

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-13>

УДК: 004.8:004.93:534.87

СІДЛЕЦЬКИЙ Святослав

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0009-0002-0195-0211>

e-mail: sviatoslav.p.sidletskyi@lpnu.ua

ПЕЛЕЩАК Роман

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-0536-3252>

e-mail: rpele@ukr.net

ГІБРИДНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ З ATTENTION-МЕХАНІЗМОМ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛ ЗВУКУ НА ОСНОВІ TDOA СИГНАЛІВ У ЗМІННИХ АКУСТИЧНИХ УМОВАХ

У роботі досліджено задачу визначення координат джерел звуку на основі різниці часу приходу сигналів (TDOA) із використанням нейромережових методів. Запропоновано гібридну модель з attention-механізмом для підвищення точності та стійкості акустичної локалізації в умовах шумів і змін параметрів середовища. Розглянуто систему з чотирьох мікрофонів квадратної конфігурації, де вхідними даними виступають TDOA-сигнали та параметри середовища: температура, вологість і швидкість вітру. Навчальну вибірку сформовано синтетично з урахуванням фізичних залежностей швидкості звуку та додаванням гаусового шуму. Проведено порівняння класичного багатопараметричного перцептрона (MLP) і запропонованої гібридної моделі. Оцінювання виконано за метриками MSE, MAE, RMSE, максимальної помилки та стійкості до шуму. Результати показали перевагу гібридної моделі: зменшення MSE на 18.4%, MAE на 7.7%, RMSE на 9.3% та максимальної помилки на 26.7%, а також підвищення стійкості до шуму на 18.0%. Отримані результати підтверджують ефективність використання attention-механізмів у задачах акустичної локалізації джерел звуку.

Ключові слова: акустична локалізація, TDOA, нейронні мережі, attention-механізм, гібридні моделі

SIDLETSKYI Sviatoslav, PELESHCHAK Roman

Lviv Polytechnic National University

HYBRID NEURAL NETWORK MODEL WITH AN ATTENTION MECHANISM FOR SOUND SOURCE COORDINATE ESTIMATION BASED ON TDOA SIGNALS UNDER VARIABLE ACOUSTIC CONDITIONS

This paper investigates the problem of sound source coordinate estimation based on Time Difference of Arrival (TDOA) signals using neural network methods. A hybrid neural network model with an attention mechanism is proposed to improve localization accuracy and robustness under noisy environmental conditions. The study considers a system of four microphones arranged in a square configuration, where the input data include TDOA signals and environmental parameters such as temperature, humidity, and wind speed. The training dataset is generated synthetically with consideration of the physical dependence of sound speed on environmental conditions and with additional Gaussian noise to simulate measurement uncertainties. The proposed hybrid model is compared with a classical Multilayer Perceptron (MLP) architecture. Model performance is evaluated using MSE, MAE, RMSE, maximum error, and noise robustness metrics. Experimental results demonstrate that the hybrid model outperforms the classical MLP approach, achieving an 18.4% reduction in MSE, a 7.7% reduction in MAE, a 9.3% reduction in RMSE, a 26.7% decrease in maximum error, and an 18.0% improvement in noise robustness. The obtained results confirm the effectiveness of attention mechanisms for acoustic sound source localization tasks and demonstrate the перспективність proposed approach for practical intelligent localization systems.

Keywords: acoustic localization, TDOA, neural networks, attention mechanism, hybrid models

Стаття надійшла до редакції / Received 02.04.2026

Прийнята до друку / Accepted 04.05.2026

Опубліковано / Published 31.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© СІДЛЕЦЬКИЙ Святослав, ПЕЛЕЩАК Роман

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Акустична локалізація джерел звуку є однією з ключових задач сучасної обчислювальної акустики та інтелектуальних сенсорних систем. Вона полягає у визначенні просторових координат джерела звукового сигналу на основі даних, отриманих із розподілених мікрофонних масивів. Такі системи знаходять широке застосування у робототехніці, системах спостереження, інтелектуальних пристроях та навігаційних технологіях. Особливе місце серед методів локалізації займають підходи, що базуються на різниці часу приходу сигналу, відомі як TDOA. Вони дозволяють визначати положення джерела шляхом аналізу часових затримок між сигналами, зафіксованими різними мікрофонами. Попри свою теоретичну обґрунтованість, ці методи є чутливими до шуму та похибок вимірювання, що суттєво обмежує їх ефективність у реальних умовах. Реальні акустичні середовища характеризуються складною структурою та наявністю численних факторів, які впливають на поширення звуку. До таких факторів належать температура, вологість, вітер та наявність перешкод, що змінюють швидкість і траєкторію звукових хвиль. Це ускладнює застосування

класичних аналітичних моделей, які часто базуються на спрощених припущеннях.

У зв'язку з цим значного розвитку набули методи машинного навчання, які дозволяють моделювати складні нелінійні залежності без явного фізичного опису процесів. Нейронні мережі, зокрема багатопарові перцептрони, демонструють здатність до апроксимації функцій відображення TDOA ознак у просторові координати джерела звуку.

Однак традиційні нейромережеві архітектури мають низку обмежень, зокрема схильність до перенавчання та недостатню стійкість до шумових завад. Це зумовлює необхідність розробки більш складних моделей, які б могли ефективно виділяти інформативні ознаки та адаптуватися до змін середовища. Одним із перспективних напрямів розвитку є використання механізмів уваги, які дозволяють моделі динамічно зважувати внесок різних вхідних параметрів. Це особливо актуально для задач акустичної локалізації, де різні компоненти сигналу можуть мати різну інформативність залежно від умов середовища. Поєднання нейронних мереж із attention-механізмами формує клас гібридних моделей, які здатні одночасно забезпечувати високу точність та кращу узагальнювальну здатність. Такі підходи дозволяють зменшити вплив шуму та підвищити стабільність прогнозів у складних сценаріях.

Метою дослідження є аналіз ефективності гібридної нейромережевої моделі з attention-механізмом для задачі визначення координат джерел звуку на основі TDOA сигналів, а також порівняння її продуктивності з класичною архітектурою багатопарового перцептрона в умовах змінного середовища прийняття звуку [1-3].

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

Акустична локалізація джерел звуку є класичною задачею обчислювальної акустики, яка активно досліджується протягом останніх десятиліть. Її основна мета полягає у визначенні просторових координат джерела звукового сигналу на основі вимірювань, отриманих із розподілених сенсорних систем. Найпоширенішим підходом до вирішення цієї задачі є використання різниць часу приходу сигналу, оскільки вони безпосередньо пов'язані з геометрією розташування джерела та приймачів.

Класичні методи, що базуються на TDOA, зазвичай формулюють задачу як систему нелінійних рівнянь. Розв'язання таких систем потребує застосування аналітичних або чисельних методів оптимізації, серед яких найбільш відомими є методи найменших квадратів та ітераційні алгоритми типу Гауса-Ньютона. Хоча ці підходи є математично обґрунтованими, вони демонструють високу чутливість до шуму та похибок вимірювання.

Однією з основних проблем класичних TDOA методів є залежність точності від ідеальності фізичної моделі середовища. У реальних умовах швидкість звуку змінюється під впливом температури, вологості та інших атмосферних факторів, що ускладнює точне моделювання часу поширення сигналу. Це призводить до накопичення похибок і деградації якості локалізації. Для подолання обмежень аналітичних методів активно застосовуються статистичні та ймовірнісні підходи, зокрема методи максимального правдоподіб'я та фільтри Калмана. Вони дозволяють враховувати невизначеність вимірювань і динаміку системи, однак їх ефективність залежить від коректності припущень щодо шуму та моделі процесу.

З розвитком обчислювальних технологій значну популярність отримали методи машинного навчання, які дозволяють апроксимувати складні нелінійні залежності без явного фізичного моделювання. У задачах акустичної локалізації такі методи розглядають TDOA ознаки як вхідні дані, а координати джерела як цільові змінні, що перетворює задачу на задачу регресії. Найпростішими представниками нейромережевих підходів є багатопарові перцептрони, які здатні апроксимувати нелінійні функції високої складності. Проте такі моделі часто є недостатньо стійкими до шуму та можуть демонструвати перенавчання, особливо при обмежених або неідеально розподілених даних.

Більш сучасні підходи включають використання згорткових та рекурентних нейронних мереж, які дозволяють враховувати структуру вхідних даних або часову залежність сигналів. У контексті TDOA задач ці архітектури застосовуються рідше, однак можуть бути ефективними при обробці послідовних акустичних сигналів.

Окремий напрям розвитку пов'язаний із використанням attention-механізмів, які дозволяють моделі адаптивно визначати важливість різних вхідних ознак. Це є особливо корисним у задачах із неоднорідними або зашумленими даними, де не всі ознаки однаково інформативні для кінцевого прогнозу. Гібридні архітектури, що поєднують класичні нейронні мережі з механізмами уваги, демонструють покращену здатність до узагальнення. Вони дозволяють одночасно зберігати здатність до нелінійної апроксимації та підвищувати інтерпретованість і стабільність моделі.

У сучасних дослідженнях також активно розглядаються підходи, що інтегрують фізичні закони у структуру нейронних мереж. Такі фізичні моделі дозволяють зменшити залежність від великих обсягів даних та покращити узгодженість із реальними процесами поширення звуку. Незважаючи на значний прогрес у галузі, проблема надійної локалізації джерел звуку в реальних умовах залишається відкритою. Основними викликами є шумові завади, зміна параметрів середовища та геометрична невизначеність розташування сенсорів, що вимагає більш стійких моделей.

Аналіз існуючих рішень показує, що класичні аналітичні методи забезпечують теоретичну точність, але недостатню стійкість до реальних умов, тоді як нейромережеві підходи забезпечують гнучкість, але потребують покращення стабільності. Це створює передумови для розвитку гібридних моделей, які поєднують переваги обох підходів. У цьому контексті використання attention-механізмів у задачах акустичної локалізації виглядає перспективним напрямом, оскільки дозволяє підвищити якість виділення ознак та покращити узагальнювальну здатність моделей [4-6].

ЗАПРОПОНОВАНА МОДЕЛЬ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛ ЗВУКУ

В дослідженні запропонована модель визначення координат джерела звуку, яка базується на поєднанні нейромережевої регресійної архітектури та механізму уваги, що дозволяє ефективно обробляти TDOA-ознаки разом із параметрами акустичного середовища. Основна ідея полягає у побудові моделі, яка не лише апроксимує нелінійну залежність між вхідними сигналами та координатами джерела, але й адаптивно виділяє найбільш інформативні компоненти вхідного простору.

Вхідними даними моделі виступають різниці часу приходу сигналу до чотирьох мікрофонів, розташованих у квадратній геометричній конфігурації, а також параметри середовища, що впливають на швидкість поширення звуку. Такий підхід дозволяє врахувати фізичну природу задачі та зменшити похибки, пов'язані з невизначеністю акустичних умов.

Генерація навчальної вибірки здійснюється синтетично з рівномірним розподілом координат джерела звуку в одиничному квадраті. Для кожної точки розраховуються часові затримки сигналу з урахуванням змінної швидкості звуку, яка залежить від температури та вологості. Додатково в модель вводиться випадковий шум, що імітує реальні вимірювальні похибки сенсорної системи.

Базовою складовою запропонованої архітектури є багатошаровий перцептрон, який виконує функцію нелінійного відображення ознак у простір координат. Така модель характеризується високою гнучкістю, однак не має вбудованого механізму аналізу важливості окремих вхідних компонентів, що обмежує її ефективність у складних шумових умовах. Для подолання цього обмеження до архітектури додається механізм уваги, який реалізує адаптивне зважування ознак. Він дозволяє моделі підсилювати внесок більш інформативних компонентів TDOA та зменшувати вплив шумових або менш релевантних сигналів, що є критичним у задачах локалізації.

Технічно механізм уваги реалізовано як лінійне перетворення з подальшою нормалізацією через softmax (це математична функція, яка перетворює набір чисел, наприклад, виходи нейронної мережі, у набір ймовірностей), після чого отримані ваги застосовуються до вхідного вектора ознак. Це забезпечує динамічну перебудову представлення даних залежно від їх внутрішньої структури та контексту. Отримані зважені ознаки передаються до наступних шарів нейронної мережі, які виконують фінальну регресію координат джерела звуку. Така композиція дозволяє поєднати здатність до нелінійної апроксимації з механізмом селективного фокусування на найбільш значущих характеристиках сигналу. Навчання моделі здійснюється у контрольованому режимі із використанням функції втрат середньоквадратичної помилки та оптимізатора Adam, що забезпечує стабільну збіжність градієнтного процесу та дозволяє ефективно мінімізувати похибку відновлення координат у процесі навчання [7-10].

На рис. 1 наведено блок-схему алгоритму проведення дослідження.

Результати експериментальних досліджень запропонованої моделі наведені в наступному розділі. З метою коректного порівняння ефективності архітектур, обидві моделі навчаються на ідентичному наборі даних із однаковими параметрами оптимізації. Це дозволяє виключити вплив сторонніх факторів та зосередитися виключно на архітектурних відмінностях між MLP та гібридною моделлю. Особливу увагу в запропонованій моделі приділено здатності до узагальнення, що оцінюється через різницю між помилками на навчальній та тестовій вибірках. Зменшення цього розриву для гібридної моделі свідчить про підвищену стабільність та меншу схильність до перенавчання.

Додатково модель оцінюється за стійкістю до шуму шляхом варіювання рівня випадкових збурень у TDOA сигналах. Важливою характеристикою запропонованої архітектури є покращення поведінки у гірших сценаріях, що підтверджується аналізом максимальних похибок. Це свідчить про підвищену надійність моделі у критичних випадках, які є найбільш значущими для практичних систем локалізації. Запропонована гібридна модель поєднує переваги глибоких нейронних мереж та механізму уваги, забезпечуючи більш точне, стабільне та стійке до шуму визначення координат джерел звуку. Це робить її перспективною для застосування у реальних акустичних системах, де важливими є як середня точність, так і надійність у найгірших умовах.

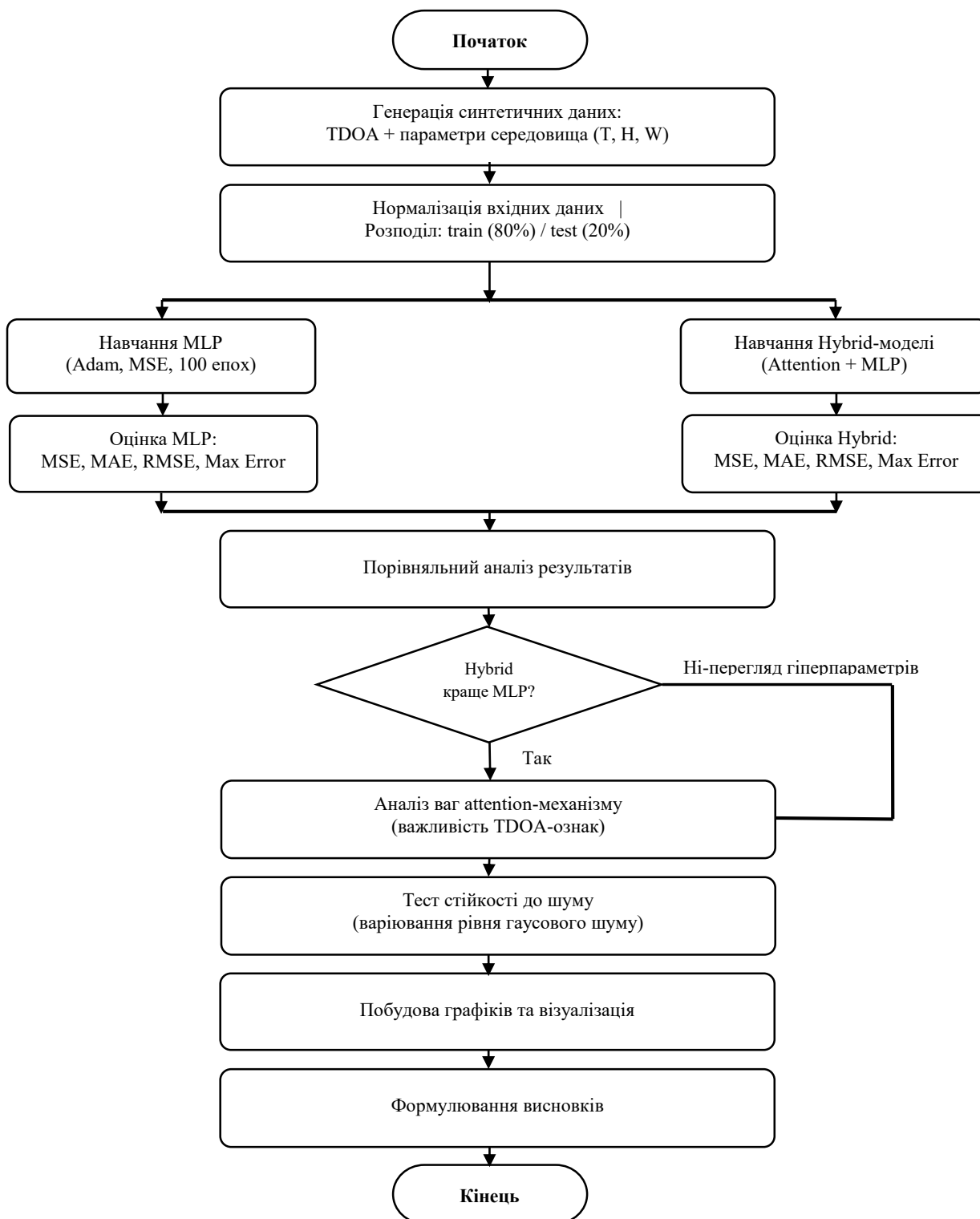


Рис.1. Блок-схема алгоритму проведення дослідження

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ

Експеримент присвячений задачі акустичної локалізації джерела звуку на основі різниць часу приходу сигналу (TDOA) на чотири мікрофони, розташовані у квадратній конфігурації. Мета полягає у порівнянні двох підходів: класичної нейронної мережі типу MLP та гібридної моделі з attention-механізмом, яка намагається адаптивно зважувати ознаки. Обидві моделі отримують однаковий вхід: TDOA сигнали та параметри середовища (температура, вологість, вітер), і навчаються відновлювати координати джерела у 2D просторі.

Дані синтетично генеруються з рівномірним розподілом джерел у квадраті $[0,1] \times [0,1]$. Фізична модель враховує залежність швидкості звуку від температури та вологості, що робить задачу ближчою до

реальних умов. TDOA обчислюється через різницю часу проходження сигналу до кожного мікрофона, після чого додається невеликий гаусовий шум, що моделює вимірювальні похибки.

Проблема, яку вирішує експеримент, полягає у складності відновлення координат у присутності шуму та нелінійних залежностей середовища. Класичні аналітичні методи TDOA є чутливими до шуму і потребують розв'язання нелінійних систем рівнянь, тоді як нейронні мережі потенційно можуть апроксимувати цю залежність без явного фізичного моделювання.

MLP модель виступає як базова повністю параметрична функція, що вчиться напряму відображати ознаки у координати. Гібридна модель додає attention-механізм, який дозволяє адаптивно змінювати вагу вхідних ознак, що потенційно корисно для виділення найбільш інформативних TDOA компонентів.

Навчання обох моделей здійснюється за допомогою оптимізатора Adam та функції втрат MSE. Кількість епох обмежена, що робить експеримент швидким і стабільним, але також дозволяє оцінити загальну здатність моделей до узагальнення без агресивного перенавчання. Оцінювання проводиться за набором метрик, які включають стійкість до шуму та різницю між train і test помилками як індикатор узагальнення.

Рис.2 показує зміну функції втрат під час навчання для MLP та Hybrid моделей. Обидві моделі демонструють спад втрат, однак гібридна модель стабільно має нижчі значення. Гібридна модель досягає фінального покращення приблизно на 17.8%, що свідчить про більш ефективне навчання завдяки attention-механізму.

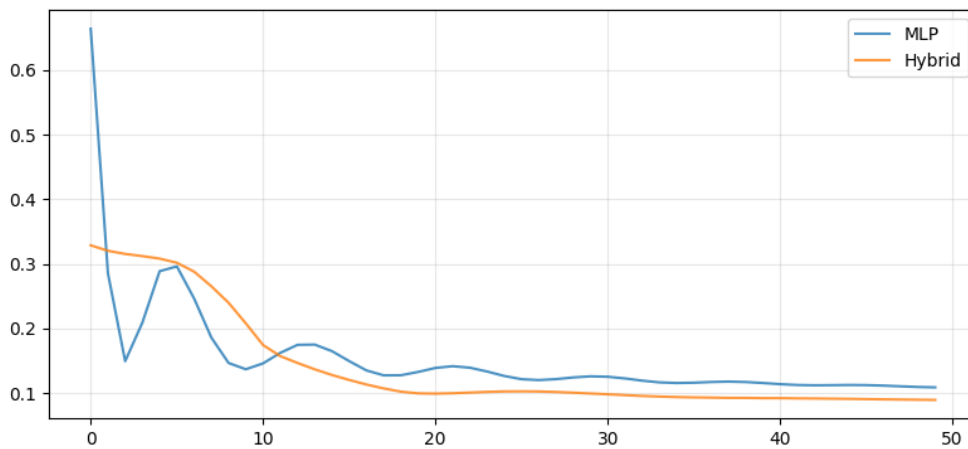


Рис. 2. Training Loss

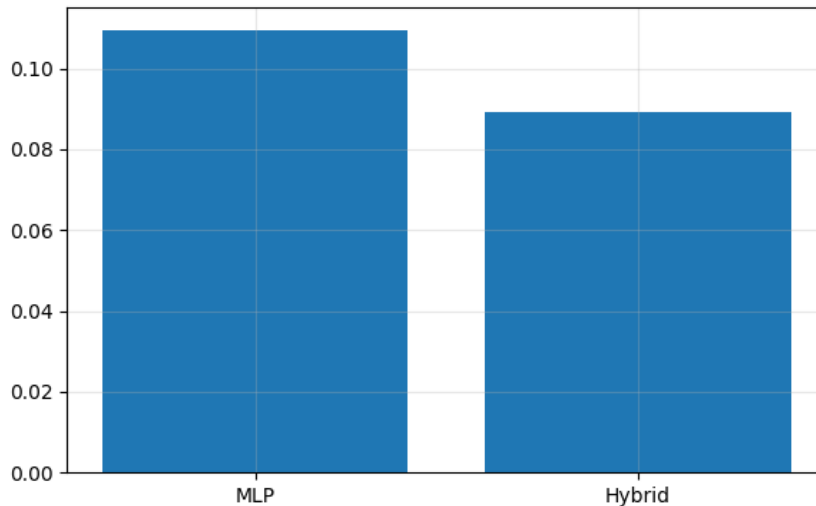


Рис. 3. MSE Comparison

Графік середньоквадратичної помилки (Рис.2) показує, що різниця становить приблизно 18.4% на користь Hybrid. Це підтверджує, що гібридна архітектура краще відновлює координати у середньому випадку.

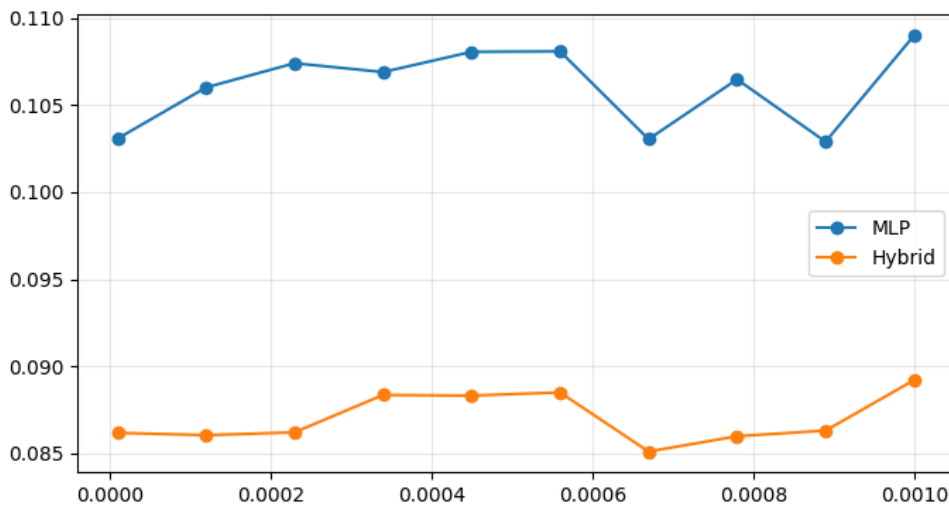


Рис. 4. Noise Robustness

Рис.4 показує стійкість моделей до шуму у вхідних TDOA сигналах. Hybrid модель демонструє покращення приблизно на 18.0%. Тож, гібридна модель краще адаптується до шуму, ймовірно через здатність виділяти менш шумні ознаки.

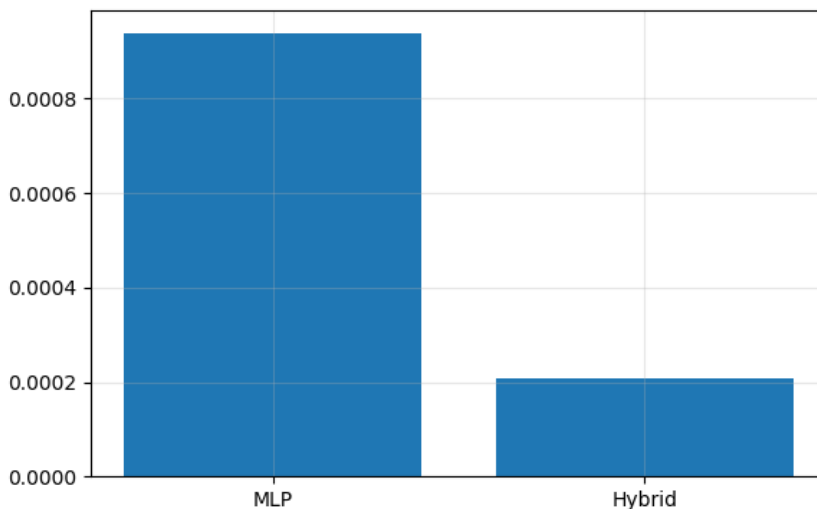


Рис. 5. Generalization Gap

Рис.5 показує різницю між помилкою на train і test вибірках. MLP має gap приблизно 0.00094, тоді як Hybrid - 0.00021. Отже, Hybrid модель має приблизно у 4.5 рази менший generalization gap, що свідчить про кращу стабільність і меншу схильність до перенавчання.

Згідно проведених експериментів (Рис.2-Рис.5) гібридна модель з attention-механізмом демонструє стабільне покращення у всіх ключових метриках порівняно з MLP. Найбільші вигоди спостерігаються у стійкості до шуму та узагальненні. Загалом, гібридний підхід є більш перспективним, оскільки поєднує адаптивність нейронних мереж із структурованістю ознак, що особливо важливо для задач акустичної локалізації в реальному середовищі.

Наступний блок експерименту спрямований на детальне порівняння двох моделей (MLP та Hybrid) з точки зору не лише середньої помилки, але й більш інформативних статистичних характеристик похибки. Основна ідея полягає у тому, щоб оцінити не лише “середню точність”, а й стабільність моделей у гірших сценаріях.

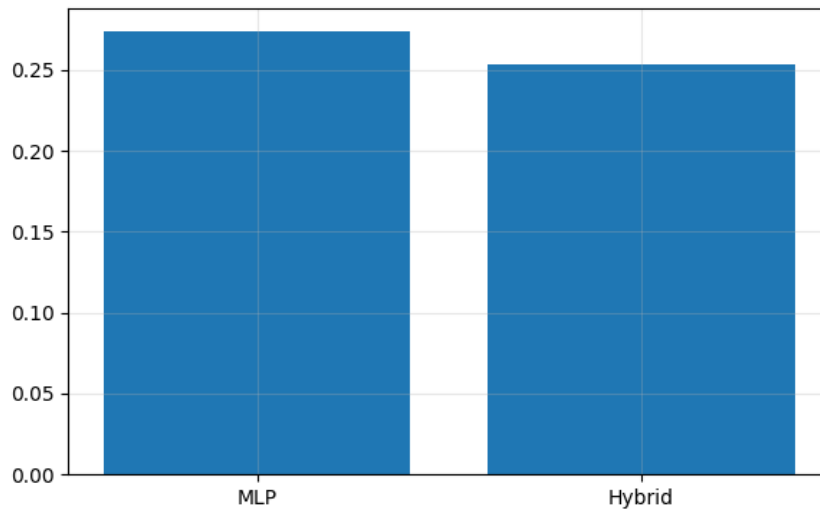


Рис. 6. MAE Comparison

Графік MAE (Рис.6) показує середню абсолютну помилку у прогнозуванні координат джерела. Експеримент демонструє покращення приблизно на 7.7% у користь Hybrid моделі. Це свідчить, що запропонована модель у середньому робить менш значні помилки без урахування великих викидів.

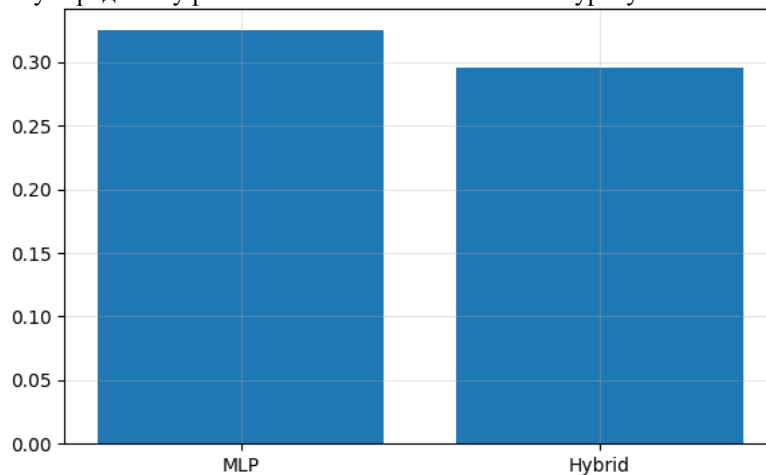


Рис. 7. RMSE Comparison

RMSE відображає квадратично зважену помилку, тому сильніше реагує на великі відхилення. Гібридна модель (Рис.7) демонструє покращення приблизно 9.3%. Це означає, що Hybrid модель краще контролює великі помилки та є більш стабільною у складних випадках.

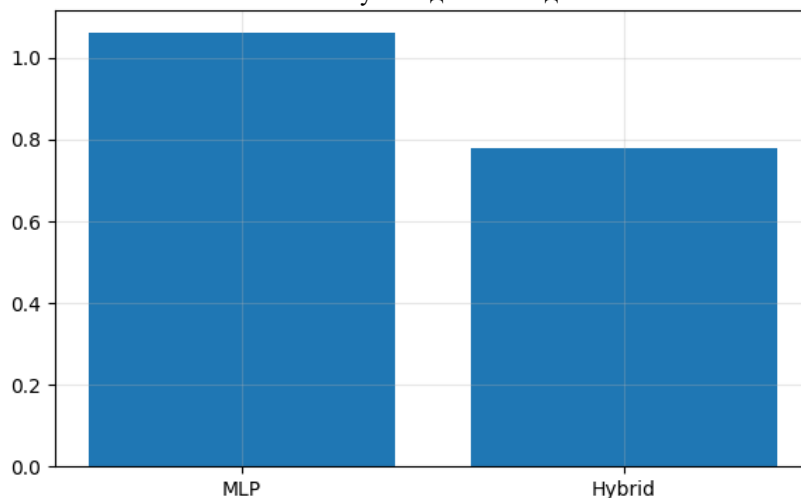


Рис. 8. Max Error Comparison

Максимальна помилка (Рис.8) показує найгірший сценарій роботи моделі. Покращення для гібридної модної - приблизно на 26.7%, що є дуже суттєвим, оскільки зменшення помилок "найгіршого сценарію" критично важливе для систем локалізації.

Результати цього блоку експерименту показують, що Hybrid модель систематично перевершує MLP за всіма ключовими метриками якості. Найбільший вигравш спостерігається у максимальній помилці, що свідчить про значне покращення у найгірших сценаріях роботи системи. MAE та RMSE також демонструють стабільне покращення, що означає більш точні середні передбачення та кращу загальну стабільність моделі. Особливо важливо, що RMSE знижується сильніше, ніж MAE, що вказує на зменшення великих помилок.

У цілому, результати показують, що attention-механізм у гібридній архітектурі забезпечує не лише покращення середньої точності, але й суттєво підвищує надійність та зменшує ризик великих помилок, що робить цей підхід більш придатним для реальних умов роботи систем визначення координат місцезнаходження джерел звуку.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Проведене дослідження показало ефективність використання нейромережових підходів для задачі визначення координат джерела звуку на основі різниць часу приходу сигналу. Використання синтетично згенерованих даних із врахуванням впливу температури, вологості та вітру дозволило наблизити експериментальні умови до реальних акустичних сценаріїв. Це забезпечило коректну перевірку здатності моделей працювати в умовах фізично обґрунтованої варіативності середовища.

Базова модель типу MLP продемонструвала стабільну здатність до апроксимації залежності між TDOA ознаками та координатами джерела звуку. Водночас її результати виявилися обмеженими через чутливість до шуму та відсутність механізму виділення найбільш інформативних ознак. Це підтверджує класичні проблеми повністю параметричних моделей у задачах із складною структурою вхідних даних.

Запропонована гібридна модель з attention-механізмом показала систематичне покращення результатів у всіх проведених експериментах. Зокрема, спостерігалось зниження середньої помилки, покращення стійкості до шуму та зменшення максимальних відхилень. Це свідчить про те, що механізм уваги ефективно виділяє більш значущі компоненти TDOA ознак. Особливо важливим результатом є суттєве зменшення розриву узагальнення для гібридної моделі. Це означає, що модель краще узагальнює дані та менше схильна до перенавчання, що є критично важливим для практичних систем локалізації у невизначених умовах.

Аналіз додаткових метрик, таких як MAE та RMSE, підтвердив перевагу гібридної архітектури. Найбільше покращення спостерігалось у показниках, пов'язаних із великими помилками, що вказує на підвищену надійність системи у складних або аномальних сценаріях. Дослідження стійкості до шуму показало, що гібридна модель краще адаптується до зростання рівня вимірювальних похибок. Це особливо важливо для реальних акустичних систем, де сигнали часто зазнають впливу зовнішніх завад і неточностей вимірювання.

У цілому результати експерименту підтверджують доцільність використання attention-механізмів у задачах акустичної локалізації. Гібридний підхід забезпечує кращий баланс між точністю, стабільністю та стійкістю до шуму, що робить його перспективним для подальшого розвитку інтелектуальних систем визначення координат джерел звуку в реальних умовах.

References

- [1]. Y. Song, Z. Liu, Y. Zhu and L. Li, "SonicSenseNet: A Dual-Branch Neural Network with Enhanced GIFA for Joint TDOA-DOA Sound Source Localization," 2025 IEEE 15th International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Hong Kong, Hong Kong, 2025, pp. 1-6, doi: <https://orcid.org/10.1109/ICSPCC66825.2025.11194472>
- [2]. L. Wang, D. Su, M. Liu and X. Du, "Modified Zeroing Neurodynamics Models for Range-Based WSN Localization From AOA and TDOA Measurements," in IEEE Sensors Journal, vol. 22, no. 13, pp. 13716-13726, 1 July, 2022, doi: <https://orcid.org/10.1109/JSEN.2022.3177409>
- [3]. J. Wang, X. Qian, Z. Pan, M. Zhang and H. Li, "GCC-PHAT with Speech-oriented Attention for Robotic Sound Source Localization," 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Xi'an, China, 2021, pp. 5876-5883, doi: <https://orcid.org/10.1109/ICRA48506.2021.9561885>
- [4]. T. Gupta, S. Yuvaraj, A. Katyal, J. B. S. G. Dedgaonkar and N. V. Balaji, "A Hybrid TDOA-ANN Framework for Accurate Real-Time Node Localization in Wireless Sensor Network," 2024 IEEE 2nd International Conference on Innovations in High Speed Communication and Signal Processing (IHCSPP), Bhopal, India, 2024, pp. 1-6, doi: <https://orcid.org/10.1109/IHCSPP63227.2024.10960072>
- [5]. S. R. Chetupalli, A. Ram and V. Sreenivas Thippur, "Robust offline trained neural network for TDOA based sound source localization," 2018 Twenty Fourth National Conference on Communications (NCC), Hyderabad, India, 2018, pp. 1-5, doi: <https://orcid.org/10.1109/NCC.2018.8600013>
- [6]. Z. Wang, D. Hu, Y. Zhao, Z. Hu and Z. Liu, "Real-Time Passive Localization of TDOA via Neural Networks," in IEEE Communications Letters, vol. 25, no. 10, pp. 3320-3324, Oct. 2021, doi: <https://orcid.org/10.1109/LCOMM.2021.3097065>
- [7]. J. Cho, D. Hwang and K. -H. Kim, "Improving TDoA Based Positioning Accuracy Using Machine Learning in a LoRaWan Environment," 2019 International Conference on Information Networking (ICOIN), Kuala Lumpur, Malaysia, 2019, pp. 469-472, doi: <https://orcid.org/10.1109/ICOIN.2019.8718160>

- [8]. Z. Han, C. S. Leung, H. C. So and A. G. Constantinides, "Augmented Lagrange Programming Neural Network for Localization Using Time-Difference-of-Arrival Measurements," in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 29, no. 8, pp. 3879-3884, Aug. 2018, doi: <https://orcid.org/10.1109/TNNLS.2017.2731325>
- [9]. Y. Song, Z. Liu, Y. Zhu and L. Li, "SonicSenseNet: A Dual-Branch Neural Network with Enhanced GIFA for Joint TDOA-DOA Sound Source Localization," 2025 IEEE 15th International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Hong Kong, Hong Kong, 2025, pp. 1-6, doi: <https://orcid.org/10.1109/ICSPCC66825.2025.11194472>
- [10]. M. A. Toksöz, M. Küçük, M. A. Nuhoğlu and B. Yildirim, "DeepTDOA: Direction Finding using Deep Learning on Distributed TDOA-based Systems in the Presence of Time Offset," 2024 32nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Mersin, Turkiye, 2024, pp. 1-4, doi: <https://orcid.org/10.1109/SIU61531.2024.10600862>