого рівня хибної тривоги згідно з критерієм Неймана-Пірсона та в роботі розраховується при використанні методу Монте-Карло.

#### Оцінка параметрів шуму

За допомогою описаних вище формул при застосуванні робастного алгоритму, з огляду на негаусівський розподіл завад, потрібно отримати оцінки невідомих параметрів авторегресійного шумового процесу.

Для цього в роботі застосовується емпіричний байесівський підхід, згідно з яким оцінка невідомих параметрів визначається методом максимальної правдоподібності.

Для оцінювання параметрів авторегресії використовується навчальна вибірка без сигналу  $y_1, \dots, y_k$ . Беручи до уваги метод максимуму апостеріорної щільності ймовірності, можна сформулювати загальне рівняння для отримання оцінки параметрів:

$$\frac{\partial}{\partial a_k} \sum_{i=k+1}^n \ln f(y_i | y_{i-1}, \dots, y_{i-k}, \bar{a}) = 0. \quad (7)$$

На основі рівняння максимальної правдоподібності (7), при умові, що завади описуються розподілом ймовірностей Лапласа, можна використовувати метод найменшого абсолютного відхилення, який дозволяє забезпечити робастність отриманих оцінок [18].

Відповідно до методу найменшого абсолютного відхилення необхідно знайти значення параметрів оцінки, які забезпечують мінімум функції:

$$L = \sum_{i=1}^n \left| y_i - \sum_{j=1}^k a_j y_{i-j} \right| \rightarrow \min. \quad (8)$$

Для знаходження мінімуму (8) необхідно обчислити частинні похідні по невідомим параметрам авторегресійного процесу  $a_1, \dots, a_k$ , відповідно до чого отримуємо:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial a_k} \sum_{i=k+1}^n \ln f(y_i | y_{i-1}, \dots, y_{i-k}, \bar{a}) = \\ = 0 \rightarrow \phi_l = \sum_{i=k+1}^n \operatorname{sgn} \left( y_i - \sum_{j=1}^k a_j y_{i-j} \right) \cdot y_{i-l} = 0, \quad (9) \\ l = \overline{1, k}. \end{aligned}$$

Згідно з виразом (9) для оцінки невідомих параметрів, при використанні методу найменшого абсолютного відхилення, формується система нелінійних рівнянь (9).

Для розв'язку цієї системи можна застосувати метод Ньютона-Рафсона. Він дозволяє звести розв'язок нелінійних рівнянь до послідовності лінійних задач, де для кожної  $n$ -ої ітерації, функція апроксимується в околі поточного значення параметра. Таким чином можна визначити значення, яке забезпечує шуканий мінімум.

Оскільки функція  $\operatorname{sgn}()$  не диференціюється, для можливості використання методу Ньютона-Рафсона, її можна апроксимувати логістичною функцією під назвою сигмоїда:

$$\operatorname{sgn}(q) \approx S(q) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha q)} - 0,5. \quad (10)$$

Вираз (9) можна переписати наступним чином:

$$\phi'_l = \sum_{i=k+1}^n S \left( y_i - \sum_{j=1}^k a_j y_{i-j} \right) \cdot y_{i-l} = 0, \quad l = \overline{1, k} \quad (11)$$

В результаті заміни отримаємо розрахункові значення розв'язуючи рівняння (11) модифікованим методом Ньютона-Рафсона:

$$\bar{a}^*_{j+1} = \bar{a}^*_j - c_j H^{-1}(\bar{a}^*_j) \nabla \phi(\bar{a}^*_j), \quad (12)$$

де  $H = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial a_1} \phi'_1, \dots, \frac{\partial}{\partial a_1} \phi'_1 \\ \dots \\ \frac{\partial}{\partial a_1} \phi'_k, \dots, \frac{\partial}{\partial a_1} \phi'_k \end{pmatrix}$  – матриця Гессе,

$c_j = \frac{1}{1 + 0.1j}$  – коефіцієнти демпфування (загасання).

#### Комп'ютерне моделювання

Для моделювання заводового тла, що діє на вході приймача та має широкий частотний спектр, використовується випадковий процес авторегресії  $k$ -порядку, який описується відповідно до (1).

Негаусівські збурення моделюється послідовністю випадкових чисел, згенерованих за допомогою формули (1), що трансформується для опису процесу авторегресії 2-го порядку при дії шуму Лапласа на вході генеруючого фільтра. Таким чином вигляд процесу на виході фільтра залежить від заданого розподілу ймовірностей завади. Параметр масштабу приймається рівним  $\lambda = 1$ , параметр зсуву завод в роботі приймається рівним нулю, а значення коефіцієнтів  $a_1 = 1.9$ ;  $a_2 = -0.95$ .

Сигнал, відбитий від цілі, моделюється адитивною сумішшю послідовності завод та гармонічного сигналу з частотою, яка близька до спектру авторегресійних завод.

Аналіз ефективності алгоритму виконується при визначенні ймовірності правильного виявлення  $D(b)$  за заданим відношенням сигнал/завада:

$$D(b) = K(b)/N, \quad (13)$$

де  $K(b)$  – кількість одиниць виявлення сигналу,  $N$  – загальна кількість тестів.

Для дослідження робастності синтезованого алгоритму до впливу завод різної природи в роботі додатково використовувалася модель імпульсних завод з викидами, яка описується складеним розподілом:

$$\begin{aligned} f(x) = (1-p) \frac{1}{2\lambda} \exp\left(-\frac{1}{\lambda} |x|\right) + \\ + p \frac{1}{2\lambda} \exp\left(-\frac{1}{\lambda} |x-U|\right), \end{aligned} \quad (14)$$

де  $p$  – ймовірність дії імпульсних завод,  $U$  – амплітуда імпульсних завод.



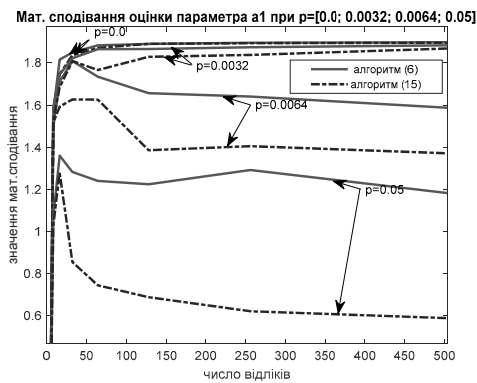


Рис. 7. Математичне сподівання оцінок параметра  $a_1$  при  $p = [0; 0.0032; 0.0064; 0.05]$

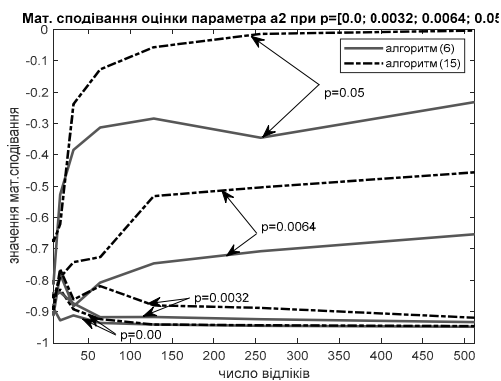


Рис. 8. Математичне сподівання оцінок параметра  $a_2$  при  $p = [0; 0.0032; 0.0064; 0.05]$

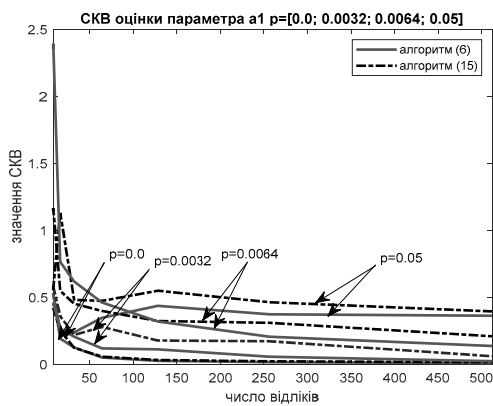


Рис. 9. СКВ оцінок параметра  $a_1$  при  $p = [0; 0.0032; 0.0064; 0.05]$

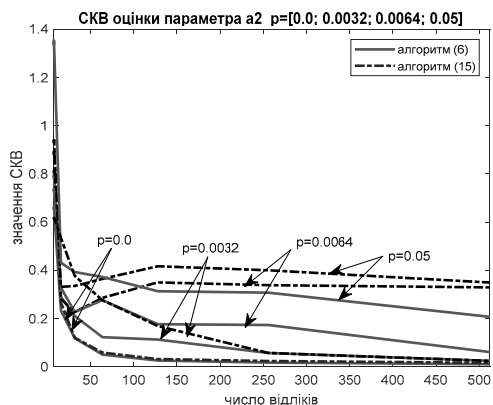


Рис. 10. СКВ оцінок параметра  $a_2$  при  $p = [0; 0.0032; 0.0064; 0.05]$

По отриманим значенням математичного сподівання та СКВ можна зробити висновок про те, що при відсутності дії ХІЗ ( $p = 0$ ), оцінки обох алгоритмів є обґрунтованими та асимптотично незміщеними, однак оцінки, що отримані при використанні робастного алгоритму мають кращу збіжність.

Також результати моделювання показують, що збільшення ймовірності появи ХІЗ ( $p \neq 0$ ) призводить до зміщення оцінок, що в свою чергу спричиняє погіршення компенсації завад, однак оцінки робастного алгоритму є набагато стійкішими в порівнянні з оцінками неробастного.

Характеристики виявлення алгоритму (6) та (15), отримані методом статистичного моделювання при різних значеннях ймовірності появи ХІЗ, наведені на рис. 11, та рис. 12.

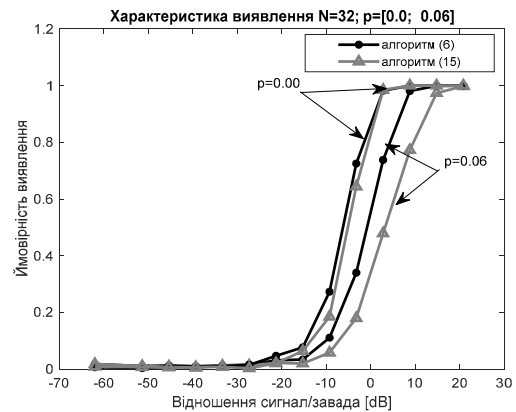


Рис. 11. Характеристики виявлення алгоритмів (6), (15). Розмір вибірки  $N = 32$ . Ймовірність хибної тривоги  $F = 0,01$

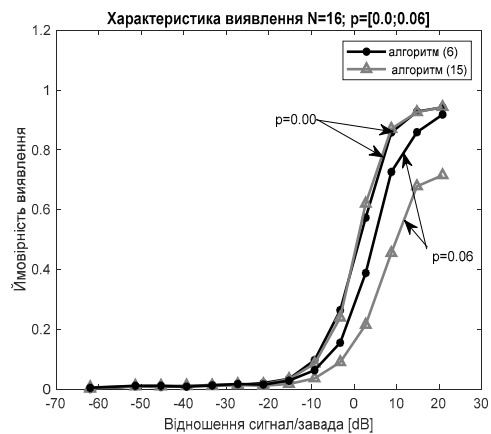


Рис. 12. Характеристики виявлення алгоритмів (6), (15). Розмір вибірки  $N = 16$ . Ймовірність хибної тривоги  $F = 0,01$

Дослідження цієї залежності показує, що ефективність алгоритмів безпосередньо залежить як від розміру вибірки так і від ймовірності появи ХІЗ.

Для кращого розуміння ефективності використання робастного алгоритму при дії негаусівських завад, в роботі також розглянуто іншу негаусівську модель, що описується  $K$ -розпо-



Методом статистичного моделювання виконано аналіз ефективності (6) при порівнянні з алгоритмом (15), що є ефективним при дії гаусівських завад, а також розглянуто їх стійкість до дії хаотичних імпульсних завад.

Отримані результати демонструють ефективність запропонованого алгоритму виявлення, та його стійкість до впливу негаусівських і хаотичних імпульсних завад. Наведені характеристики виявлення алгоритмів (6) і (15) демонструють, що за відсутності імпульсних збурень при значенні навчальної вибірки  $N = 32$ , обидва алгоритми мають подібні показники ймовірності виявлення, але синтезований стійкий алгоритм (6) показує суттєві переваги перед параметричним (15) при збільшенні ймовірності виникнення імпульсних завад. Так при  $N = 32$ , параметри форми К-розподілу  $\nu = 3$ , ймовірності дії імпульсної завади  $p = 0.06$ , та при заданій ймовірності виявлення 0.8 виграш стійкого алгоритму (6) у відношенні сигнал/завада порівняно з параметричним алгоритмом (15) складає 6 дБ, а при параметри форм  $\nu = 0.5$  (див. рис.15) і при тих самих умовах виграш досягає 10 дБ.

Зменшення обсягу навчальної вибірки ( $N = 16$ , рис. 16 і рис.17) призводить до погіршення роботи параметричного алгоритму внаслідок збільшення похибок в оцінках параметрів авторегресії, що спричиняє погіршення виявлення корисного сигналу.

#### ЛІТЕРАТУРА

- [1] Skolnik M. I. (1990). Radar Handbook (3rd ed). Boston: McGraw-Hill.
- [2] Bakulev, P. A., Stepin, V. M. (1986). Methods and Devices for Moving Target Indication. Radio i Svyaz'.
- [3] Prokopenko I. G., Omelchuk I. P., and Chyrka Y. D. (2012) "RADAR Signal Parameters Estimation in the MTD Tasks", Intl Journal of Electronics and Telecommunications, Vol. 58, No. 2, pp. 159–164. doi: 10.2478/v10177-012-0023-5.
- [4] Prokopenko I. G., Dmytruk A. Yu. (2021). "Implementation of Adaptive Algorithms in the Task of MTDI Filtration," 2021 IEEE International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, pp. 226-231. doi: 10.1109/UkrMiCo52950.2021.9716711
- [5] Prokopenko I. G., Yanovsky F. J., Lighthart L. P. (2004). "Adaptive algorithms for weather radar", Conference Proceedings - 1st European Radar Conference, EuRAD 2004, pp. 329–332.
- [6] Корнильєв Е. О., Прокопенко І. Г., Чуприн В. М. (1989). Стійкі алгоритми в автоматизованих системах обробки інформації. Техніка.
- [7] Prokopenko I.G. (2017). "Robust methods and algorithms of signal processing," IEEE Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium (MRRS) 2017, pp. 71–74. doi: 10.1109/MRRS.2017.8075029.
- [8] Launer R. L., Wilkinson G. N. (1979). Robustness in Statistics. Academic Press.
- [9] Kelly E. J. (1986). "An Adaptive Detection Algorithm", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-22, no. 2, pp. 115–127. doi: 10.1109/TAES.1986.310745.
- [10] Попов Д. І. (2017). «Адаптивне виявлення сигналів на фоні пасивних завад», Вісник НТУУ "КПІ". Радіотехніка, радіо апаратобудування, Вип. 70, С. 5–10.
- [11] Zeyu Wang, Jun Liu, Hongmeng Chen, Wei Yang. (2022) "Adaptive robust radar target detector based on Gradient test", Remote Sensing, vol. 14, no. 14: 5236. doi: 10.3390/rs14205236
- [12] Леховицький Д. І., Рябуха В. П., Жуга Г. О. (2011). «СРЦ в імпульсних РЛС: 1. Фізичний зміст і екстремальні властивості операцій оптимальної міжперіодної обробки гаусівських сигналів на тлі гаусівських пасивних завад», Прикладна радіоелектроніка, Том 10. № 4. С. 463–478.
- [13] Леховицький Д. І., Рябуха В. П., Жуга Г. О., Рачков Д. С. Семеняка А. В. (2011). «СРЦ в імпульсних РЛС: 5. Адаптивні системи міжперіодної обробки гаусових сигналів на тлі гаусових пасивних завад», Прикладна радіоелектроніка, Том 10. № 4. С. 508–525.
- [14] Xue J., Xu S., Liu J., Pan M. and Fang J. (2022). "Bayesian Detection for Radar Targets in Compound-Gaussian Sea Clutter", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 19, art no. 4020805, pp. 1–5. doi: 10.1109/LGRS.2022.3140727.
- [15] Doyuran U. C., Tanik Y. (2008) "Detection of multiple targets in non-Gaussian clutter", IEEE Radar Conference, (Rome, Italy, 2008), pp. 1–5. doi: 10.1109/RADAR.2008.4721041.
- [16] Леховицький Д. І., Кирилов І. Г. (2008). «Моделювання пасивних завад імпульсним РЛС на основі процесів авторегресії довільного порядку». Системи обробки інформації, № 3(70), С. 90–101.
- [17] Kotz S., Kozubowski T., Podgorski K. (2001). The Laplace Distribution and Generalizations. doi:10.1007/978-1-4612-0173-1\_5.
- [18] The Concise Encyclopedia of Statistics, New York: Springer, 2008, pp. 299-302, doi.org/10.1007/978-0-387-32833-1\_225
- [19] Iskander D., Zoubir A., Boashash B. (1999). "Method for estimating the parameters of the K distribution.", Signal Processing, IEEE Transactions, pp. 1147 – 1151. doi: 10.1109/78.752614
- [20] Ward K. D., Tough R.J.A. and Shepherd P. W., "Modelling sea clutter: correlation, resolution and non-Gaussian statistics", IEEE Conference Publication 449, Radar 97, pp. 95–99.



