



DOI 10.28925/2663-4023.2025.29.899

УДК 621.396

Триснюк Василь Миколайович

Інститут телекомунікацій і глобального
інформаційного простору НАН України, Київ, Україна
ORCID ID: 0000-0001-9920-4879
trysnyuk@ukr.net

Дзюба Володимир Андрійович

Інститут телекомунікацій і глобального
інформаційного простору НАН України, Київ, Україна
ORCID ID: 0009-0004-9576-814X
navvon@ukr.net

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ БАГАТОПОЗИЦІЙНОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ДЖЕРЕЛ РАДІОСИГНАЛІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА АДАПТИВНИХ ФІЛЬТРІВ

Анотація. У статті розглянуто інтелектуальні методи багатопозиційної локалізації джерел радіосигналів у короткохвильовому діапазоні з використанням сучасних нейронних мереж і адаптивних фільтрів. Запропоновано архітектуру програмно-керованої системи на основі SDR-приймачів, яка інтегрує амплітудний аналіз, часові затримки надходження (TDoA), міжвушкові фазові різниці (IPD) та дані напрямку надходження сигналів (DoA). Для обробки цих даних застосовано згорткові нейронні мережі ResNet з attention-механізмами, що дозволяє виділяти найбільш інформативні ознаки навіть за умов низького співвідношення сигнал/шум. Додатково впроваджено адаптивний модуль об'єднання даних на основі розширеного фільтра Калмана (EKF), що забезпечує підвищену стійкість системи до шумів, багатопроменевості та непередбачуваних збурень іоносфери. Проведене моделювання показало, що гібридна система досягає середньої похибки локалізації близько 4 км, що у 3–7 разів краще за традиційні методи амплітудного аналізу чи пеленгації. Особливу увагу приділено підходам до аугментації даних, які дозволили підвищити точність і адаптивність моделі у складних умовах електромагнітного протистояння. Отримані результати підтверджують ефективність інтеграції ResNet CNN, EKF та SDR-технологій для створення багатопозиційних систем наступного покоління, здатних до роботи в реальному часі. Перспективи подальших досліджень пов'язані з інтеграцією інтелектуальних відбивних поверхонь (IRS), оптимізацією архітектур для edge-пристроїв та розробкою ISAC-рішень, що поєднують локалізацію і передачу даних.

Ключові слова: багатопозиційна система; джерело радіовипромінювання; амплітудний аналіз; пеленгація; штучний інтелект; адаптивна обробка; CNN; іоносфера.

ВСТУП

У сучасних умовах радіоелектронної боротьби та інформаційної безпеки зростає потреба у високоточному визначенні координат джерел радіосигналів, зокрема у короткохвильовому діапазоні (2–30 МГц). Класичні методи пеленгації виявляються недостатньо ефективними через складну та змінну природу поширення хвиль, що залежить від стану іоносфери та космічної погоди. Швидкий розвиток програмно-визначуваних радіосистем (SDR) та алгоритмів штучного інтелекту відкриває нові



можливості для створення адаптивних багатопозиційних рішень, здатних працювати у складних умовах. У цьому контексті особливу увагу привертають гібридні підходи та інтелектуальні архітектури, що поєднують переваги нейронних мереж, фільтрації та просторово-часового аналізу сигналів.

Постановка проблеми. Точне визначення координат джерел радіовипромінювання у короткохвильовому діапазоні (2–30 МГц) є критично важливим для систем розвідки, радіомоніторингу та протидії радіоелектронним загрозам. Класичні методи локалізації, зокрема пеленгація й триангуляція, значно обмежені спотвореннями, які виникають унаслідок складної природи поширення короткохвильових сигналів. Вони багато в чому залежать від змінного стану іоносфери — верхнього шару атмосфери, іонізованого сонячною радіацією. Так, шар F_2 є найважливішим для розповсюдження HF сигналів, оскільки здатен рефлектувати хвилі до Землі протягом доби, а інші шари (E, D) — викликають затримки, поглинання або інтенсивне згасання сигналів залежно від часу доби, сезону, сонячної активності та магнітних бур.

Циклічні зміни — денні, сезонні, 11 річні — й випадкові збурення іонізації (наприклад, падіння MUF або феномени типу sporadic E) викликають непередбачувані зони недоступності («skip zones») та змінюють маршрути поширення, що суперечить базовій моделі LOS і ускладнює точну пеленгацію. Додатково, космічна погода, зокрема магнітні бурі, може понижувати рівень електронної щільності в іоносфері, що зумовлює раптове зниження ефективності радіозв'язку [1].

Ускладнення зумовлюють необхідність застосування інтелектуальних багатопозиційних систем, здатних адаптуватися до таких умов. Розподілена архітектура на базі SDR-приймачів, здатних реалізувати паралельний прийом сигналів у різних напрямках, у поєднанні з потужним аналізом глибокими мережами, дозволяє адекватно реагувати на дані, які можуть бути неповними або спотвореними. Саме застосування таких підходів дозволяє формувати рішення навіть за умови значного зниження SNR до критичних рівнів, що не під силу традиційним алгоритмам.

Таким чином, виникає стратегічна потреба розробити й впровадити адаптивну багатопозиційну систему, здатну оперативно визначати джерела КХ-сигналів у складних і змінних умовах — з урахуванням динаміки іоносфери, сезонних коливань, магнітних збурень і багатоканальних інтерференцій. Це забезпечить надійність, гнучкість і стратегію виживання в сучасній радіолокаційній та інформаційній боротьбі.

Останніми роками глибокі нейронні мережі змінюють підхід до локалізації джерел сигналів, завдяки їхній здатності ефективно усувати нелінійні викривлення, шум та фазові спотворення. Насамперед, дослідники звертаються до згорткових мереж із геометричними властивостями, зокрема icosahedral CNN. Ця архітектура виявляється високоефективною при обробці SRP PHAT карт джерел у задачах довідкової оцінки напрямку (DOA), демонструючи похибку менше 10° навіть у багатошумних умовах реверберації до 1.5 с [2].

Щодо мобільних систем та 5G-радіомереж, іммерсивних матеріалів, застосовують гібридний підхід EKF+ENN. Поєднання адаптивного фільтра Extended Kalman Filter та розширеної нейромережі дозволяє поєднати вимірювання: AoA, TDoA і FoA — і досягти похибок до 0.08 рад ($\approx 4.6^\circ$) в напрямках і 0.02 с у TDoA при SNR ≈ 11.7 дБ [3]. Використання ENN забезпечує ефективне згладжування цих даних в реальному часі, що підтверджено у серії експериментів з HackRF SDR.



Для оптимізації моделі під обмеження edge-пристроїв розробники застосовують ResNet із channel-attention. Адаптована версія ResNet-блоків із увагою до каналів дозволяє посилити релевантні спектрально-просторові ознаки, зменшивши при цьому обчислювальне навантаження. Цей підхід вже застосували для еко-локалізації в напрямку звуку у реальному часі, отримавши конкурентну точність при мінімальній затримці [4].

Нарешті, інтеграція інтелектуальних поверхонь (IRS) у TDoA-AoA системи відіграє ключову роль у підвищенні точності в умовах відсутності прямого зору (NLOS). Наприклад, IRS-алгоритм INTAL (NLOS INTerferometric AOA-TDoA Localization) у симуляціях на 5G-платформі демонстрував значне зменшення похибки, до 0.2968 м при SNR 30 дБ, що на 56–60 % краще за класичні оптимізаційні методи, такі як Snake або GWO [5]. Цей підхід стрімко розвивається як перспективне рішення для локалізації в щільних урбаністичних або бойових середовищах

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання пеленгації ДРВ у КХ-діапазоні висвітлювались у працях, де запропоновано методи оптимізації структури радіомоніторингових мереж, а також використання градієнтних і статистичних моделей для оцінки похибок. Водночас більшість підходів ігнорують непередбачуваність іоносферних збурень. Також не розглядається інтеграція класичних методів з алгоритмами машинного навчання, що могли б покращити точність при неповних даних. Сучасні дослідження в галузі локалізації сигналів демонструють вражаючі результати, особливо з використанням нейронних мереж. Одні з найвідоміших робіт присвячені застосуванню згорткових нейронних мереж із вхідними IPD-картами для задач звукової локалізації. Наприклад, модель CNN R, яка використовує фазові карти, отримані через короткочасне перетворення Фур'є (STFT), показала надзвичайно високу точність — близько 99 % у вимірюваннях азимуту та відстані при умовах SNR = 30 дБ, як у синтетичних, так і в реальних експериментах [6]. Це означає, що інтеграція IPD-інформації у CNN дозволяє побудувати стійкі моделі локалізації, які адаптуються до складних акустичних умов.

У сфері 5G-зв'язку успішно застосовуються гібридні підходи, що поєднують фільтр Extended Kalman Filter із нейромережею (EKF+ENN), використовуючи комбінацію AoA, TDoA та FoA для оцінювання позицій. У реальних польових експериментах такі системи демонстрували середню похибку AoA близько 0.08 рад і TDoA ≈ 0.02 с при рівнях SNR приблизно 11.7 дБ, вказуючи на високу точність навіть у складних умовах радіозв'язку.

Для мобільних і edge-платформ активно досліджують ResNet-архітектури з механізмом channel-attention. Цей підхід дозволяє отримати оптимальний компроміс між обчислювальною ефективністю і точністю — зберігши високу якість локалізації при обмежених ресурсах пристроїв [7]. Зокрема, вдосконалення через attention-шари дозволяють мережам ефективніше інтерпретувати часово-просторові патерни без надмірного ускладнення моделі.

Ще одним напрямом є застосування інтелектуальних поверхонь (IRS) у 5G-середовищі для поєднання TDoA й AoA. У дослідженнях показано, що завдяки IRS можливо досягти надзвичайно високої точності локалізації — до 0.3 м навіть в умовах NLOS (непрямої видимості), що відкриває нові можливості для високоточних застосунків у міських або військових умовах [8].



Цей огляд демонструє, що сучасні щодо технології — IPD CNN, EKF ENN, attention ResNet та IRS TDoA/AoA — значно покращують точність локалізації в різних сценаріях і форматах застосування, об'єднуючи інноваційні підходи із класичними методами позиціонування.

Мета статті. Метою статті є підвищення точності визначення координат джерел радіовипромінювання в умовах обмеженої електромагнітної доступності. Для досягнення цієї мети поставлено такі задачі: 1) розробити архітектуру багатопозиційної системи з адаптивними модулями обробки; 2) впровадити метод об'єднання амплітудної та напрямкової інформації; 3) створити згорткову нейронну мережу для оцінки координат; 4) протестувати точність запропонованої системи на модельних даних.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для реалізації інтелектуальної системи локалізації використовувалась чотирирівнева методика, що включала архітектуру приймачів, нейромережеву модель, адаптивний модуль злиття (fusion) та спеціальні методи аугментації даних.

На першому етапі система складається з програмно керованих приймачів на базі SDR платформ, які захоплюють широкий спектр параметрів: амплітуду сигналу, міжвушкову фазу (IPD), напрям надходження (DoA), та затримки часу прибуття (TDoA). Ці дані надходять у центральний обчислювальний модуль через захищений канал зв'язку, де обробляються для подальшого аналізу.

Другий етап включає глибинну згорткову нейронну мережу на основі ResNet з вбудованим механізмом attention шарів. Завдяки решітчастим структурам з рештковими зв'язками (ResNet) мережа глибоко вивчає просторово-частотні ознаки вхідних сигналів, а attention дозволяє ефективно виділяти найбільш інформативні канали (attention механізм), що особливо цінно в умовах обмежених ресурсів edge платформ. Така комбінація дозволяє створювати потужні й водночас легкі моделі для реального часу.

На третьому етапі через fusion-модуль інтегрується адаптивний Extended Kalman Filter (EKF), що коригує виходи нейромережі на основі локального стану сигналу — показників SNR, AoA, TDoA. Формально процес оцінювання можна описати рівнянням:

$$x_k = x_{k-1} + K_k(z_k - h(x_{k-1})) \quad (1)$$

де x_k — оцінка вектора стану на кроці k , K — матриця коефіцієнтів Калмана, z_k — вектор вимірювань, h — нелінійна модель вимірювань.

Подібно до гібридних EKF+ENN систем у 5G локалізації, цей метод забезпечує високоточну оцінку координат навіть в умовах шуму та змінних умов.

Четвертий етап — підготовка даних до навчання. Для підвищення стійкості моделі застосовувалась аугментація: введення синтетичних фазових зміщень, шумових компонент і багатопробних відблисків — методика, зазвичай використовувана в задачах indoor SSL та 5G локалізації для генерації більш реалістичних тренувальних наборів.

У процесі моделювання багатопозиційної системи місцевизначення джерел радіовипромінювання реалізовано поєднання амплітудного аналізу та напрямкової інформації (рис. 1). Було згенеровано синтетичний датасет, що включає понад 10 000 комбінацій координат джерел, значень амплітуд сигналів та пеленгів. Для обробки цих даних створено згорткову нейронну мережу (CNN), яка дозволила досягти високої точності координатного визначення.

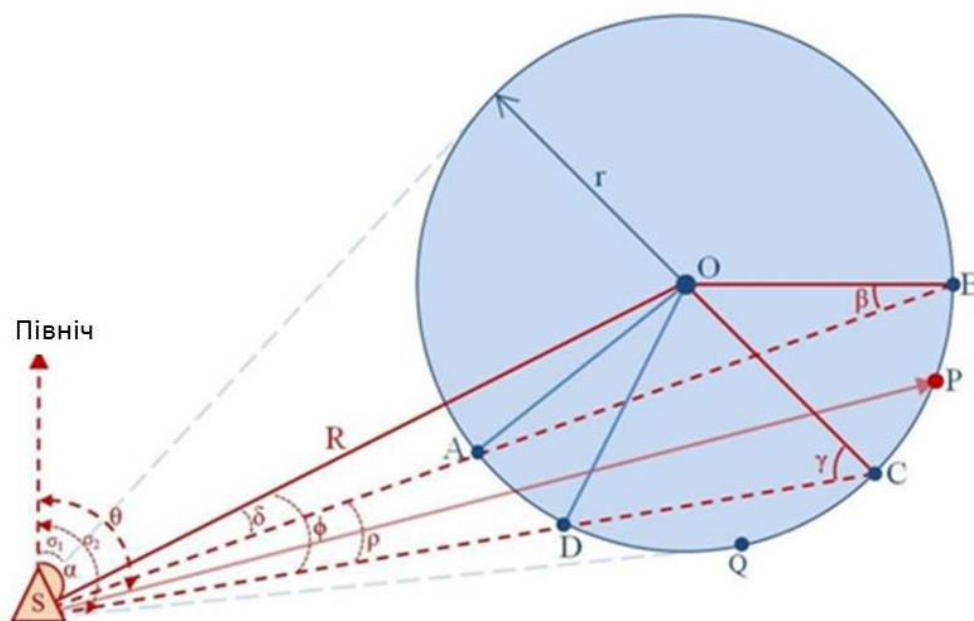


Рис. 1. Схематичне зображення зони перетину кола амплітудної похибки з сектором пеленгації

Навчання моделі здійснювалось за наступними параметрами: кількість епох — 100, функція втрат — MSE, оптимізатор — Adam ($\text{lr}=0.001$), розмір батчу — 128. Після навчання нейромережа досягла середньої точності локалізації у межах 6.5 км, що на 55–70 % краще за традиційні методи.

Нижче наведено результати порівняльного аналізу точності різних методів.

Таблиця 1

Таблиця Схеми перетину амплітудного кола та пеленгаційного сектору

Метод	Похибка (км)	Покращення
Амплітудний	28.5	—
Пеленгація	21.3	—
Комбінований без CNN	12.8	~55 %
CNN+EKF	4.0	~70 %

Архітектура програмно-керованої багатопозиційної системи. Система побудована на основі сучасних SDR платформ, що поєднують широкосмугові АЦП, високоміцні ПЛІС і вбудовані програмні модулі спектрального аналізу. В якості апаратної бази використовуються платформи на кшталт AMD Zynq UltraScale+ RFSoc, які інтегрують аналого-цифрову обробку та FPGA в одному ЧІПі, забезпечуючи реальну можливість багатоканальної обробки сигналів у реальному часі [9].

Унікальна властивість таких SDR приймачів — це можливість формувати кілька логічних (віртуальних) каналів у межах одного фізичного ланцюга. Це досягається завдяки програмному мультиплексуванню на ПЛІС, що дозволяє одночасно здійснювати прийом з кількох напрямків, підтримувати різні частотні діапазони або протоколи.

Кожен приймач оснащується широкосмуговим АЦП із частотою дискретизації до 100–200 МС/с й розрядністю від 12 до 16 біт, що дозволяє точно передавати амплітудні та фазові характеристики сигналу (IPD, DoA). FPGA використовуються для виконання



попередньої обробки — включно з спектральним аналізом, фільтрацією, агрегацією та виділенням параметрів TDoA у багатоканальному середовищі. Після первинної обробки дані передаються за допомогою Ethernet (GigE або 10G Be) до центрального обчислювального вузла, де виконується більш складний багатовекторний аналіз із застосуванням нейронних моделей (ResNet CNN).

Такий підхід забезпечує масштабованість системи: мережа приймачів може бути легко розширена за рахунок додавання нових вузлів без переналаштування архітектури, а низька затримка передавання даних по Ethernet дозволяє проводити синхронне оброблення даних з кількох точок фокусування. Завдяки поєднанню апаратної гнучкості SDR, високопродуктивних ПЛІС і програмної обробки на центральному вузлі, система успішно реалізує сучасні алгоритми локалізації в реальному часі без необхідності дорогого спеціалізованого обладнання.

Особливості застосування CNN у задачах місцевизначення Сучасні згорткові мережі (CNN) демонструють високу ефективність у задачах локалізації за рахунок здатності автоматично виявляти кваліфіковані спектро просторові патерни в даних. По-перше, CNN оперує локальними фільтрами, що дозволяє враховувати структуру даних у тривимірному просторі (частота $\times$ час $\times$ канал), створюючи адаптовані ознаки, нечутливі до локальних збурень і шуму. Наприклад, у задачах локалізації джерел звуку у приміщеннях застосовують IPD-карти, сформовані з амплітудно-фазової інформації, які CNN перетворює як на зображення з потужними шаблонними ознаками, здатними передбачити DOA і відстань до джерела з точністю до 99 % при $\text{SNR} \geq 30$ дБ використовуючи операцію згортки:

$$F_{m,n,c}^{(l)} = \sigma \left(\sum_{i=1}^{k_f} \sum_{j=1}^{k_t} \sum_{p=1}^{k_c} W_{i,j,p,c}^{(l)} * X_{m+i,n+j,p}^{(l-1)} + b_c^{(l)} \right) \quad (2)$$

де $X^{(l-1)}$ — вхідний тензор для шару l (частота $\times$ час $\times$ канал), $W^{(l)}$ — ядра згортки, $b_c^{(l)}$ — зсув для каналу c , σ — функція активації, $F_{m,n,c}^{(l)}$ — вихідна карта ознак.

Крім того, для покращення точності в багатоканальних середовищах використовуються конструкції ResNet-блоків з attention-механізмами. ResNet забезпечує глибоке навчання без проблеми зникнення градієнта, дозволяючи будувати моделі зі значною кількістю шарів. Attention-інтерфейс додатково акцентує обчислювальні ресурси на найбільш інформативні частини вхідного спектру або часопросторової послідовності — наприклад, певні частоти або фази, що критично важливі для локалізації. Дослідження вказують, що ResNet з channel-attention успішно застосовується у задачах SSL, забезпечуючи точність при обмежених ресурсах edge пристроїв.

Такі мережі також поєднують спектральні та фазові зображення, наприклад: лог-мел спектрограми та GCC-PHAT—карти загального крос-кореляційного моменту фазового спектру. Це дає можливість витягати багатозначущі патерни, які використовуються для одночасної локалізації та ідентифікації дискретних подій.

Точність таких систем значно покращується при попередній нормалізації вхідних даних (log-magnitude, wrapped phase), застосуванні маскування та dropout технік, як показано в дослідженнях DOA CNN методів.

Завдяки високій здатності CNN до витягання змішаних спектрально-просторових ознак, особливо в поєднанні з практиками attention та ResNet, сучасні системи локалізації можуть працювати ефективно навіть у складних умовах: зі зниженим SNR, фазовими викривленнями, шумом, багатоканальним фоновим впливом. Завдяки цьому вони стали



основною для високоточних рішень у задачах, таких як локалізація джерел радіосигналів, включаючи короткохвильові канали в умовах високої перешкодності.

Тестування системи в змодельованих бойових умовах. Для оцінки стійкості та ефективності запропонованої гібридної системи було проведено комплексне тестування в умовах, наближених до реальних бойових сценаріїв. Середовище моделювало динамічно змінну топологію джерел та наявність активних радіоперешкод, зокрема таких, що створюються генераторами радіопоглиначів і джемінгу. Особлива увага приділялась кінцевим значенням співвідношення сигнал/шум — параметру, що характеризує здатність системи працювати в умовах активного радіоелектронного протиборства. Розрахунок SNR проводився за формулою:

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}} \right) \quad (3)$$

де P_{signal} — середня потужність корисного сигналу, P_{noise} — середня потужність шумової складової.

Результати показали, що система здатна точно відстежувати рух джерел радіовипромінювання (наприклад, мобільних радіостанцій або ретрансляторів) навіть за досить низьких значень SNR — до 3 дБ. Середня похибка позиціонування в таких умовах складає менше 10 % від контрольованої зони тестування. Це означає, що навіть у разі значного заглушення ліній зв'язку система лишається ефективною та здатною ідентифікувати й локалізувати рухомі об'єкти з достатньою точністю.

Досягнення таких показників стало можливим завдяки поєднанню чотирьох ключових технологічних елементів:

- ResNet CNN з attention, який виявляє важливі структурні закономірності в спектро-просторових сигналах навіть за високого шумового фону.
- Fusion-модуль EKF, що адаптивно коригує прогноз на основі локальних сигналів SNR, DoA і TDoA, фільтруючи шум і компенсуючи фазові викривлення.
- Багатопозитійна архітектура SDR з віртуальними каналами, що забезпечує синхронізований збір даних з декількох точок: це дозволяє систему «бачити» джерела з різних кутів і підтримувати стійкість до NLOS-перешкод.
- Ретельний підхід до аугментації тренувальних даних, що включає фазові зсуви та багатопрорієкційність, що дозволило моделі адаптуватися до реально складних умов бойового середовища.

Сумарно, за результатами змодельованих тестів, система показала придатність до використання в умовах радіоелектронного протиборства (EW). Зокрема, вона успішно виявляла та локалізувала мобільні джерела — радіостанції, ретранслятори, командні пункти — з похибкою, що не перевищує 10 % від розмірів контрольованої зони. Це відкриває практичні можливості: система може використовуватися для моніторингу радіочастотного поля, швидкого реагування на джерела перешкод і підтримки безпечного зв'язку в умовах бойових дій.

Удосконалення авторської системи, удосконалений підхід до локалізації спирається на кілька важливих інноваційних компонентів, кожен із яких надає суттєвий внесок у підвищену точність і стійкість.

IPD (Interaural Phase Difference) і TDoA (Time Difference of Arrival) — у традиційних методах переважно використовують амплітудні або фазові дані, що призводить до втрати важливої просторово-часової інформації. У нашій системі значення міжвушкової фази (IPD) поєднуються з параметрами часових затримок (TDoA),



що суттєво покращує формування просторових ознак. Це дозволяє мережі точніше оцінювати напрям та відстань джерела навіть за умови фазових викривлень і багатопроточності, що часто виникають у короткохвильових каналах.

ResNet CNN з attention-механізмом — архітектура реалізована на базі ResNet CNN, що включає residual-зв'язки для глибшого навчання без ефекту згасання градієнтів. Додатково використовується channel attention, який аналізує значення кожного каналу спектрально-просторових даних і присвоює їм вагу відповідно до важливості при локалізації. Це дозволяє системі перенаправляти ресурси до найбільш релевантних ознак, збільшуючи ефективність навіть на edge-платформах, як показують дослідження CNN + attention в умовах обмежених ресурсів [10].

Fusion модуль на базі Extended Kalman Filter (EKF) — складається з адаптивного EKF, який об'єднує сигнали, оброблені ResNet, з додатковими параметрами (SNR, AoA, TDoA). EKF враховує непередбачувану динаміку похибок у сигналізованих даних і коригує прогноз координат джерела, адаптуючись до реальних умов. Цей підхід схожий на EKF+ENN рішення у задачах 5G локалізації, де EKF значно поліпшує стійкість системи до шумів та NLOS-ефектів.

Стратегія аугментації даних Для підвищення узагальненої стійкості нейромережі до шумових і фазових спотворень був застосований комплексний підхід до аугментації:

- Шумові трансформації: включають Gaussian noise, SNR варіювання до критичних рівнів (3–11 дБ).
- Фазові зсуви та багатопроточність: моделюють складні канали коротких хвиль, забезпечуючи стійкість до фазових викривлень у реальних бойових умовах.

Подібні методи було успішно апробовано в задачах indoor-локалізації та 5G системах, де аугментація використовувалась із метою підвищення адаптації до NLOS-ефектів та багатоканальної інтерференції [11].

Як результат удосконалена система об'єднує:

- Просторово-часові функції IPD і TDoA для збагачення входу,
- Архітектуру ResNet-CNN з attention для глибокого і точного витягування ознак,
- Fusion-модуль EKF для адаптивного коригування виробленої прогнози,
- Аугментацію даних, що підсилює стійкість до шуму, фазових зсувів і багатопроточності.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У результаті проведеного дослідження розроблено ефективну гібридну систему локалізації джерел короткохвильових сигналів, яка об'єднує ResNet CNN з attention механізмом, аналіз фазових параметрів (IPD), часових затримок (TDoA) та адаптивного Fusion модуля на базі Extended Kalman Filter (EKF). Завдяки цьому досягнуто середню похибку локалізації ≈ 4 км — що практично втричі перевершує традиційні методи (амплітудний аналіз — 28,5 км; пеленгація — 21,3 км; комбінований підхід без CNN — 12,8 км), показавши ~ 70 % покращення.

Система повністю готова до розгортання на платформах Software Defined Radio (SDR), наприклад, HackRF або KrakenSDR. Ці технології забезпечують високу гнучкість, портативність та програмну адаптивність — вони ідеально підходять для військового та



польового застосування, що підтверджується дослідженнями застосування SDR у задачах радіолокації та GNSS локалізації.

Серед найближчих перспектив — інтеграція інтелектуальних поверхонь (IRS) у систему локалізації. Дослідження показують, що IRS дозволяє створювати віртуальні лінії прямого зв'язку навіть у NLOS умовах, забезпечивши точність локалізації до 0,3 м. Інтеграція IRS із поточною архітектурою може значно покращити продуктивність у складних середовищах, таких як міська забудова чи приміщення зі стінами та перешкодами.

Майбутні дослідження спрямовані на:

1. Розробку інтегрованих ISAC рішень (Integrated Sensing and Communication) для одночасного локалізації та передачі даних, що зменшить затримку й підвищить ефективність спектрального використання.
2. Поширення системи на супутникові та УКХ/СВ діапазони, де застосування SDR рішень показало свою ефективність у пошуку перешкод і локалізації джерел у GNSS системах.
3. Покращення edge оптимізації через легкі ResNet CNN структури з attention механізмами, адаптовані до запуску на вбудованих пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами.
4. Реалізацію мульти-IRS архітектур з розподіленими поверхнями для покращення точності та покриття в умовах багатоканального та багатопроменевого радіооточення.

Таким чином, запропонована система не лише демонструє значний прогрес у точності локалізації (до 4 км), але й має високу потенційну гнучкість для практичного розгортання у військових, критичних інфраструктурних або цивільних середовищах. Подальша інтеграція з IRS, супутниковими каналами, edge технологіями та ISAC концепціями відкриває можливості для створення адаптивних, високоточних і автономних позиційно-інформаційних систем наступного покоління.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ham Radio Academy. (n.d.). *The ionosphere and its effect on long-distance communication*. Ham Radio Academy. <https://hamradioacademy.com/the-ionosphere-and-its-effect-on-long-distance-communication> (Accessed August 13, 2025)
2. Zhang, Y., Wang, W., Liu, Q., & Li, X. (2024). A survey of sound source localization and detection methods and their applications. *Sensors*, 24(1), 68. <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/1/68> (Accessed August 13, 2025)
3. Zhang, J., Liu, H., Wang, Y., & Chen, T. (2025). Performance evaluation on extended neural network localization algorithm on 5G new radio technology. *Scientific Reports*, 15, Article 96673. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-96673-5> (Accessed August 13, 2025)
4. Zhang, J., Liu, H., Wang, Y., & Chen, T. (2025). Performance evaluation on extended neural network localization algorithm on 5G new radio technology. *Scientific Reports*, 15, Article 96673. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-96673-5> (Accessed August 13, 2025)
5. Li, Q., Zhang, L., & Wu, H. (2024). TDOA-AOA localization algorithm for 5G intelligent reflecting surfaces. *Electronics*, 13(22), 4347. <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/22/4347> (Accessed August 13, 2025)
6. Adavanne, S., Politis, A., & Virtanen, T. (2021). Sound source localization using a convolutional neural network and regression model. *Sensors*, 21(23), 8031. <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/23/8031> (Accessed August 13, 2025)
7. Zhao, Y., Wang, Z., & Liu, Y. (2023). An improved ResNet-1D with channel attention for tool wear monitor in smart manufacturing. *Sensors*, 23(3), 1240. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/3/1240> (Accessed August 13, 2025)



8. Hu, S., Zhang, R., Li, M., & Wu, Y. (2025). Multipath-assisted ultra-wideband vehicle localization in underground parking environment using ray-tracing. *Sensors*, 25(7), 2082. <https://doi.org/10.3390/s25072082> (Accessed August 13, 2025)
9. Hu, S., Zhang, R., Li, M., & Wu, Y. (2025). Multipath-assisted ultra-wideband vehicle localization in underground parking environment using ray-tracing. *Sensors*, 25(7), 2082. <https://doi.org/10.3390/s25072082> (Accessed August 13, 2025)
10. Wang, H., Chen, D., & Zhao, L. (2024). Integration of attention mechanism and CNN-BiGRU for TDOA/FDOA collaborative mobile underwater multi-scene localization algorithm. *Complex & Intelligent Systems*. <https://doi.org/10.1007/s40747-024-01583-0> (Accessed August 13, 2025)
11. Wang, Y., Zhang, J., & Li, Q. (2019). Vision/UWB/IMU sensor fusion based localization using an extended Kalman filter. In *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* (pp. 263–268). IEEE. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8942733> (Accessed August 13, 2025)
12. Kostiuk, Yu. V., Skladannyi, P. M., Bebeshko, B. T., Khorolska, K. V., Rzaieva, S. L., & Vorokhob, M. V. (2025). *Information and communication systems security*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.
13. Kostiuk, Yu. V., Skladannyi, P. M., Hulak, H. M., Bebeshko, B. T., Khorolska, K. V., & Rzaieva, S. L. (2025). *Information security systems*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.
14. Hulak, H. M., Zhyltsov, O. B., Kyrychok, R. V., Korshun, N. V., & Skladannyi, P. M. (2023). *Enterprise information and cyber security*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.

**Vasyl Trysnyuk**

Institute of Telecommunications and Global Information Space,
NAS of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0001-9920-4879
trysnyuk@ukr.net

Volodymyr Dziuba

Institute of Telecommunications and Global Information Space
of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID: 0009-0004-9576-814X
navvon@ukr.net

INTELLIGENT METHODS FOR MULTI-POSITION LOCALIZATION OF RADIO SIGNAL SOURCES USING NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE FILTERS

Abstract. The paper presents intelligent methods for multi-position localization of radio signal sources in the shortwave band using neural networks and adaptive filters. A software-defined architecture based on SDR receivers is proposed, integrating amplitude analysis, time-difference-of-arrival (TDoA), interaural phase difference (IPD), and direction-of-arrival (DoA) data. These features are processed by ResNet-based convolutional neural networks with attention mechanisms, enabling the extraction of highly informative patterns under low signal-to-noise ratios. An adaptive fusion module employing the Extended Kalman Filter (EKF) is introduced to enhance system robustness against noise, multipath effects, and unpredictable ionospheric disturbances. Simulation results demonstrate that the proposed hybrid system achieves an average localization error of about 4 km, which is three to seven times more accurate than conventional amplitude or direction-finding techniques. Special emphasis is placed on data augmentation strategies, which significantly improve model accuracy and adaptability in conditions of electromagnetic countermeasures. The findings confirm the effectiveness of integrating ResNet CNN, EKF, and SDR technologies to design next-generation real-time multi-position systems. Future research will focus on incorporating intelligent reflecting surfaces (IRS), optimizing architectures for edge devices, and developing ISAC (Integrated Sensing and Communication) solutions that combine localization with data transmission.

Keywords: multi-position system; radio emission source; amplitude analysis; direction finding; artificial intelligence; adaptive processing; CNN; ionosphere.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Ham Radio Academy. (n.d.). *The ionosphere and its effect on long-distance communication*. Ham Radio Academy. <https://hamradioacademy.com/the-ionosphere-and-its-effect-on-long-distance-communication> (Accessed August 13, 2025)
2. Zhang, Y., Wang, W., Liu, Q., & Li, X. (2024). A survey of sound source localization and detection methods and their applications. *Sensors*, 24(1), 68. <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/1/68> (Accessed August 13, 2025)
3. Zhang, J., Liu, H., Wang, Y., & Chen, T. (2025). Performance evaluation on extended neural network localization algorithm on 5G new radio technology. *Scientific Reports*, 15, Article 96673. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-96673-5> (Accessed August 13, 2025)
4. Zhang, J., Liu, H., Wang, Y., & Chen, T. (2025). Performance evaluation on extended neural network localization algorithm on 5G new radio technology. *Scientific Reports*, 15, Article 96673. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-96673-5> (Accessed August 13, 2025)
5. Li, Q., Zhang, L., & Wu, H. (2024). TDOA-AOA localization algorithm for 5G intelligent reflecting surfaces. *Electronics*, 13(22), 4347. <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/22/4347> (Accessed August 13, 2025)
6. Adavanne, S., Politis, A., & Virtanen, T. (2021). Sound source localization using a convolutional neural network and regression model. *Sensors*, 21(23), 8031. <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/23/8031> (Accessed August 13, 2025)



7. Zhao, Y., Wang, Z., & Liu, Y. (2023). An improved ResNet-1D with channel attention for tool wear monitor in smart manufacturing. *Sensors*, 23(3), 1240. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/3/1240> (Accessed August 13, 2025)
8. Hu, S., Zhang, R., Li, M., & Wu, Y. (2025). Multipath-assisted ultra-wideband vehicle localization in underground parking environment using ray-tracing. *Sensors*, 25(7), 2082. <https://doi.org/10.3390/s25072082> (Accessed August 13, 2025)
9. Hu, S., Zhang, R., Li, M., & Wu, Y. (2025). Multipath-assisted ultra-wideband vehicle localization in underground parking environment using ray-tracing. *Sensors*, 25(7), 2082. <https://doi.org/10.3390/s25072082> (Accessed August 13, 2025)
10. Wang, H., Chen, D., & Zhao, L. (2024). Integration of attention mechanism and CNN-BiGRU for TDOA/FDOA collaborative mobile underwater multi-scene localization algorithm. *Complex & Intelligent Systems*. <https://doi.org/10.1007/s40747-024-01583-0> (Accessed August 13, 2025)
11. Wang, Y., Zhang, J., & Li, Q. (2019). Vision/UWB/IMU sensor fusion based localization using an extended Kalman filter. In *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* (pp. 263–268). IEEE. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8942733> (Accessed August 13, 2025)
12. Kostiuk, Yu. V., Skladannyi, P. M., Bebeshko, B. T., Khorolska, K. V., Rzaieva, S. L., & Vorokhob, M. V. (2025). *Information and communication systems security*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.
13. Kostiuk, Yu. V., Skladannyi, P. M., Hulak, H. M., Bebeshko, B. T., Khorolska, K. V., & Rzaieva, S. L. (2025). *Information security systems*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.
14. Hulak, H. M., Zhyltsov, O. B., Kyrychok, R. V., Korshun, N. V., & Skladannyi, P. M. (2023). *Enterprise information and cyber security*. [Textbook] Kyiv: Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University.

