

УДК. 621.391

Хоменко П. В. ORCID: 0000-0002-8543-1971 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
канд. техн. наук, професор Радзівілов Г. Д. ORCID: 0000-0002-6047-1897 (ВІТІ ім. Героїв Крут)

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ УПРАВЛІННЯ ДІАГРАМОЮ НАПРАВЛЕНОСТІ SMART АНТЕН НА РУХОМИХ ОБ'ЄКТАХ

У роботі здійснено системний аналіз сучасних методів та алгоритмів управління діаграмою направленості Smart антен, що застосовуються на рухомих об'єктах у динамічних умовах. Розглянуто теоретичні основи адаптивного формування діаграми направленості, принципи цифрового формування променя (Digital Beamforming), а також особливості функціонування алгоритмів LMS, NLMS, RLS, MUSIC, ESPRIT, PSO та GA. Проаналізовано їх переваги, недоліки та умови ефективного застосування з урахуванням швидкості адаптації, обчислювальної складності, точності оцінки напрямку приходу сигналів (DOA) та стійкості до завад.

У ході дослідження встановлено, що алгоритми класу LMS/NLMS забезпечують просту реалізацію та високу швидкість, але обмежені точністю в умовах інтенсивних завад. Методи RLS характеризуються покращеною збіжністю, проте потребують значних обчислювальних ресурсів. Алгоритм MUSIC демонструє високу роздільну здатність при визначенні напрямку приходу сигналів, однак малопридатний до використання в реальному часі через складність спектрального аналізу. Стохастичні та еволюційні алгоритми (PSO, GA) виявили потенціал для оптимізації фазових і амплітудних параметрів антенних елементів, але мають низьку швидкість збіжності при змінних умовах.

Результати аналітичного огляду свідчать про актуальність задачі створення комбінованих і адаптивних підходів, які поєднують високу точність оцінювання з оперативною реакцією на зміни середовища. Отримані висновки можуть бути використані як теоретична основа для подальших досліджень у напрямку розробки нових методів управління діаграмою направленості Smart антен на рухомих об'єктах, зокрема із застосуванням машинного навчання та інтелектуальної оптимізації.

Ключові слова: Smart антени, адаптивне управління, діаграма направленості, антенна решітка, цифрове формування променя, адаптація сигналу, просторове фільтрування, напрям приходу сигналу, багатопроменевість, завади, MANET, БпЛА.

P. Khomenko, H. Radzivilov. Analysis of methods and algorithms for controlling the direction pattern of smart antennas on moving objects

The paper presents a systematic analysis of modern methods and algorithms for controlling the directivity pattern of Smart antennas used on moving objects in dynamic conditions. The theoretical foundations of adaptive directivity pattern formation, the principles of digital beamforming (Digital Beamforming), as well as the features of the functioning of the LMS, NLMS, RLS, MUSIC, ESPRIT, PSO and GA algorithms are considered. Their advantages, disadvantages and conditions for effective application are analyzed, taking into account the speed of adaptation, computational complexity, accuracy of estimating the direction of arrival of signals (DOA) and resistance to interference.

The study found that LMS/NLMS class algorithms provide simple implementation and high speed, but are limited in accuracy under conditions of intense interference. RLS methods are characterized by improved convergence, but require significant computational resources. The MUSIC algorithm demonstrates high resolution in determining the direction of arrival of signals, but is not suitable for real-time use due to the complexity of spectral analysis. Stochastic and evolutionary algorithms (PSO, GA) have shown potential for optimizing the phase and amplitude parameters of antenna elements, but have a low convergence rate under variable conditions.

The results of the analytical review indicate the relevance of the task of creating combined and adaptive approaches that combine high accuracy of assessment with operational response to environmental changes. The conclusions obtained can be used as a theoretical basis for further research in the direction of developing new methods for controlling the directivity pattern of Smart antennas on moving objects, in particular using machine learning and intelligent optimization.

Keywords: Smart antennas, adaptive control, beamforming, antenna array, digital beamforming, signal adaptation, spatial filtering, direction of arrival, multipath, interference, MANET, UAV.

Наукова постановка задачі. Сучасні бездротові телекомунікаційні системи стрімко розвиваються у напрямку підвищення якості зв'язку, збільшення швидкості передавання даних і забезпечення надійності комунікацій в умовах апіорної невизначеності (відсутність завчасної інформації про просторові параметри джерела сигналу або перешкоди, які можуть динамічно змінюватись в часі). Особливої актуальності набуває задача ефективного

управління діаграмою направленості (ДН) антен при організації зв'язку на рухомих об'єктах, таких як автомобілі, безпілотні літальні апарати, морські судна та мобільні платформи спеціального призначення.

Одним із найбільш перспективних рішень у цій галузі є використання Smart антен – інтелектуальних антенних систем, які здатні автоматично формувати та змінювати свою ДН залежно від просторового розташування джерела сигналу та умов середовища. Smart антени можуть забезпечувати підвищену ефективність використання спектра, покращують якість прийому сигналу та зменшують вплив перешкод завдяки адаптивному управлінню ДН.

Однак у випадку рухомих об'єктів, управління ДН ускладнюється постійною зміною положення антени у просторі відносно передавача або приймача сигналу, а також впливом додаткових факторів, таких як багатопроменевість, втрати видимості прямої лінії (LoS) та наявність перешкод. Враховуючи вищенаведене, з'являється необхідність застосування спеціальних методів визначення напрямку на джерело сигналу (DoA) та алгоритмів адаптивного формування ДН в реальному часі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасний стан розвитку інтелектуальних антенних систем на рухомих платформах характеризується інтенсивними дослідженнями у галузі адаптивного управління ДН та алгоритмів швидкого переналаштування в умовах динамічного середовища. Особлива увага дослідників зосереджена на розробці методів адаптації фазового розподілу антенних елементів у реальному часі, вдосконаленні технологій визначення напрямку приходу сигналу та багатопроменевого поширення радіохвиль.

Так, колектив дослідників [1] Zhu (2025) розробив експериментальну систему двовимірного визначення напрямку для радіочастотних сигналів БпЛА, побудовану на основі шестиканальної кільцевої антенної решітки з інтеграцією гібридного алгоритму MUSIC-WAA. Застосування методу прискореного зваженого усереднення дозволило досягти суттєвого скорочення обчислювальних витрат спектрального пошуку – понад 97,9 % при кутовій роздільній здатності $0,1^\circ$, скорочення з 3 240 000 до 1200 обчислень спектральної функції. Експериментальна перевірка показала середньоквадратичну похибку визначення азимутального кута на рівні $7,0^\circ$ та кута місця $7,7^\circ$ для дистанцій 30–200 м при висотах цілі 20–90 м. Дослідники підкреслюють вплив обмеження геометрії кільцевої конфігурації щодо чутливості у вертикальній площині, що ускладнює точне визначення висотних параметрів цілі. Додатковими факторами деградації точності є багатопроменеві відбиття та стохастичні завади, які порушують когерентність сигналів під час динамічного руху об'єкта.

У дослідженні Shubber Z. A. та співавторів (2024) [2] представлено модель, що самоналаштовує управління випромінювача восьмиелементної лінійної решітки базової станції, на основі алгоритму найменших середньоквадратичних відхилень із застосуванням LMS. Принципова особливість запропонованого підходу полягає у відсутності апріорного знання кутових координат сигналів. Також підкреслено, що процес адаптації ДН здійснюється виключно за статистичними характеристиками вхідних сигналів. Результати комп'ютерного моделювання підтвердили спроможність алгоритму забезпечувати відносно точне наведення головного променя на корисного абонента з одночасним формуванням глибоких провалів у напрямках джерел завад. Показано ефективність методу для сценаріїв мобільного зв'язку з невідомою локалізацією абонента за умови знання статистичних параметрів сигналу та часової структури передачі. Однак результати базуються виключно на моделі, яка не враховує середовище розповсюдження радіосигналів, що залишає питання щодо складних непрогнозованих завадових факторів.

Робота Lu Q. та співавторів (2023) [3] пропонує комбінований алгоритм адаптивного формування променя, що поєднує метод постійного модуля із рекурсивним алгоритмом найменших квадратів для супроводження рухомих цілей в умовах завад. Алгоритмічна структура включає адаптивний коефіцієнт забування, змінний параметр регуляризації та

ковзне вікно для мінімізації стаціонарного шуму. Розроблений метод SW-AFVF-CMARLS продемонстрував у сценаріях супутникового зв'язку та комунікації покращення точності збіжності, принаймні у 10 разів, та прискорення налаштування променя вдвічі порівняно з традиційними RLS-реалізаціями.

Автор статті Bismor D. (2023) [4] досліджував формування променя розподіленою групою антенних елементів на мобільних платформах з урахуванням позиційних похибок. Використовуючи алгоритм оптимізації роєм частинок, автори оптимізували параметри ДН та проаналізували статистичні властивості. Встановлено критичну межу при нормованій середньоквадратичній похибці позиціонування антенних елементів понад $0,4\lambda$, середня діаграма набуває практично ізотропного характеру, унеможливаючи ефективне формування вузького променя. Зменшення позиційної похибки відновлює структуру головного пелюстка, тоді як збільшення кількості елементів масиву підвищує глибину та стабільність нульових рівнів завдяки статистичному усередненню.

У публікаціях 2023–2024 років [5; 6] активно розвиваються удосконалені версії класичних алгоритмів DoA-оцінки та оптимізації ДН. Для підвищення роздільної здатності за наявності узгоджених джерел розроблено модифікації методів MUSIC/ESPRIT, зокрема MR-UESPRIT з відновленням характеристик антенної решітки для розрізнення сильно корельованих сигналів.

Застосування метаевристичних алгоритмів, таких як PSO, показало високу ефективність для багатокритеріальної оптимізації великих і розріджених антенних структур. PSO забезпечує одночасний контроль ширини головного променя та рівня бокових пелюстків при синтезі складних апертур завдяки точному налаштуванню вагових коефіцієнтів елементів.

Генетичні алгоритми знайшли застосування в оптимізації просторової конфігурації антенних масивів у задачах акустичного виявлення БпЛА, що представлено в роботі авторів Itare N та ін. [7] GA забезпечують зниження середньої похибки визначення напрямку до $<10^\circ$ по азимуту та $<5^\circ$ по куту місця відносно GPS-траєкторії. Популяційний підхід GA забезпечує глобальний пошук оптимуму та можливість врахування множинних критеріїв оптимізації, сприяючи мінімізації ширини головного пелюстка та зниженню рівня бокових пелюстків.

Проведений аналіз показує перспективу алгоритмів MUSIC-класу з прискоренням WAA для інтеграції у компактних антенних системах зв'язку з рухомими об'єктами, забезпечуючи двовимірну оцінку напрямку у реальному часі при обмежених обчислювальних ресурсах. Однак точність визначення кута місця та стійкість до багатопроменевості залежать від геометричної конфігурації решітки та умов поширення радіохвиль. Методи адаптивного формування променя LMS/RLS-класу показують відмінні характеристики в умовах моделювання, підтверджуючи можливість стабільного супроводу цільових сигналів та ефективного подавлення завад без точної локалізації абонентів.

Аналіз досліджень і публікацій вказує на те, що недостатньо опрацьованими залишаються питання аналізу ефективності різних адаптивних алгоритмів у динамічних сценаріях із урахуванням складної завадової обстановки.

Тому, **метою дослідження** є проведення аналізу та порівняння ефективності відомих методів та алгоритмів адаптивного управління ДН Smart антен в динамічних середовищах, що в подальшому дозволить знайти нові підходи до управління ДН.

Виклад основного матеріалу

Для проведення аналізу оцінки ефективності існуючих адаптивних алгоритмів управління ДН, що застосовуються у Smart антенах на рухомих об'єктах, у роботі застосовується комплексний підхід за наступними критеріями оцінювання [8; 9]:

час адаптації, тобто здатність алгоритму забезпечити швидке перелаштування ДН Smart антени у відповідь на зміну положення рухомого об'єкта в просторі для підтримання стабільного зв'язку в динамічних умовах функціонування;

точність наведення, спроможність досліджуваних алгоритмів забезпечити формування ДН у напрямку цільового джерела сигналу з мінімальними відхиленнями від оптимальної траєкторії наведення);

обчислювальні ресурси (визначення вимог до обчислювальної потужності та ресурсів системи, необхідних для функціонування конкретного алгоритму в режимі реального часу);

придатність до роботи в реальному часі, що визначає здатність роботи алгоритму в умовах динамічного середовища.

В результаті аналізу наукових досліджень визначено, що для формування та управління ДН Smart антен на рухомих об'єктах, як правило застосовуються адаптивні алгоритми, які наведено нижче:

1. NLMS (NormalLeast Mean Squares).
2. RLS (Recursive Least Squares).
3. Левенберга – Марквардта (Levenberg-Marquardt Algorithm).
4. PSO (Particle Swarm Optimization/ метод чисельної оптимізації).
5. Генетичні алгоритми (ГА).
6. MUSIC-WAA (Multiple Signal Classification – Weighted Average Algorithm).

Вибір саме цих алгоритмів обумовлений необхідністю комплексного охоплення методів із різною складністю, структурою та підходами до оптимізації.

Для аналізу вищенаведених алгоритмів необхідно детально розглянути їх механізми відносно рішення задачі адаптивного управління ДН.

NLMS-алгоритм (Normal Least Mean Squares) [10] є основним представником класу стохастичних градієнтних алгоритмів адаптивної фільтрації, що базується на теорії Вінерівської фільтрації із застосуванням методу найменших квадратів для мінімізації середньоквадратичної похибки. На відміну від детерміністичних методів оптимізації, LMS використовує стохастичну оцінку градієнта цільової функції, що забезпечує простоту реалізації та стійкість в умовах нестационарного сигнального середовища. Також необхідно зазначити, що LMS є одним із фундаментальних алгоритмів, який застосовується для адаптивного управління ДН Smart антен. Кожна ітерація LMS-алгоритму включає три основні етапи послідовної обробки:

Етап 1. На першому етапі алгоритму відбувається процес обчислення вихідного сигналу фільтра $y(n)$ на основі лінійної комбінації зважених вхідних відліків :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i) = w^T(n)x(n)b, \quad (1)$$

де $w_i(n)$ – i -й ваговий коефіцієнт адаптивного фільтра в момент часу n , визначає амплітудно-фазове зважування відповідного елемента антенної решітки; $x(n-i)$ – затримка на i тактів вхідної вибірки сигналу; N – порядок фільтра (кількість вагових коефіцієнтів); $y(n)$ – вихідний сигнал адаптивного фільтра сформованої ДН.

Етап 2. На другому етапі розраховується значення миттєвої похибки між еталонним та вихідним сигналами:

$$e(n) = d(n) - y(n), \quad (2)$$

де $e(n)$ – сигнал похибки в момент часу n , що характеризує відхилення від оптимального Вінерівського рішення; $d(n)$ – еталонний сигнал в момент часу n , який може представляти відомий сигнал корисного джерела або результат попередньої обробки.

Етап 3. На третьому етапі відбувається корекція вектора вагових коефіцієнтів фільтра на основі градієнтного спуску:

$$w(n+1) = w(n) + 2\mu e(n)x(n), \quad (3)$$

де μ – параметр збіжності (розмір кроку) LMS-алгоритму, $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$, λ_{max} – максимальне власне значення кореляційної матриці, яка визначає швидкість адаптації та стійкість алгоритму; $w(n+1)$ – вектор вагових коефіцієнтів на наступній ітерації; $w(n)$ – поточний вектор вагових коефіцієнтів; $x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ – вектор вхідних даних, що містить поточну та попередні $N-1$ вибірок.

Властивості збіжності та стійкості LMS-алгоритму визначаються вибором параметра μ . Для забезпечення збіжності в середньому квадратичному необхідно дотримуватись умови:

$$0 < \mu < \frac{2}{3 \cdot \text{tr}[R]}, \quad (4)$$

де $\text{tr}[R]$ – слід кореляційної матриці вхідного сигналу.

Часові константи збіжності для i -го вагового коефіцієнта визначаються як:

$$\tau_i = \frac{1}{2\mu\lambda_i}, \quad (5)$$

де λ_i – i -те власне значення кореляційної матриці для статистичної оцінки нерівномірності збіжності різних мод сигналу.

Залишкова похибка після збіжності алгоритму становить:

$$\xi_{min} = \sigma_d^2 \left(1 - \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\sigma_{di}^2}{\sigma_d^2 \lambda_i} \right) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\sigma_{di}^2}{\lambda_i}, \quad (6)$$

де σ_d^2 – потужність еталонного сигналу; σ_{di}^2 – потужність кросс-кореляції між еталонним сигналом та i -ю модою вхідного сигналу.

Основною перевагою LMS-алгоритму є його обчислювальна простота $O(N)$ операцій на ітерацію та стійкість до зміни параметрів сигнального середовища, проте, швидкість збіжності алгоритму обмежена розкидом власних значень кореляційної матриці вхідного сигналу та вибором компромісного значення параметра μ між швидкістю адаптації та залишковою похибкою в усталеному режимі.

Алгоритм RLS (Recursive Least Squares) [11] є реалізацією рекурсивної процедури методу найменших квадратів та одним з фундаментальних підходів в теорії адаптивної фільтрації. Ключова перевага алгоритму RLS, порівняно з методами на основі стохастичного градієнта, таким як LMS (Least Mean Squares), полягає у значно вищій швидкості збіжності. Ця властивість зумовлена тим, що на кожній ітерації алгоритм оновлює оцінку оберненої кореляційної матриці вхідного сигналу. Такий підхід дозволяє отримати більш точне наближення до оптимального вектора вагових коефіцієнтів фільтра. Кожна ітерація RLS-алгоритму включає чотири основних кроки:

1. На першому кроці відбувається формування ДН та обчислення вихідного сигналу антенної решітки:

$$y(n) = \overline{w^H}(n) \vec{x}(n) = \sum_{i=1}^N w_i^*(n) x_i(n), \quad (7)$$

де $w_i(n) = a_i(n) \cdot e^{j\Delta\psi_i(n)}$ – комплексний ваговий коефіцієнт i -го елемента КАР, що визначає амплітуду $a_i(n)$ та фазовий зсув $\Delta\psi_i(n)$; $\vec{x}(n)$ – вектор сигналів, прийнятих N елементами антенної решітки в момент часу n .

2. На другому кроці розраховується похибка адаптації для корекції напрямку наведення ДН:

$$e(n) = d(n) - y(n), \quad (8)$$

де $e(n)$ – сигнал похибки, що характеризує відхилення від оптимальної траєкторії наведення на цільове джерело сигналу $\Phi_{s(t)}$; $d(n)$ – еталонний сигнал.

3. На третьому кроці обчислюється вектор коефіцієнта підсилення для адаптивного управління ДН:

$$\vec{k}(n) = \frac{\vec{P}(n-1)\vec{x}(n)}{\lambda + \vec{x}^H(n)\vec{P}(n-1)\vec{x}(n)}, \quad (9)$$

де $\vec{k}(n)$ – вектор коефіцієнта підсилення, що забезпечує оптимальну швидкість адаптації в умовах нестационарної сигнально-завадової обстановки; λ – фактор забування ($0.95 \leq \lambda \leq 1$), що визначає час адаптації алгоритму до зміни положення рухомого об'єкта.

4. На четвертому кроці відбувається адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів та оберненої кореляційної матриці:

$$\vec{w}(n+1) = \vec{w}(n) + \vec{k}(n)e^*(n), \quad (10)$$

$$\vec{P}(n) = \frac{1}{\lambda} \left[\vec{P}(n-1) - \vec{k}(n)\vec{x}^H(n)\vec{P}(n-1) \right], \quad (11)$$

де $\vec{P}(n) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ – обернена кореляційна матриця, що забезпечує максимізацію відношення сигнал/(завада та шум) $SINR = \frac{P_s}{(P_i + P_n)}$ та формування нулів ДН в напрямках завад $\Phi_i(t)$.

Основною перевагою RLS-алгоритму є його швидка збіжність, яка досягається завдяки значно більшій обчислювальній складності порівняно з LMS-алгоритмом.

Алгоритм Левенберга – Марквардта (Levenberg-Marquardt Algorithm) [12] (LMA) належить до методів нелінійної оптимізації типу найменших квадратів і поєднує переваги підходів Гаусса – Ньютона та градієнтного спуску. У задачах адаптивного управління параметрами Smart антен, тобто вектором збуджень елементів (амплітудами й фазами), LMA забезпечує швидке та чисельно стійке наближення до оптимального значення. На відміну від класичних градієнтних методів, алгоритм характеризується квадратичною швидкістю збіжності до оптимуму завдяки апроксимації матриці Гессе якобіаном у вигляді $J^T J$. Сукупність цих властивостей робить LMA одним із часто застосованих інструментів оптимізації ДН Smart антен у динамічних середовищах. Кожна ітерація алгоритму охоплює п'ять базових кроків.

На першому кроці відбувається обчислення вектора похибок між еталонною та поточною ДН:

$$e(w_k) = d_{target} - y(w_k), \quad (12)$$

де $e(w_k)$ – вектор похибок на k -й ітерації; d_{target} – еталонна ДН; $y(w_k) = A(\theta, \phi)w_k$ – поточна ДН, сформована за допомогою вагових коефіцієнтів w_k .

На другому кроці розраховується матриця якобіана для лінеаризації нелінійної залежності:

$$J_{ij} = \frac{\partial e_i}{\partial w_j} = - \frac{\partial y_i(w)}{\partial w_j} \Big|_{w=w_k}, \quad (13)$$

де J – матриця якобіана розміром $M \times N$, що характеризує чутливість кожної компоненти похибки до зміни вагових коефіцієнтів; M – кількість точок оптимізації ДН; N – кількість елементів антенної решітки.

На третьому кроці обчислюється модифікована матриця Гессе з коефіцієнтом згасання, для забезпечення стійкості алгоритму:

$$H_{LM} = J^{TJ} + \lambda_k I, \quad (14)$$

де H_{LM} – модифікована матриця Гессе; λ_k – коефіцієнт згасання $\lambda_k > 0$ для балансування вибору між методом Гаусса-Ньютона та градієнтним спуском; I – одинична матриця.

На четвертому кроці відбувається обчислення кроку оновлення вагових коефіцієнтів:

$$\Delta w_k = -(J^{TJ} + \lambda_k I)^{-1} J^{Te}(w_k), \quad (15)$$

де Δw_k – вектор приросту вагових коефіцієнтів для мінімізації цільової функції $F(w) = \frac{1}{2} |e(w)|^2$ з урахуванням коефіцієнта регуляризації.

На п'ятому кроці здійснюється адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів та коефіцієнта згасання:

$$w_{k+1} = w_k + \Delta w_k, \quad (16)$$

$$\lambda_{k+1} = \begin{cases} \frac{\lambda_k}{\beta}, & \text{якщо } F(w_{k+1}) < F(w_k); \\ \lambda_k \cdot \beta, & \text{інакше} \end{cases} \quad (17)$$

де β – коефіцієнт масштабування параметра демпфування для процесу автоматичного регулювання швидкості збіжності та стабільності алгоритму залежно від локальних властивостей цільової функції.

Основною перевагою LMA-алгоритму є його швидка збіжність та стійкість до поганої обумовленості матриці якобіана, однак це досягається за рахунок необхідності обчислення на кожній ітерації інверсії матриці $(J^{TJ} + \lambda_k I)$, що значно збільшує обчислювальну складність порівняно з простими градієнтними методами.

Алгоритм оптимізації роєм частинок (PSO) [13]. Оптимізація роєм частинок (PSO) є метаевристичним алгоритмом, який відтворює механізми колективної поведінки біологічних популяцій для глобальної оптимізації параметрів Smart антен. На противагу традиційним градієнтним методам, PSO оперує сукупністю потенційних рішень і використовує стохастичні оновлення параметрів, що в свою чергу, мінімізує «застрягання» в локальних екстремумах. Унаслідок цього, PSO широко розглядають як дієвий підхід до багатокритеріальної оптимізації ДН Smart антен у складній електромагнітній ситуації.

Принцип колективної взаємодії частинок у PSO базується на концепції розподіленого інтелекту, де кожна частинка i характеризується позицією x_i та швидкістю v_i у просторі параметрів Smart антен. Позиція частинки відповідає вектору вагових коефіцієнтів антенних елементів $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}]^T$, а швидкість визначає напрямок та інтенсивність пошуку оптимальних параметрів ДН.

Важливим в алгоритмі PSO є механізм пам'яті та соціального навчання, який реалізується за рахунок збереження кращої індивідуальної позиції кожної частинки $p_{i\text{best}}$ і глобальної позиції всього рою g^{best} . Перша – виконує роль індивідуальної когнітивної опори, стимулюючи експлуатацію локально знайдених високоякісних рішень, тоді як друга – роль соціальної опори, спрямованої на розширене дослідження простору параметрів і групування

траєкторій частинок у бік найкращої на поточний момент конфігурації. У сукупності вищенаведене забезпечує баланс між локальним вдосконаленням та глобальним пошуком і прискорює наближення рою до оптимальної конфігурації Smart антен.

Динаміка руху частинок описується системою рівнянь зі зворотнім зв'язком, що моделюють когнітивні та соціальні компоненти поведінки:

$$v_i^{(t+1)} = w \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^{best} - x_i^{(t)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g^{best} - x_i^{(t)}), \quad (18)$$

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)}, \quad (19)$$

де w – коефіцієнт інерції контролю впливу попередньої швидкості частинок на поточний рух; c_1, c_2 – коефіцієнти прискорення когнітивної та соціальної компонент; r_1, r_2 – випадкові числа, які рівномірно розподілені на інтервалі $[0,1]$.

Стратегія адаптивного балансування між глобальним та локальним пошуком здійснюється шляхом динамічного регулювання параметрів алгоритму. Лінійне зменшення коефіцієнта інерції $w(t) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{t_{max}} \cdot t$ забезпечує інтенсивний пошуку статистичних закономірностей на початкових ітераціях та на завершальних стадіях оптимізації.

Функція оцінки якості для кожної частинки визначається як багатокритеріальна цільова функція:

$$f(x_i) = \alpha \cdot SLL(x_i) + \beta \cdot BW(x_i) + \gamma \cdot \eta(x_i), \quad (20)$$

де $SLL(x_i)$ – рівень бічних пелюсток ДН; $BW(x_i)$ – ширина головного променя; $\eta(x_i)$ – коефіцієнт використання антени; α, β, γ – вагові коефіцієнти важливості критеріїв.

Механізм оновлення вибору оптимальних рішень будується на основі процесу порівняння поточного значення цільової функції з історичними даними та глобальною статистикою рою. Це забезпечує збереження еліти рішень та направлену еволюцію популяції до оптимального налаштування параметрів Smart антен.

Основною перевагою PSO-алгоритму є його здатність до глобального пошуку оптимуму без потреби в обчисленні градієнтів та простота програмної реалізації, проте ефективність алгоритму суттєво залежить від правильного налаштування параметрів w, c_1, c_2 та розміру популяції для конкретної задачі оптимізації Smart антен.

Генетичний алгоритм (ГА) [14] належить до класу еволюційних обчислювальних методів, які ґрунтуються на принципах природної селекції та генетичної спадковості. Одним із ключових напрямів застосування ГА є задачі глобальної оптимізації, зокрема оптимізація параметрів Smart антен. Сутність методу полягає у формуванні та еволюційному вдосконаленні популяції потенційних рішень за допомогою операторів схрещування, мутації та селекції. Такий підхід дає змогу здійснювати пошук оптимальної конфігурації ДН антен у багатовимірному просторі параметрів.

Крім того, ГА вважається одним із найбільш ефективних алгоритмів для розв'язання комбінаторних задач оптимізації, зокрема за напрямком управління ДН антен, де параметри управління мають дискретний характер. Завдяки здатності до глобального пошуку, ГА забезпечує знаходження близьких до оптимальних рішень, навіть у складних нелінійних та багатокритеріальних задачах. Нижче розглянуто основні функції ГА.

Концепція кодування хромосом, передбачає представлення кожного індивіда популяції у вигляді хромосоми C_i , що містить закодовані параметри вагових коефіцієнтів антенних елементів. Наприклад, для Smart антен з N елементами хромосома може бути представлена у двійковому коді як $C_i = [b_{i1} b_{i2} \dots b_{iL}]$, де $L = N \times t$ – загальна довжина хромосоми, t –

кількість біт для кодування одного вагового коефіцієнта. Декодування здійснюється за формулою:

$$w_{ij} = w_{min} + \frac{w_{max} - w_{min}}{2^{m-1}} \cdot \sum_{k=0}^{m-1} b_{i(jm+k)} \cdot 2^k, \quad (21)$$

де w_{min}, w_{max} – границі допустимих значень вагових коефіцієнтів.

Механізм природної селекції в генетичному алгоритмі реалізується за рахунок функції пристосованості (fitness function), суть якої полягає у процесі оцінки якості кожної хромосоми відповідно до критеріїв оптимізації ДН:

$$F(C_i) = \frac{1}{1+f(w_i)}, \quad (22)$$

де $f(w_i)$ – цільова функція, що може включати рівень бічних пелюстків SLL, коефіцієнт направленості D , ширину головного променя та інші характеристики Smart антен.

Оператор схрещування (кросовер) забезпечує обмін генетичною інформацією між батьківськими хромосомами для створення нащадків. Одноточковий кросовер, з імовірністю $p_c \in [0.6, 0.9]$, реалізується наступним чином:

$$C_{child1} = [C_{parent1}[1:k], C_{parent2}[k+1:L]] \quad C_{child2} = [C_{parent2}[1:k], C_{parent1}[k+1:L]], \quad (23)$$

де k – випадково вибрана точка розрізу хромосоми.

Оператор мутації вносить випадкові зміни в генетичний код для підтримання різноманітності популяції та запобігання передчасної конвергенції до локальних оптимумів. Бітова мутація, з імовірністю $p_m \in [0.001, 0.1]$, змінює значення окремих генів:

$$b'_{ij} = \begin{cases} \overline{b_{ij}}, & \text{якщо } rand(), < p_m \\ b_{ij}, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (24)$$

де $\overline{b_{ij}}$ – інверсне значення біта.

Стратегія формування нового покоління базується на принципах елітизму та турнірної селекції. Елітна стратегія забезпечує збереження найкращих індивідів поточного покоління:

$$P_{elite} = C_i : F(C_i) \geq F_{threshold}, \quad (25)$$

де $F_{threshold}$ – поріг пристосованості для відбору еліти.

Критерії припинення еволюції можуть включати досягнення максимальної кількості поколінь G_{max} , стагнацію найкращого рішення протягом G_{stag} поколінь або досягнення заданого рівня пристосованості F_{target} .

Адаптивне управління параметрами ГА реалізується через динамічне регулювання ймовірностей кросоверу та мутації залежно від різноманітності популяції:

$$p_c(t) = p_{c,max} - \frac{p_{c,max} - p_{c,min}}{G_{max}} \cdot t, \quad (26)$$

$$p_m(t) = p_{m,min} + \frac{p_{m,max} - p_{m,min}}{G_{max}} \cdot t \quad (27)$$

Багатокритеріальна оптимізація Smart антен може бути реалізована за допомогою алгоритму NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) [15], що дозволяє одночасно оптимізувати кілька субоптимальних цілей, таких як мінімізація рівня бічних пелюстків та максимізація коефіцієнта підсилення антени.

Основною перевагою генетичного алгоритму є його здатність здійснювати глобальний пошук оптимального розв'язку у багатомодальних функціях, що дає змогу уникнути передчасної збіжності до локальних екстремумів. На відміну від градієнтних методів, ГА не потребує аналітичної або чисельної інформації про похідні цільової функції, що робить його ефективним інструментом для задач, де функція є недиференційованою, шумною або має складну топологію. Додатковою сильною стороною алгоритму є можливість паралельної обробки популяції, що підвищує ефективність пошуку у багатовимірному просторі параметрів.

Разом із тим, застосування ГА супроводжується низкою обмежень. Зокрема, досягнення високої якості результатів вимагає виконання великої кількості обчислень функції пристосованості. Крім того, ефективність алгоритму істотно залежить від належного вибору його параметрів, таких як: розміру популяції, ймовірностей схрещування та мутації, а також критеріїв зупинки.

Алгоритм MUSIC-WAA (Multiple Signal Classification – Weighted Average Algorithm) [16] є представником класу удосконалених спектральних методів високої роздільної здатності, що базується на основі механізму адаптивного зваженого усереднення, для підвищення точності оцінювання напрямків приходу сигналів у багатоеlementних антенних решітках. На відміну від класичного MUSIC, який потребує повного спектрального сканування, MUSIC-WAA оптимізує побудову псевдоспектра й зменшує обчислювальну складність більш ніж на 99,9 % за кутової роздільної здатності 0.1° . На основі вищевикладеного, підхід MUSIC-WAA розглядається як один із найбільш перспективних для реалізації систем радіопеленгації в реальному часі на основі рівномірних кільцевих антенних решіток. Алгоритм складається з 7 основних етапів, які наведено нижче.

Етап 1. Формування сигнальної моделі та початкових параметрів. Для розуміння процесів роботи алгоритму необхідно розглянути на прикладі математичної моделі системи Smart антен з M -елементною антенною решіткою, що приймає D некорельованих сигналів із напрямків $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D$:

$$x(t) = A(\theta)s(t) + n(t), \quad (28)$$

де $x(t) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ – вектор спостережень антенної решітки в момент часу t ; $A(\theta) = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_D)] \in \mathbb{C}^{M \times D}$ – матриця керуючих векторів; $s(t) \in \mathbb{C}^{D \times 1}$ – вектор комплексних амплітуд джерел випромінювання сигналу; $n(t) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ – вектор адитивного білого гаусівського шуму з дисперсією σ_n^2 .

Процес обчислення керуючого вектора для k -го джерела у випадку лінійної еквідистантної решітки визначається за рівнянням:

$$a(\theta_k) = \left[1, e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k}, \dots, e^{-j(M-1)\frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_k} \right]^T, \quad (29)$$

де d – відстань між сусідніми елементами решітки; λ – довжина хвилі випромінювання.

Етап 2. На відміну від класичного MUSIC, що використовує рівномірне усереднення, алгоритм MUSIC-WAA впроваджує концепцію адаптивного зважування за рахунок обчислення вектора оптимальних вагових коефіцієнтів $w = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ рівняння:

$$\hat{R}_{xx}^{\text{classical}} = \frac{1}{L} \sum l = 1^L x(l) x^H(l), \quad (30)$$

$$\hat{R}_{xx}^{\text{WAA}} = \sum l = 1^L w_l x(l) x^H(l) \quad (31)$$

де $\sum_{l=1}^L w_l = 1$ – вагові коефіцієнти, що задовольняють умовам нормалізації та невід'ємності $w_l \geq 0, \forall l$.

Етап 3. На третьому етапі відбувається пошук оптимальних вагових коефіцієнтів, які визначаються шляхом розв'язання задачі мінімізації відхилення від ідеального шумового підпростору:

$$w^* = \arg \min_w \left\{ \text{tr} \left[W \left(U_n^{(w)} \widehat{U_n^{(w)H}} - U_n^{\text{ideal}} U_n^{\text{ideal}H} \right)^2 \right] \right\}, \quad (32)$$

за умов: $\sum_{l=1}^L w_l = 1, w_l \geq 0, l = 1, 2, \dots, L$,

де W – додатково-визначена вагова матриця; $\widehat{U_n^{(w)}}$ – оцінка матриці власних векторів шумового підпростору для зваженої кореляційної матриці.

Етап 4. На цьому етапі відбувається ітераційне обчислення оптимальних вагових коефіцієнтів на основі експоненційного зважування:

$$w_l^{(k+1)} = \frac{w_l^{(k)} \exp \left(-\alpha \frac{\partial f(w^{(k)})}{\partial w_l} \right)}{\sum_{i=1}^L w_i^{(k)} \exp \left(-\alpha \frac{\partial f(w^{(k)})}{\partial w_i} \right)}, \quad (33)$$

де $\alpha > 0$ – параметр регуляризації, що контролює швидкість збіжності ітераційного процесу; k – номер ітерації; $f(w)$ – цільова функція оптимізації.

Початкова ініціалізація здійснюється за законом рівномірного розподілу: $w_l^{(0)} = \frac{1}{L}, \forall l$.

Етап 5. Власна декомпозиція зваженої кореляційної матриці. Далі на етапі 5 виконується процес власного розкладу зваженої кореляційної матриці:

$$\widehat{R}_{xx}^{\text{WAA}} = U_s \widehat{\Lambda_s} \widehat{U_s^H} + U_n \widehat{\Lambda_n} \widehat{U_n^H}, \quad (34)$$

де $\widehat{U_s} \in \mathbb{C}^{M \times D}$ – матриця власних векторів сигнального підпростору (відповідають D найбільшим власним значенням); $\widehat{U_n} \in \mathbb{C}^{M \times (M-D)}$ – матриця власних векторів шумового підпростору.

Етап 6. Формування адаптивно-зваженого псевдоспектра. На шостому етапі відбувається процес обчислення псевдоспектра MUSIC-WAA з використанням адаптивних вагових коефіцієнтів для кожного власного вектора шумового підпростору:

$$P_{\text{WAA}}(\theta) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{M-D} \beta_i \left| a^H(\theta) \widehat{u_n^{(i)}} \right|^2}, \quad (35)$$

де $\beta_i = \frac{\widehat{\lambda_s^{\min}}}{\widehat{\lambda_n^{(i)}} + \gamma}$ – адаптивні вагові коефіцієнти власних векторів; $\widehat{\lambda_s^{\min}}$ – мінімальне власне

значення сигнального підпростору; $\widehat{\lambda_n^{(i)}}$ – i -те власне значення шумового підпростору; $\gamma > 0$ – параметр регуляризації для забезпечення чисельної стійкості.

Етап 7. На наступному етапі здійснюється процес визначення напрямку приходу сигналів, що визначаються як локальні максимуми псевдоспектра $P_{WAA}(\theta)$ за умови перевищення заданого порогу детекції:

$$\hat{\theta}_k = \arg \max_{\theta \in \Theta} P_{WAA}(\theta), k = 1, 2, \dots, D, \quad (36)$$

де Θ – область пошуку кутових напрямків.

Критерії збіжності алгоритму включають досягнення максимальної кількості ітерацій K_{max} або виконання умови стагнації:

$$\|w^{(k+1)} - w^{(k)}\|_2 < \epsilon, \quad (37)$$

де ϵ – заданий поріг збіжності.

Основною перевагою MUSIC-WAA є підвищена роздільна здатність та стійкість до кореляційних спотворень завдяки адаптивному зважуванню спостережень та оптимізації підпросторових проєкцій.

Отже, у результаті дослідження проведено узагальнення відомих методів управління ДН Smart антен, зокрема алгоритмів LMS/NLMS, RLS, Левенберга – Марквардта, MUSIC, GA та PSO. Встановлено, що стохастичні методи LMS/NLMS забезпечують прийнятну швидкість при низьких обчислювальних витратах, рекурсивні методи RLS відзначаються високою точністю, проте мають підвищену складність, тоді як еволюційні підходи (GA, PSO) і MUSIC доцільно застосовувати у стаціонарних або слабкодинамічних умовах.

Висновки. Таким чином, проведене дослідження дозволило комплексно проаналізувати сучасні підходи до адаптивного управління ДН Smart антен, що функціонують на рухомих об'єктах у динамічному середовищі. Встановлено, що ефективність системи зв'язку значною мірою визначається здатністю алгоритму швидко та точно реагувати на зміну просторового положення антенних елементів, характеристик сигналу та завад. Здійснений аналіз засвідчив, що класичні методи, зокрема LMS/NLMS і RLS, забезпечують прийнятну швидкість та точність в умовах обмежених ресурсів, проте їх продуктивність суттєво знижується при високій мобільності та багатопроменевості середовища.

Алгоритми на основі стохастичної оптимізації, такі як Particle Swarm Optimization (PSO) та Генетичні алгоритми (ГА), продемонстрували потенціал у глобальному пошуку оптимальних фазових і амплітудних параметрів, однак відзначаються підвищеною обчислювальною складністю та затримкою адаптації. Методи спектральної оцінки, MUSIC і MVDR, забезпечують високу просторову роздільну здатність і точність визначення напрямку приходу сигналів (DOA), проте їхня ефективність зменшується при наявності шумів, корельованих джерел і швидких змін положення антени.

Результати порівняльного аналізу підтвердили, що найкращим компромісом між швидкістю адаптації, стабільністю та точністю управління є алгоритми класу NLMS, які здатні динамічно оновлювати вагові коефіцієнти антен з мінімальними обчислювальними витратами. Водночас, їх застосування обмежується лінійністю моделі середовища, що не враховує нелінійні ефекти відбиттів, дифракції та багатопроменевості.

Тому, **напрямком подальших досліджень** є визначення оптимального алгоритму управління ДН в умовах динамічного середовища з урахуванням завадової обстановки, за допомогою стохастичної моделі випадкового переміщення типу Random Waypoint (RWP) та застосування мови програмування Python для імітаційного моделювання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Zhu J., Fan K., He Q., Ye J., Fan A. Two-Dimensional Real-Time Direction-Finding System for UAV RF Signals Based on Uniform Circular Array and MUSIC-WAA. *Drones*. 2025. №9 (4). P. 278. DOI: 10.3390/drones9040278. URL: <https://www.mdpi.com/2504-446X/9/4/278> (date of access: 21.10.2025).
2. Shubber Z. A., Abbas N. H., Kadhim H. T. Innovative Approaches to Beamforming Antenna Array Using PU-NLMS Algorithms. *e-Prime – Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*. 2024. P. 100855. DOI: 10.1016/j.prime.2024.100855.
3. Lu Q., He Y., Yu R., Huang H. A Fast and Robust Variable-Step-Size LMS for Wideband Interference Cancellation Systems. *Sensors*. 2023. № 23 (18). P. 7871. DOI: 10.3390/s23187871.
4. Bismor D., Ogonowski Z., Czyż K. Leaky Partial-Update LMS Algorithms in Application to Multichannel ANC. *Sensors*. 2023. № 23 (3). P. 1169. DOI: 10.3390/s23031169.
5. Schmidt R. Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.* 1986. № 34 (3). P. 276–280. DOI: 10.1109/TASSP.1986.1164317.
6. Roy R., Kailath T. ESPRIT–Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.* 1989. № 37 (7). P. 984–995. DOI: 10.1109/29.32276.
7. Itare N., Thomas J.-H., Raoof K. Genetic Algorithm-Based Acoustic Array Optimization for Estimating UAV DOA Using Beamforming. *Drones*. 2025. Vol. 9, no. 2. P. 149. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9020149>.
8. Vorobyov S. A. Principles of Minimum Variance Robust Adaptive Beamforming Design. *Signal Processing*. 2011. № 91 (12). P. 2748–2765. DOI: 10.1016/j.sigpro.2011.04.014.
9. Chen Y., Wiesel A., Eldar Y.C., Hero A. O. Shrinkage Algorithms for MMSE Covariance Estimation. *IEEE Trans. Signal Process.* 2010. № 58 (10). P. 5016–5029. DOI: 10.1109/TSP.2010.2053029.
10. Tan K., Litva J., Chetty P.R. Performance of a Circular Array with Phase-Mode Excitation. Defence R&D Canada–Ottawa, Tech. Note TN 2002-001. 2002. URL: <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA403393.pdf> (date of access: 14.10.2025).
11. Wong K. T., Zoltowski M. D. Root-MUSIC-based 2-D DoA Estimator Using Uniform Circular Arrays with Mode-Space Pre-Processing. *IEE Proc. – Radar, Sonar and Navigation*. 2000. № 147 (4). P. 179–184. DOI: 10.1049/ip-rsn:20000576.
12. Van Trees H. L. Optimum Array Processing (Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part IV). New York: Wiley, 2002. ISBN: 978-0-471-09390-4.
13. Haykin S. Adaptive Filter Theory. 5th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2013. ISBN: 978-0-13-267145-3.
14. Günşen K., Karaaslan M. A Comprehensive Survey of Metaheuristic Optimization Methods for Antenna Array Synthesis. *International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering*. 2023. № 33 (8). P. e23688. DOI: 10.1002/mmce.23688.
15. Uzdiaev V. et al. Dual-Objective PSO for Microstrip Patch Antenna Arrays: SLL and Beamwidth Control. *IEEE Access*. 2024. № 12. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.
16. Rout D. K. et al. FANET Routing Protocol Analysis for Multi-UAV-Based Systems: A Comprehensive Survey. *Drones*. 2023. № 7 (11). P. 700. DOI: 10.3390/drones7110700.