

## ПОРІВНЯННЯ СУЧАСНИХ АЛГОРИТМІВ ВИЗНАЧЕННЯ НАПРЯМКУ ПРИХОДУ РАДІОСИГНАЛУ

Д. т. н. І. В. Горбатий, О. А. Усатий, Б. М. Цайтлер

Національний університет «Львівська політехніка»

Україна, м. Львів

ivan.v.horbatyi@lpnu.ua, oleksandr.a.usaty@lpnu.ua, bohdan.m.tsaitler@lpnu.ua

*Розглянуто порівняння алгоритмів визначення напрямку приходу радіосигналів, зокрема MUSIC, ESPRIT, Root-MUSIC, Matrix Pencil, а також сучасних методів на основі розрідженого представлення та глибокого навчання. Визначено переваги, недоліки та можливості застосування кожного підходу в умовах обмежених ресурсів і завад.*

*Ключові слова:* алгоритми визначення напрямку приходу радіосигналів, розріджене представлення, глибоке навчання

Задача оцінювання напрямку приходу сигналу (DOA — direction of arrival) є однією з ключових у сучасних телекомунікаційних, радіотехнічних та інформаційно-аналітичних системах. Її розв'язання дозволяє локалізувати джерела, підвищити завадостійкість та ефективність спектра [1].

Існує цілий клас алгоритмів, що дозволяють оцінювати DOA на основі обробки даних з антенних масивів. У цій роботі систематизовано та порівняно найпоширеніші з них — MUSIC (multiple signal classification), ESPRIT (estimation of signal parameters via rotational invariance techniques), а також сучасні альтернативи, зокрема методи розрідженого представлення та підходи на базі глибокого навчання (DL — deep learning).

MUSIC — класичний метод високої роздільної здатності, що ґрунтується на розділенні сигнального й шумового підпросторів коваріаційної матриці. Для кожного напрямку обчислюється псевдоспектр, піки якого відповідають джерелам сигналів. Метод є достатньо точним при високому співвідношенні потужності сигналу до потужності шуму, але потребує повного сканування кута [2].

ESPRIT використовує інваріантність між підмасивами антен і виконує оцінку DOA аналітично без сканування. Перевагами є висока швидкодія і стійкість, проте потрібно, щоб геометрія антен була регулярною [1].

Root-MUSIC — оптимізований варіант MUSIC для рівномірних масивів, де пошук напрямків зводиться до знаходження коренів полінома, що зменшує обчислення.

Matrix Pencil працює без побудови коваріаційної матриці, використовуючи зсувні матриці сигналів. Ефективний при малій кількості відліків [3].

Методи розрідженого представлення формують задачу DOA як оптимізаційну, припускаючи невелику кількість активних напрямків. Вони дають точні оцінки при малій кількості сенсорів, однак є чутливими до вибору гіперпараметрів регуляції та структури сітки напрямків [4].

DL-підходи реалізуються через згорткові або рекурентні нейромережі, що навчаються на великих вибірках синтетичних чи емпіричних сигналів. Навчання потребує GPU, великої кількості зразків ( $10^5$ – $10^7$ ) і значного часу, що формує високу вартість їх підготовки [4, 5].

Нижче наведено порівняльну характеристику алгоритмів DOA з урахуванням їх обчислювальної складності, що оцінюється аналітично на основі ключових етапів обробки. Використано типові параметри:  $M$  — кількість антен,  $T$  — кількість відліків,  $K$  — кількість джерел,  $N$  — кількість напрямків у сітці.

MUSIC: основна складність пов'язана з обчисленням коваріаційної матриці ( $O(M \cdot T)$ ), її власним розкладом ( $O(M^3)$ ) та побудовою псевдоспектра ( $O(M \cdot N)$ ).

ESPRIT: сигнальний підпростір визначається за допомогою сингулярного розкладу або власного розкладу коваріаційної матриці, що мають однакову обчислювальну складність ( $O(M^3)$ ). Після цього виконується обчислення власних значень матриці повороту, що відповідає оцінці DOA, з додатковою складністю  $O(K^2)$ .

Root-MUSIC: складність зменшено до  $O(K^2)$  завдяки заміні сканування на аналіз коренів полінома.

Matrix Pencil: має оцінку  $O(M \cdot T + K^3)$ , з урахуванням побудови та обробки зсунутих матриць.

Методи розрідженого представлення: складність змінюється від  $O(N \cdot \log N)$  до  $O(N^2)$  залежно від вибраного методу оптимізації.

DL-підходи: не мають сталої оцінки складності, оскільки вона залежить від архітектури моделі. Однак після навчання нейромережі передбачення часто є швидшим, ніж у MUSIC при великому  $N$ .

#### Порівняльна характеристика алгоритмів DOA

| Алгоритм       | Складність                       | Переваги                     | Обмеження                                 | Складність навчання                    |
|----------------|----------------------------------|------------------------------|-------------------------------------------|----------------------------------------|
| MUSIC          | $O(M^3 + M \cdot T + M \cdot N)$ | Висока точність, класика     | Сканування кутів, чутливість до кореляцій | Навчання не потрібне                   |
| ESPRIT         | $O(M^3 + K^2)$                   | Швидкий, не сканує           | Лише для ULA                              |                                        |
| Root-MUSIC     | $O(K^2)$                         | Точний, не сканує            | Лише для ULA                              |                                        |
| Matrix Pencil  | $O(M \cdot T + K^3)$             | Працює з малим $T$           | Чутливий до шуму                          |                                        |
| Sparse Methods | $O(N \cdot \log N) - O(N^2)$     | Точні, працюють з малим $M$  | Залежність від параметрів                 | Параметричне налаштування              |
| DL-підходи     | Залежить від моделі              | Гнучкість, стійкість до шуму | Потреба в тренуванні                      | Висока: GPU, великі набори, дні/години |

Класичні методи MUSIC та ESPRIT залишаються надійною основою для задач DOA в умовах високого SNR і достатньої кількості сенсорів. Сучасні підходи на основі розрідженого представлення та DL підвищують ефективність в умовах шуму, багатьох джерел або обмеженого числа антен.

Найкращі результати досягаються при комбінуванні методів — із фільтрацією, декореляцією та адаптивним вибором оцінювача.

Проведене порівняння може слугувати базою для розробки систем радіомоніторингу, БПЛА, сенсорних мереж та телекомунікаційних платформ.

#### ВИКОРИСТАНІ ДЖЕРЕЛА

1. Huang M., Li R., Zou Y. et al. A comprehensive review of metasurface-assisted direction-of-arrival estimation. *Nanophotonics*, 2024, vol. 13, iss. 24, pp. 4381–4396. <https://doi.org/10.1515/nanoph-2024-0423>
2. Shmuel D. H., Merkofer J. P., Revach G., van Sloun R. J. G., Shlezinger N. Deep Root-MUSIC: Towards Data-Driven Root-MUSIC DoA Estimation. *Proc. IEEE ICASSP*, 2023, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICASSP49357.2023.10096504>
3. Zhou Q. Y., Wu J. W., Wang S. R. et al. Two-dimensional direction-of-arrival estimation based on time-domain-coding digital metasurface. *Applied Physics Letters*, 2022, vol. 121, iss. 18, 181702. <https://doi.org/10.1063/5.0124291>
4. Wu L., Liu Z.-M., Huang Z.-T. Deep convolution network for direction of arrival estimation with sparse prior. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, vol. 26, iss. 11, pp. 1688–1692. <https://doi.org/10.1109/LSP.2019.2945115>
5. Wang J. W., Huang Z. A., Wan X. et al. Polarization and direction-of-arrival estimations based on orthogonally polarized digital programmable metasurfaces. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 2023, vol. 56, no. 46, 465001. <https://doi.org/10.1088/1361-6463/acee91>

I. V. Horbatiy, O. A. Usaty, B. M. Tsaitler

#### Comparison of modern algorithms for determining the direction of arrival of a radio signal

*This paper presents a comparative analysis of DOA estimation algorithms, including classical approaches such as MUSIC and ESPRIT, as well as modern alternatives based on sparse representation and deep learning. The strengths, limitations, and applicable use cases of each method are summarized with respect to noise resilience and system constraints.*

*Keywords: DOA estimation algorithms, sparse representation, deep learning.*