УДК 629.7.022 **DOI:10.30837/rt.2023.3.214.07**

В.М. КАРТАШОВ, д-р техн. наук, М.В. РИБНИКОВ

МЕТОДИ КОГЕРЕНТНОЇ ОБРОБКИ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ ПЕЛЕНГУВАННЯ БПЛА

Вступ

Поточні події показують, наскільки серйозною загрозою є безпілотні літальні апарати (БПЛА), особливо дрони-камікадзе, які здатні вражати інфраструктурні об'єкти на досить великій відстані [1, 2]. Наявні засоби виявлення БПЛА є недостатньо ефективними, оскільки не дозволяють вчасно виявляти безпілотні літальні апарати, які мають малі розміри і виконують політ на малих висотах [3]. Актуальним науково-прикладним завданням є розробка нових і удосконалення існуючих методів і засобів виявлення та пеленгування БПЛА. Малі висоти польотів БПЛА змушують збільшувати кількість просторово розподілених каналів систем виявлення і пеленгування, відповідно до цього одна з вимог, що пред'являються до таких систем, це відносна дешевизна системи. Акустичний метод локації БПЛА здатен забезпечити достатню ефективність функціонування і є економічно доцільним рішенням; він може функціонувати як самостійно, так і доповнювати інші методи виявлення [4 – 6].

Енергія акустичних сигналів БПЛА розподілена в широкому діапазоні частот [7], тому при застосуванні акустичних решіток (АР) в станціях виявлення БПЛА потрібно використовувати широкосмугову обробку сигналів [5, 8]. В літературі описано два підходи до обробки широкосмугових сигналів при пеленгуванні об’єктів з використанням акустичних решіток, перший підхід – застосування вузькосмугової обробки для знаходження кута приходу сигналу на кожній з гармонік вхідного сигналу, після чого отримані результати підсумовуються. Такий підхід прийнято називати некогерентною обробкою [9], він розглянутий у [10]. Його перевагою є простота реалізації, а у якості одного з головних недоліків відзначається зниження ефективності визначення когерентних джерел сигналу і низька ефективність при малому відношенні сигнал шум (ВСШ) вхідного сигналу. Сигнали різних БПЛА можуть бути корельовані, коли у просторі знаходяться однакові типи БПЛА, а в разі, коли має місце недостатня роздільна здатність по частоті, сигнали і зовсім можуть бути когерентними. Тому при пеленгуванні великої кількості однотипних дронів ускладнюється їх поодиноке виявлення, що може становити велику загрозу, адже зараз ведуться активні розробки малих БПЛА, які працюють в групах (роях) [11].

Для підвищення ефективності визначення когерентних джерел випромінювання при некогерентній обробці можна застосувати методи прямого/зворотного просторового згладжування [12]. Однак такі алгоритми мають істотний недолік – результуюча кореляційна матриця буде меншою за вихідну, що, в свою чергу, зменшує кількість розрізнень поодиноких цілей [13]. Для обробки корельованих сигналів доцільно застосовувати інший підхід, при якому використовується когерентна обробка [14]. Перший когерентний алгоритм представлений в [15], він має назву алгоритму сигнального когерентного підпростору (CSSM). Суть цього алгоритму полягає в трансформуванні кореляційних матриць вхідного сигналу в універсальну кореляційну матрицю певної частоти, в результаті чого вже до універсальної кореляційної матриці можна застосувати один з вузькосмугових алгоритмів пеленгування, таких як MUSIC або Root MUSIC [16, 17].

В статті проаналізовано переваги і недоліки застосування когерентних алгоритмів обробки акустичних сигналів для пеленгації БПЛА з метою покращення роздільної кутової здатності по відношенню до однотипних БПЛА. Отримання якісних показників аналізованих

алгоритмів здійснювалося методом статистичного комп'ютерного моделювання в середовище Matlab.

Використання методів когерентної обробки акустичних сигналів для пеленгування БПЛА

В методах когерентної обробки з перетворенням кореляційних матриць вхідних сигналів в універсальну кореляційну матрицю певної частоти застосовується матриця трансформації, яка має діагональний вид

$$T_i = \begin{bmatrix} \frac{a(f_0,\theta_0)}{a_1(f_i,\theta_0)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{a(f_0,\theta_0)}{a_2(f_i,\theta_0)} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{a(f_0,\theta_0)}{a_M(f_i,\theta_0)} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де f_i – частота в діапазоні $f_1 \dots f_L$; $a_m(f,\theta_0)$ – вектори керування у діапазоні $a_1(f,\theta_0) \dots a_M(f,\theta_0)$; M – загальна кількість елементів в акустичній решітці; θ_0 – передбачуваний кут приходу сигналу, який знаходять при попередній оцінці напрямку сигналу.

Вектори управління АР містять інформацію про кути приходу сигналу та мають вигляд

$$a(f,\theta_0) = \exp(-j2\pi f(n-1)d\sin\theta_0 / v), \quad (2)$$

де n – елемент акустичної решітки від 1 до M; d – відстань між елементами акустичної решітки; v – швидкість поширення сигналу.

Універсальну кореляційну матрицю сигналу $V_{f_0}(f_i)$ можна знайти? застосувавши матрицю трансформації до кореляційної матриці вхідного сигналу з наступним усередненням:

$$V_{f_0} = \sum_{i=1}^{L} T(f_i) V_{xx}(f_i) T^T(f_i), \quad (3)$$

де $()^T$ – операція транспонування; $V_{xx}(f_i)$ – кореляційна матриця вхідного сигналу, яка має вигляд

$$V_{xx}(f_i) = E[x_m(f_i) x_m(f_i)^T] = A(f_i) P_{ss}(f_i) A(f_i)^T + \sigma^2 I, \quad (4)$$

де $x_m(f_i)$ – сигнал частоти f_i на вході m-го елемента АР; $A(f_i)$ – вектор амплітудно-фазового розподілу сигналу; $P_{ss}(f_i)$ – кореляційна матриця сигналу на частоті f_i, σ^2 – дисперсія шуму; I – одинична матриця.

За допомогою універсальної кореляційної матриці когерентного сигнального простору $V_{f_0}(f_i)$ можна визначити справжній напрямок приходу широкосмугового сигналу, застосувавши вузькосмуговий метод високої роздільної здатності.

Алгоритм CSSM вимагає попередньої оцінки напряму надходження сигналу θ_0. Причому чим точніше буде попередня оцінка реального напряму, тим точніше буде результуюча оцінка кута приходу сигналу.

Як початкову оцінку зазвичай використовують оцінку класичних алгоритмів, таких як CAPONE, або алгоритмів, які не потребують попереднього використання пошукових алгоритмів, наприклад Root-MUSIC. Застосування безпошукових алгоритмів при формуванні

початкової оцінки і при знаходженні результуючої оцінки дозволяє отримати виграш за часом обробки в порівнянні з пошуковими алгоритмами високої роздільної здатності. Для зменшення часу обробки слід обмежити смугу частот при формуванні початкової оцінки, а у разі застосування алгоритму для пеленгації БПЛА слід використовувати частоти, які є основними тонами акустичного сигналу цього об'єкту.

Для порівняння точності визначення напрямку БПЛА різними методами будемо розраховувати середньоквадратичне відхилення (СКВ) знайденого кута джерела сигналу від істинного напряму, яке розраховується за формулою [18]

$$RMSE = \sqrt{E\left[\frac{1}{K}\sum_{j=1}^{J}\sum_{l=1}^{K}[(\hat{\theta}_j - \varphi_j)^2]\right]}, \quad (5)$$

де $j = (1...J)$ – кількість джерел випромінювання; $l = (1...K)$ – кількість випробувань при моделюванні; E – модуль числа.

На рис. 1 наведено просторові спектри, отримані з використанням алгоритму CSSM для двох сигналів БПЛА, що надходять з напрямів 25 і 28 град. Кількість елементів МР – 30, смуга пропускання 3000 – 4000 Гц, початкова оцінка напряму знаходилася за допомогою алгоритму MUSIC, в першому випадку відхилення початкової оцінки становить 1 град, у другому випадку – 3 град.

На рис. 2 представлений графік залежності СКВ від похибки кута початкової оцінки для алгоритму CSSM, кількість випробувань при моделюванні методом Монте-Карло складає К=500.

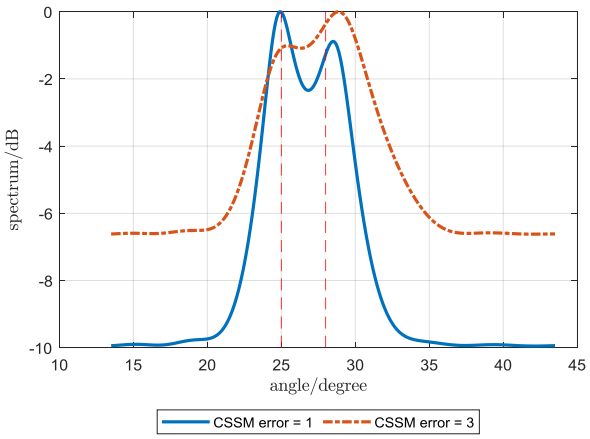

Рис. 1. Порівняння просторових спектрів, отриманих за допомогою алгоритму CSSM при похибках первинної оцінки 1 і 3 град

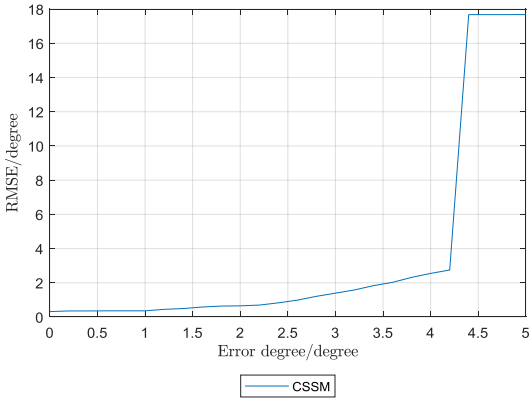

Рис. 2. Залежності СКВ оцінок алгоритму CSSM від похибки кута первинної оцінки

Зі спектрів, наведених на рис. 1, можна бачити, що спектр, отриманий при початковій похибці в 1 град, має більш глибокий провал між напрямами цілей і ця різниця становить приблизно 2 дБ. З рис 2. видно, що зі значення початкової похибки більше 4 град СКВ різко зростає, оскільки джерела сигналів в цьому випадку вже не розрізняються.

Оскільки похибка при початковій оцінці сильно впливає на підсумкову оцінку, то кореляційну обробку слід проводити за декілька ітерацій, де як початкова оцінка для другої ітерації обробки використовується результат попередньої обробки, такий підхід дозволяє поліпшити підсумкові результати кореляційної обробки.

На рис. 3 наведено просторові спектри, отримані з використанням алгоритму CSSM, для двох сигналів БПЛА, що надходять з напрямів 25 і 28 град, кількість елементів МР – 30, смуга пропускання 3000 – 4000 Гц, початкова оцінка напрямку знаходилася з використанням

алгоритму MUSIC. В першому випадку обробка проводиться один раз, в другому – два і в третьому – три рази. Похибка початкової оцінки дорівнює трьом градусам.

На рис. 4 представлений графік залежності СКВ від ВСШ для випадків, коли виконується одна, дві і три послідовні обробки одного сигналу БПЛА за допомогою алгоритму CSSM, кількість випробувань при моделюванні методом Монте-Карло складає К=500.

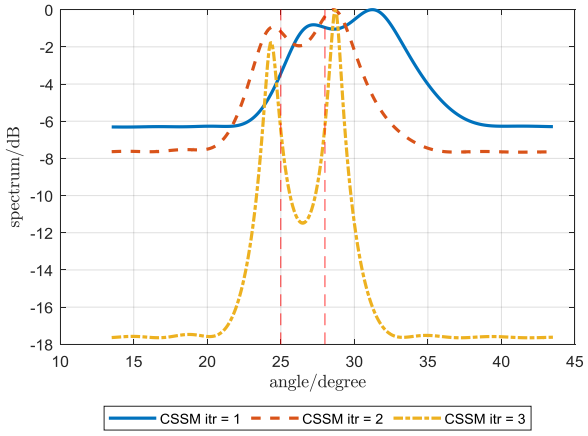

Рис. 3. Порівняння просторових спектрів сигналів БПЛА для одного, двух та трьох ітерацій послідовної обробки з використанням алгоритму CSSM

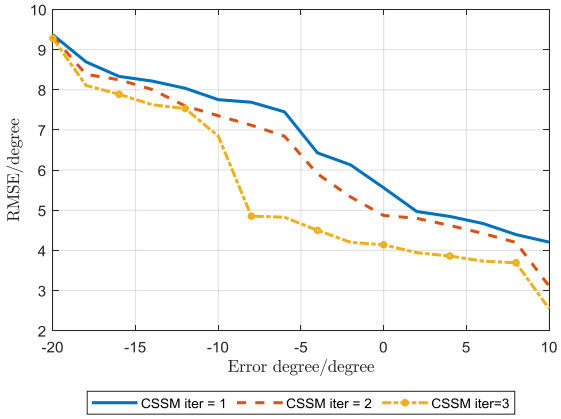

Рис. 4. Графики залежностей СКВ оцінок алгоритму CSSM від ВСШ для кількісті ітераций 1, 2 и 3

З рис. 3 можна бачити, що в першому випадку підсумкова оцінка має великі похибки у визначенні кутів, у другому – оцінки ближче до істинних значень напрямів, у третьому – провал між напрямами приходу сигналів значне більше, а точність їх визначення вище.

З рис. 4 випливає, що у третьому випадку спостерігається найменше відхилення оцінки від істинного значення кута у всьому діапазоні ВСШ.

На рис. 5 представлений графік залежності СКВ від ВСШ: у першому випадку для формування початкової оцінки використовується алгоритм IMUSIC, у другому – алгоритм IMUSIC-NAM, який є модифікованим IMUSIC і показує кращі результати при обробці всієї смуги частот [16], у третьому випадку використовується класичний алгоритм CAPONE і в останньому випадку використовується безпошуковий алгоритм ROOT-MUSIC. Кількість випробувань при моделюванні методом Монте-Карло – К=500.

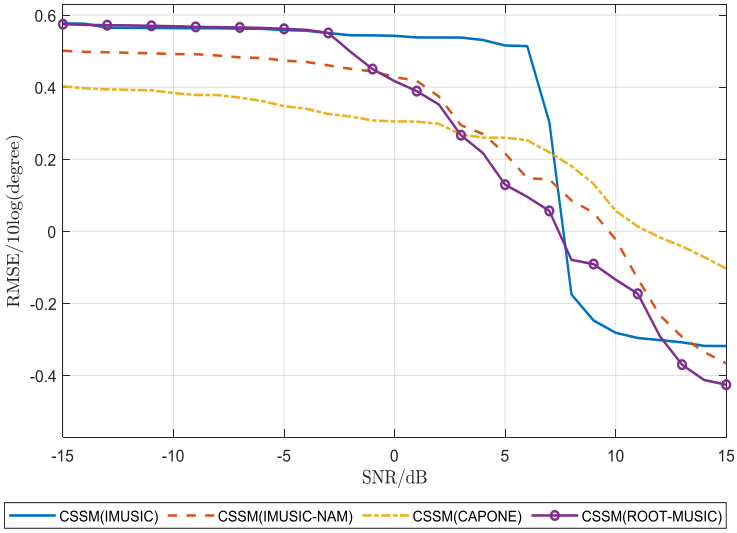

Рис. 5. Графики залежностей СКВ оцінок алгоритму CSSM від ВСШ при первинній обробці сигналу з використанням алгоритмів IMUSIC, IMUSIC-NAM, CAPONE, ROOT-MUSIC

Графіки рис. 5 показують, що в першому випадку підсумкова оцінка при формуванні початкової оцінки з використанням алгоритму IMUSIC має велику похибку в області низьких ВСШ, але значення похибки помітно покращується в області високого ВСШ. У третьому випадку для формування попередньої оцінки використовується класичний алгоритм CAPONE, в цьому випадку алгоритм CSSM показує меншу похибку при низькому відношенні сигнал-шум, проте він програє алгоритмам, які використовують розкладання за власними значеннями, в області високого ВСШ. При використанні алгоритму ROOT-MUSIC для формування початкової оцінки алгоритм CSSM показує найкращий результат в області середніх та високих значень ВСШ, крім цього алгоритм ROOT-MUSIC є безпошуковим, що дозволяє зменшити час обробки.

Алгоритм CSSM просторово перетворює як сигнали, так і шуми. Для отримання асимптотично ефективних оцінок можна використовувати власні вектори простору сигналу. Такий підхід застосовується в алгоритмі середньоквадратичного простору сигналу (WAVES). Алгоритм заснований на методі підбору зваженого простору [18]; так само як і алгоритм CSSM він використовує матриці трансформації, проте застосовуються вони до зважених векторів власних значень, що охоплюють сигнальний простір. Напрямки джерела сигналу за алгоритмом WAVES можна знайти, вирішивши задачу мінімізації виду:

$$\hat{\theta}_k = \arg\min \left\{ \sum_{i=1}^{L} \left| A(f_i,\theta) Y(f_i) - E_s(f_i) G(f_i) \right|^2 \right\}, \tag{6}$$

де $Y(f_i)$ – сигнал на виході елементів акустичної решітки на частоті f_i; $E_s(f_i)$ – матриця власних векторів, що охоплює сигнальний простір, $G(f_i)$ – вагова діагональна матриця, яка знаходиться за виразом

$$G(f_i) = \frac{e_k(f_i) - \sigma^2}{\sqrt{e_k(f_i)\sigma^2}}, \tag{7}$$

де $e_k(f_i)$ – власні значення, що охоплюють сигнальний простір, σ^2- дисперсія шумів, яка може бути знайдена як власні значення, що охоплюють шумовий простір e_n.

Алгоритм WAVES використовує нову матрицю $F(f_i)$ з рангом D, в якій матриця перетворення $T(f_i)$ застосовується до виваженої матриці власних значень і має вигляд

$$F(f_i) = [T(f_1)E_s(f_1)G(f_1),\ T(f_2)E_s(f_1)G(f_2)\ \ldots\ T(f_L)E_s(f_L)G(f_L)]. \tag{8}$$

Через шум ранг матриці буде повним, і після застосування алгоритму SVD – сингулярного розкладання до цієї матриці можуть бути отримані універсальні власні значення, що охоплюють простори сигналу і шуму:

$$SVD\{F(f_i)\} = [E_s\ E_n] = \begin{bmatrix} e_s & 0 \\ 0 & e_n \end{bmatrix}. \tag{9}$$

Матриця власних векторів шуму з формули (9) може бути використана вузькосмуговим надроздільним методом для знаходження кутів приходу сигналу. На рис. 5 зображено просторові спектри, отримані з використанням алгоритмів CSSM і WAVES для двох сигналів БПЛА, що надходять з напрямків 25 і 28 град. Кількість елементів МР – 30, смуга пропускання 3000 – 4000 Гц, відношення сигнал-шум 0 дБ.

На рис. 6 надано залежності СКВ оцінок алгоритмів IMUSIC, CSSM, WAVES від ВСШ в діапазоні від -20 до 10 дБ, для сигналів БПЛА з напрямків 25 і 28 град, кількість елементів МР – 36 , смуга пропускання 3000 – 4000Гц, кількість випробувань при моделюванні К=500.

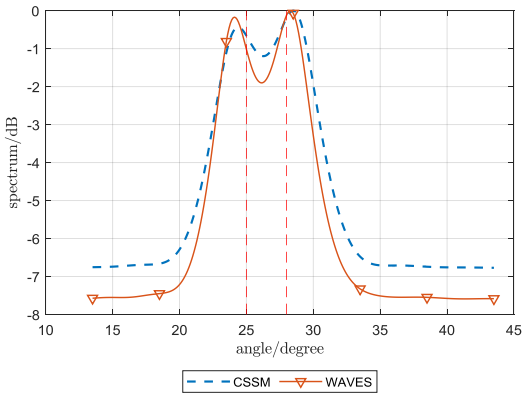

Рис. 5. Порівняння просторових спектрів, отриманих з використанням алгоритмів CSSM і WAVES для сигналів БПЛА з напрямів 25 і 28 град

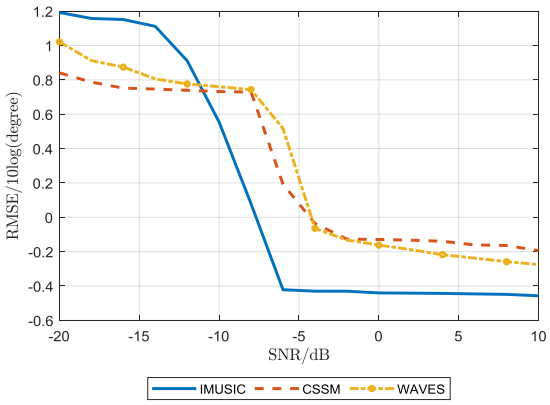

Рис. 6. Графики залежностей СКВ оцінок алгоритмів IMUSIC, CSSM, WAVES від ВСШ

З рис. 5 видно, що при оцінці напрямів надходження сигналів за допомогою алгоритму WAVES має місце суттєва можливість розрізнення сигналів від різних джерел випромінювання за рахунок глибшого провалу між напрямами сигналів. Це досягається за рахунок використання векторів власних значень сигналу замість кореляційних матриці.

На рис. 6 можна бачити, що в області високих ВСШ некогерентний алгоритм IMUSIC має менші значення СКВ порівняно з когерентними, в той час як при низьких ВСШ когерентні алгоритми CSSM та WAVES показують себе краще. В області високих ВСШ алгоритм WAVES показує кращі результати в порівнянні з CSSM, в той час як в області низьких ВСШ алгоритм CSSM краще WAVES.

Роздільна обробка сигналів БПЛА при значної їх кількості на вході системи пеленгування

Обробка значної кількості когерентних сигналів, що надходять від БПЛА, є досить складним завданням, причому зі збільшенням числа джерел сигналів якість оцінок визначення напрямів на БПЛА знижується. З метою збільшення ефективності визначення напрямів близько розташованих джерел сигналів може застосовуватися алгоритм CLEAN [19], суть якого полягає в послідовному видаленні найбільш сильних сигналів із даних, що спостерігаються.

Так сигнал, відфільтрований з деякого напряму, описується виразом

$$S(f_i,\theta_n)=[A(f_i,\theta_n)^T A(f_i,\theta_n)]^{-1}A(f_i,\theta_n)Y(f_i), \quad (10)$$

де $Y(f_i)$ – вектор вхідного сигналу.

Розділені за напрямами сигнали можна знайти наступним чином:

$$y_{i,n}=Y(f_i)-A(f_i,\theta_n)S(f_i,\theta_n). \quad (11)$$

Тоді кореляційна матриця розділеного векторного вхідного сигналу матиме вигляд

$$V(f_i,\theta_n)=E[y_{i,n}y_{i,n}{}^T], \quad (12)$$

а універсальна кореляційна матриця CSSM CLEAN набуде вигляду

$$V_{f_0} = \sum_{n=1}^{L}\sum_{i=1}^{N} T(f_i,\theta_n)V(f_i,\theta_n)T^T(f_i,\theta_n). \quad (13)$$

У разі поділу джерел випромінювання для алгоритму WAVES він набуває вигляду

$$F(\theta_n) = [T(f_1,\theta_n)E_s(f_1,\theta_n)G(f_1,\theta_n),\ T(f_2,\theta_n)E_s(f_1,\theta_n)G(f_2,\theta_n) \\ \dots\ T(f_L,\theta_N)E_s(f_L,\theta_N)G(f_L,\theta_N)] \quad (14)$$

Універсальні власні значення охоплюють простори сигналу і шуму для кожного джерела випромінювання і в порядку зростання їх можна знайти за виразом

$$U(\theta_n) = SVD\{F(\theta_n)\}. \quad (15)$$

Тоді власні значення, які охоплюють простір шуму, будуть відповідати найменшим власним значенням:

$$U_n(\theta_n) = (U_D(\theta_n),...,U_M(\theta_n)), \quad (16)$$

де D – кількість джерел сигналу.

Універсальна кореляційна матриця власних значень шуму матиме вигляд

$$R_{f0} = \sum_{n=1}^{L} U_u(\theta_n)U_u(\theta_n)^T. \quad (17)$$

На рис. 7 зображено просторові спектри, отримані за допомогою алгоритмів CSSM-CLEAN та WAVES-CLEAN для двох сигналів БПЛА, що надходять з напрямків 25 і 28 град, при відношенні сигнал шум 0 дБ. Кількість елементів АР – 30, смуга пропускання 3000 – 4000 Гц, початкову оцінку отримано з використанням некогерентного алгоритму IMUSIC.

На рис. 8 подано залежності СКВ оцінок напрямів алгоритмів CSSM-CLEAN, WAVES-CLEAN від ВСШ в діапазоні ВСШ від -20 до 10 дБ при впливі сигналів БПЛА з напрямів 25 і 28 град, при кількості елементів МР – 36, смузі пропускання 3000 – 4000 Гц, кількості випробувань при моделюванні К=500.

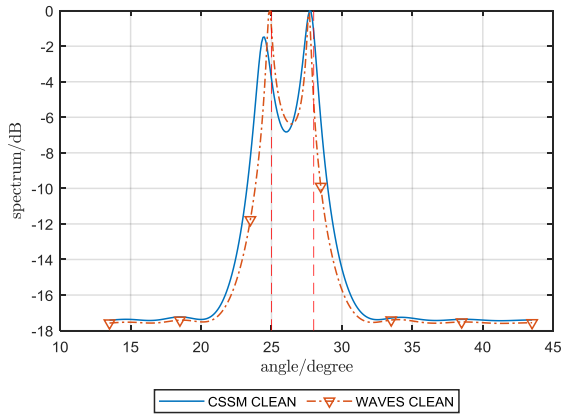

Рис. 7. Порівняння просторових спектрів, отриманих з використанням алгоритмів CSSM-CLEAN и WAVES-CLEAN, для сигналів БПЛА з напрямів 25 и 28 град

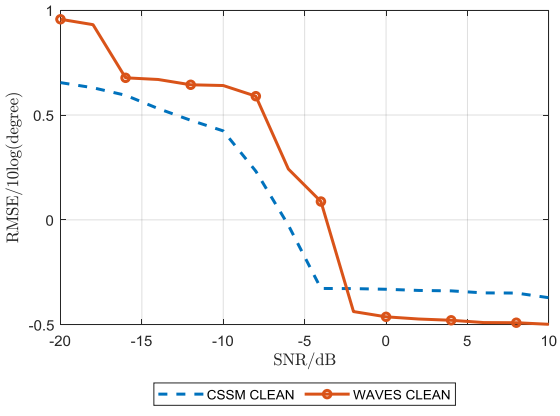

Рис. 8. Графики залежностей СКВ оцінок алгоритмів CSSM-CLEAN, WAVES-CLEAN від ВСШ

Відповідно до рис. 7 алгоритм WAVES-CLEAN дає більш точні оцінки напрямів джерел випромінювання у порівнянні з алгоритмом CSSM-CLEAN.

Як бачимо з рис. 8, в області високих ВСШ алгоритм WAVES-CLEAN має менші значення СКВ, в той час як при низьких ВСШ алгоритм CSSM-CLEAN показують кращі результати.

Висновки

Ефективне виявлення, спостереження і пеленгування великих груп малих БПЛА за акустичним сигналом потребує високої роздільної здатності по кутовим координатам від алгоритмів обробки сигналів, що використовуються. Надроздільні алгоритми забезпечують високу роздільну здатність для некорельованих сигналів, але втрачають свою ефективність при пеленгуванні однотипних БПЛА, сигнали яких мають певну ступінь кореляції. В когерентних алгоритмах застосовується фокусування і перетворення кореляційних матриць вхідного сигналу для отримання єдиної універсальної матриці коваріації, яка відповідає широкосмуговому вхідному сигналу. Це дозволяє не тільки розрізняти джерела випромінювання когерентних сигналів, але і більш ефективно працювати при низькому відношенні сигнал-шум.

Проте алгоритми когерентної обробки сигналів мають деякі недоліки, один з основних – це необхідність формування попередніх оцінок напрямів надходження сигналів, від точності яких значною мірою залежатиме точність результуючої оцінки. Для збільшення точності результуючої оцінки когерентну обробку слід виконувати кілька разів, причому результат попередньої обробки використовується як попередня оцінка для наступної обробки, і чим ближче початкова оцінка до істинної, тим менше буде потрібна кількість ітерацій для точного визначення напрямку джерел сигналу. Недоліком когерентних алгоритмів є також висока чутливість до помилок, наприклад, наявність помилок визначення напрямку на окремих частотах може сильно позначатися на результаті підсумкової оцінки. Тому в процесі обробки потрібно відокремлювати частотні компоненти, що мають низьке відношення сигнал-шум. Ще однією проблемою є зниження ефективності алгоритмів при збільшенні числа джерел сигналу. В статті показано, що поділ джерел сигналів і обробка їх окремо збільшує точність визначення напрямів, проте це також збільшує обчислювальну складність алгоритму.

За результатами моделювання показано, що когерентні алгоритми ефективніше працюють в області низького ВСШ, тоді як деякі алгоритми краще показують себе в області високого ВСШ. Застосування безпошукових методів для формування попередньої та результуючої оцінок напрямку сигналу, дозволяють отримати виграш за часом обробки порівняно з некогерентними надроздільними алгоритмами. WAVES показує кращі результати в області високого відношення сигнал-шум, проте в області низького відношення сигнал-шум програє методу CSSM. Метод WAVES більш обчислювально витратний порівняно з методом CSSM, оскільки використовує матрицю власних векторів замість кореляційної матриці сигналу.

Таким чином, застосування алгоритмів когерентної обробки сигналів може покращити результати виявлення та пеленгації великої кількості однотипних БПЛА. Подальші зусилля щодо вдосконалення когерентних алгоритмів слід спрямувати на розробку безпошукового алгоритму обробки та на зменшення впливу помилок попередніх оцінок на результуючу оцінку напрямів джерел випромінювання акустичних сигналів.

Список літератури:

1. Królikowski, Hubert. (2022). The Use of Unmanned Aerial Vehicles in Contemporary Armed Conflicts – Selected Issues. Politeja. 19. 10.12797/Politeja.19.2022.79.02.

2. Adam Lowther, Mahbube K.S. Combat Drones in Ukraine // Air & Space Operations Review 2022 / Vol. 1, No. 4, WINTER 2022

3. Карташов В. М., Олейников В. Н., Шейко С. А., Бабкин С. И., Корытцев И. В., Зубков О. В. Особенности обнаружения и распознавания малых беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника. 2018. Вып. 195. С. 235–243.

4. Олейников В.Н., Зубков О.В, Карташов В.М., Корытцев И.В., Бабкин С.И., Шейко С.А, Селезнев И.С. Экспериментальная оценка эффективности аглоритмов пеленгования беспилотных летательных аппаратов по акустическому излучению // Радиотехника. 2019. Вып. 199. С. 29–37.

5. Карташов В.М., Корытцев И.В, Олейников В.Н., Зубков О.В., Корытцев И.В., Бабкин С.И., Шейко С.А., Селезнев И.С. Алгоритмы пеленгации беспилотных летательных аппаратов по их акустическому излучению // Радиотехника. 2019. Вып. 196. С. 22–31.

6. Карташов В.М., Олейников В.Н., Воронин В.В., Рябуха В.П., Капуста А.И., Рыбников Н.В., Селезнев И.С. Методы комплексной обработки и интерпретации радиолокационных, акустических, оптических и инфракрасных сигналов беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника. 2020. Вып. 202. С. 173–182.

7. Kartashov V., Oleynikov V., Koryttsev I., Sheiko S., Zubkov O., Babkin S. Processing of Wide Band Acoustic Signals During Detection of Unmanned Aerial Vehicles // 2020. IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW). Kharkiv, Ukraine, September 21 – 25. Vol. 1 on 2020 IEEE 12th International Conference on Antenna Theory and Techniques (ICATT). P. 35–39.

8. Oleynikov V.N., Kartashov V.M., Babkin S. I., Zubkov O.V., Korytsev I.V., Sheiko S.A., Seleznov I.S. Structure and Parameter Unmanned Aerial Vehicles Sound Fields // Telecommunications and Radio Engineering. 2020. Vol. 79, №17. P.1539–1550.

9. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Zubkov O.V., Korytsev I.V., Babkin S. I., Sheiko S.A. Kolendovskaya M.M. Spatial-temporal Processing of acoustic Signals of Unmanned Aerial Vehicles // Telecommunications and Radio Engineering. 2020. Vol. 79, №9. P. 769–780.

10. T. Engin Tuncer, Benjamin Friedlander / Classical and Modern Direction-of-Arrival Estimation, 2009.

11. Mitch Campion, Prakash Ranganathan, and Saleh Faruque. 2018. UAV swarm communication and control architectures: a review // Journal of Unmanned Vehicle Systems. 7(2): 93–106. https://doi.org/10.1139/juvs-2018-0009

12. Карташов В.М. Рибников М.В., Карташов О.В., Посошенко В.О. Аналіз методів акустичної пеленгації безпілотних літальних апаратів // Радіотехніка. 2022. Вип. 210. С. 104–112.

13. Pillai S. U. and Kwon B. H. Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1989. Vol. 37, no. 1. P. 8–15, Jan., doi: 10.1109/29.17496.

14. Wang H., Kaveh M. Coherent signal-subspace processing for the detection and estimation of angles of arrival of multiple wide-band sources // IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process. 1985. Vol. 33, No. 4. P. 823–831.

15. Schmidt R. Multiple emitter location and signal parameter estimation // IEEE Trans. Antennas Propag. 1986. Vol. 34, No. 3. P. 276–280,

16. Wong K. T. and Zoltowski M. D. Uni-vector-sensor ESPRIT for multisource azimuth, elevation, and polarization estimation // IEEE Transactions on Antennas and Propagation. 1997. Vol. 45, No. 10. P. 1467–1474, Oct., doi: 10.1109/8.633852.

17. Wang Ben, Wang Wei, Gu Yujie, Lei Shujie. Underdetermined DOA Estimation of Quasi-Stationary Signals Using a Partly-Calibrated Array // Sensors. 2017, 17, 702.

18. E. D. di Claudio, R. Parisi. WAVES: Weighted average of signal subspaces for robust wideband direction finding // IEEE Trans. Signal Process. 2001. Vol. 49, No. 10. P.2179–2191.

19. Clark B. G. An efficient implementation of the algorithm 'CLEAN // Astronomy and Astrophysics. 1980. 89: 377.

Надійшла до редколегії 25.09.2023

Відомості про авторів:

Карташов Володимир Михайлович – д-р техн. наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, завідувач кафедри медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем, Україна; email: volodymyr.kartashov@nure.ua; ORCID: https://orcid.org/0000-0001-8335-5373

Рибников Микола Володимирович – Харківський національний університет радіоелектроніки, аспірант кафедри медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем, Україна; email: mykola.rybnykov@nure.ua; ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1340-8788