

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-75-1>

УДК 681.884:681.32

АРТЕМУК Сергій

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-4279-7065>

e-mail: [serhii.i.artemuk@lpnu.ua](mailto:serhii.i.artemuk@lpnu.ua)

МИКИТИН Ігор

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-7157-3725>

e-mail: [mykytynip@ukr.net](mailto:mykytynip@ukr.net)

## СИСТЕМА ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА АКУСТИЧНОГО СИГНАЛУ НА ОСНОВІ РІЗНИЦЕВО-ЧАСОВОГО МЕТОДУ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У даній науковій статті пропонується система визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням штучної нейронної мережі. Система використовує різниці часів реєстрації акустичного сигналу між сенсорами як вхідні дані для навчання нейронної мережі. Нейронна мережа використовує різниці часів реєстрації для визначення координат  $X$  та  $Y$  відповідного джерела.

Авторами запропоновано програмно-математичні моделі розташування сенсорів, які використовуються для навчання та перевірки нейронної мережі, а також для оцінки метрологічних характеристик системи визначення координат джерела акустичного сигналу. Програмно-математичні моделі надають змогу сконфігурувати такі параметри як: форма розташування сенсорів, відстань між ними, їх кількість, параметри нейронної мережі (кількість прихованих шарів та нейронів), та обсяг набору даних для навчання. Набір даних включає такі навчальні пари як різниця часу реєстрації акустичного сигналу та координати  $X$  та  $Y$  відповідного сигналу. Для перевірки нейронної мережі використовувалися два набори даних. Перший використовувався і для навчання нейронної мережі і для перевірки. Другий не використовувався для навчання, а лише для перевірки. В даній роботі представлено структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу, а також блок-схему алгоритму навчання нейронної мережі, що застосовувався у даному дослідженні.

Проведено дослідження абсолютної похибки визначення координат  $X$  та  $Y$  джерела акустичного сигналу для конкретних параметрів системи. Найменша та найбільша відстань між сенсорами та джерелами акустичних сигналів становила 300 м та 1800 м відповідно. За результатами проведених досліджень встановлено, що середнє значення абсолютної похибки визначення координати  $Y$  не перевищувало 1.2 м, а за координатою  $X$  – 0.5 м. Максимальне значення абсолютної похибки не перевищувало 16 м для координати  $Y$  та 4.5 м для координати  $X$ .

Ключові слова: визначення координат джерела сигналу, акустичний сигнал, штучна нейронна мережа, різниця часу, методи локації звуку, сенсори звуку, точність локації, інтелектуальні системи, навчання з учителем, машинне навчання.

ARTEMUK Serhii, MYKYTYN Ihor

Lviv Polytechnic National University

## SYSTEM FOR DETERMINING THE COORDINATES OF THE ACOUSTIC SIGNAL SOURCE BASED ON THE DIFFERENCE-TIME METHOD AND MACHINE LEARNING METHODS

*This scientific article proposes a system for determining the coordinates of an acoustic signal source using an artificial neural network. The system uses the differences in the registration times of the acoustic signal between the sensors as input data to train the neural network. The neural network uses the differences in registration times to determine the  $X$  and  $Y$  coordinates of the corresponding source.*

*The authors proposed software-mathematical models for the location of sensors, which are used for training and testing the neural network, as well as for evaluating the metrological characteristics of the system for determining the coordinates of the acoustic signal source. Software-mathematical models make it possible to configure such parameters as: the shape of the location of the sensors, the distance between them, their number, the parameters of the neural network (the number of hidden layers and neurons), and the volume of the dataset for training. The dataset includes such training pairs as the difference in the time of registration of the acoustic signal and the  $X$  and  $Y$  coordinates of the corresponding signal. Two datasets were used to test the neural network. The first was used both for training the neural network and for testing. The second was not used for training, but only for testing. This paper presents the structural diagram of the system for determining the coordinates of the acoustic signal source, as well as the block diagram of the neural network training algorithm used in this study.*

*The study of the absolute error of determining the  $X$  and  $Y$  coordinates of the acoustic signal source for specific system parameters was carried out. The smallest and largest distance between sensors and sources of acoustic signals was 300 m and 1800 m, respectively. Based on the results of the research, it was established that the average value of the absolute error in determining the  $Y$  coordinate did not exceed 1.2 m, and for the  $X$  coordinate - 0.5 m. The maximum absolute error value did not exceed 16 m for the  $Y$  coordinate and 4.5 m for the  $X$  coordinate.*

*Keywords: determining the coordinates of the signal source, acoustic signal, artificial neural network, time difference, sound location methods, sound sensors, location accuracy, intelligent systems, supervised learning, machine learning.*

### Постановка проблеми у загальному вигляді

#### та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Локалізація джерела акустичного сигналу (ДАС) використовується у багатьох сферах життєдіяльності людини, зокрема, рятувальних операціях, військових технологіях, медичній діагностиці, комунікаційних системах, тощо [1-5]. Зменшення похибки та збільшення роздільної здатності систем визначення координат (СВК) джерела акустичного сигналу може мати визначальне значення під час знаходження місця розташування людей під завалами, пошуку втрачених підводних об'єктів, які посилають слабкі сигнали, а також в системах безпеки для встановлення місця порушення периметру.

Останнім часом у цьому напрямку розроблені різноманітні системи акустичної локалізації, які мають ряд недоліків, такі як недостатня точність та швидкодія, складність реалізації, тощо. Методи визначення координат джерела акустичного сигналу поділяються на дві основні групи: активні та пасивні. Активні методи [6,7] є малоефективними для визначення координат ДАС, від якого погано або взагалі не відбивається сигнал. Такі системи переважно працюють з сигналами, які мають частоту набагато більшу за частоту акустичного сигналу. Крім того необхідним є застосування генераторів для формування певних хвиль, які спрямовуються в напрямку на об'єкт, а потім відбитий сигнал приймається певними пристроями. Окрім цього методи мають недоліки, що звужують сферу їх застосування. Зокрема, доплерівський метод [8] здатний визначати напрямок та швидкість руху об'єкта, проте не дозволяє визначити відстань до об'єкта. Основною перевагою пасивних методів є те, що не потрібно надсилати в навколишнє середовище достатньо потужний сигнал з певними характеристиками. Проте і у них присутній ряд недоліків. Амплітудні методи [9] визначають кутові координати, але неефективні у пеленгації короткочасних сигналів, а також передбачають використання складних конструкцій з рухомими елементами. Диференційний метод [10] потребує розташування ДАС на перпендикулярі до акустичної бази, що реалізувати в реальному часі є достатньо складною технічною задачею.

У зв'язку з цим, актуальною є розробка ефективної СВК ДАС з покращеними метрологічними та технічними характеристиками. У цій науковій статті пропонується новий підхід до визначення координат ДАС, який базується на використанні різницево-часового методу [11] із застосуванням нейронних мереж (НМ).

### Формулювання цілей статті

**Метою роботи є:** синтез структурної схеми системи визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу з використанням нейронної мережі, програмно-математичних моделей розташування сенсорів та джерел акустичного сигналу, а також розробка алгоритму навчання нейронної мережі. Задачі дослідження включають:

1. Синтез структурної схеми системи, яка використовує штучну нейронну мережу для визначення координат джерела акустичного сигналу.
2. Синтез програмно-математичних моделей розташування сенсорів та джерел акустичного сигналу, які дозволяють розрахувати залежності між різницею часів та координатами джерела.
3. Підготовка набору даних із використанням програмно-математичних моделей, який складається з вхідного та вихідного масиву даних, для навчання нейронної мережі. Вхідний масив даних подається на вхід нейронної мережі і є вектором різниць часів, а вихідний масив даних - це цільовий вектор, який містить відповідні координати джерел акустичного сигналу.
4. Розробка алгоритму навчання нейронної мережі із використанням набору даних та методу навчання з вчителем.
5. Оцінка метрологічних характеристик системи, зокрема середнього значення абсолютної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу.

Це дослідження спрямоване на покращення точності та ефективності систем визначення координат джерела акустичного сигналу.

#### 1. Структурна схема системи визначення координат джерела акустичного сигналу

На рисунку 1 представлено структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу, яка побудована із використанням штучної нейронної мережі.

Система складається з таких функціональних блоків:

- сенсорів  $S_1-S_{N_s}$ ;
- мікрокомп'ютера МК;
- нейронної мережі НМ.

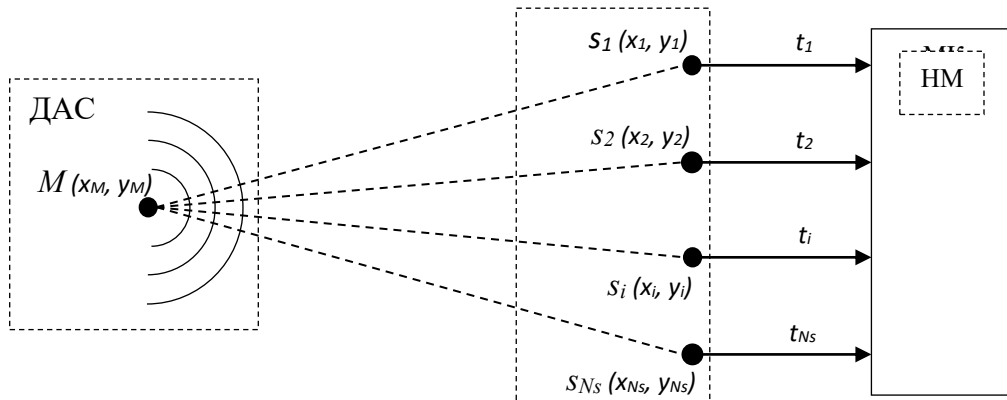


Рис.1. Структурна схема системи визначення координат джерела акустичного сигналу

Система визначення координат джерела акустичного сигналу (рис. 1) використовує  $N_s$  сенсорів, що розташовані на певній відстані від ДАС, яке розміщене в точці  $M$ . Сенсори  $S_i$  (де  $i$  змінюється від 1 до  $N_s$ ) розташовуються в просторі або впорядковано або випадковим чином. Кожен сенсор реєструє час надходження акустичного сигналу  $t_i$  та передає це значення на МК. Оскільки розміщення джерела акустичного сигналу невідоме, то і час проходження акустичного сигналу від джерела до сенсорів є невідомим. А враховуючи те, що відстань від ДАС до кожного сенсору є різною, то час реєстрації акустичного сигналу буде різним. Тому запропоновано визначити місце розташування ДАС за різницями часів надходження акустичного сигналу на сенсори. Різниці визначаються між сенсором, на який сигнал прийшов першим, та рештою сенсорів. Якщо, наприклад, першим сигнал прийшов на сенсор  $S_1$ , то визначаються різниці часів  $\Delta t_1 = t_1 - t_1$ ,  $\Delta t_2 = t_2 - t_1$ ,  $\Delta t_3 = t_3 - t_1$ ,  $\Delta t_4 = t_4 - t_1$ , ...,  $\Delta t_{N_s} = t_{N_s} - t_1$ . У випадку, якщо, наприклад, першим сигнал прийшов на сенсор  $S_3$ , то різниці часів обчислюються як:  $\Delta t_1 = t_1 - t_3$ ,  $\Delta t_2 = t_2 - t_3$ ,  $\Delta t_3 = t_3 - t_3$ ,  $\Delta t_4 = t_4 - t_3$ , ...,  $\Delta t_{N_s} = t_{N_s} - t_3$ . Отримані різниці часів  $\Delta t_1$ ,  $\Delta t_2$ ,  $\Delta t_3$  і т.д. (рис. 2) подаються на вхід НМ, яка в результаті розрахунків повертає координати  $x_M$  та  $y_M$  ДАС. Різниця  $t_i - t_i$ , яка завжди рівна нулеві, також подається на вхід нейронної мережі для підвищення точності визначення координат ДАС.

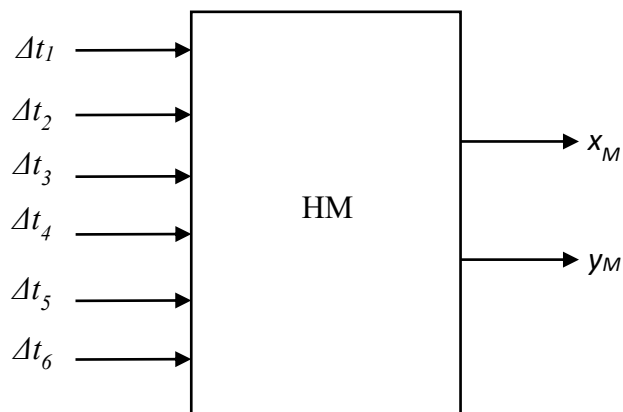


Рис.2. Структура штучної нейронної мережі для 6 сенсорів

Для того, щоб система коректно визначала координати  $x_M$  та  $y_M$  ДАС, нейронна мережа має бути попередньо навчена. Тому для цього розроблено програмно-математичну модель розташування сенсорів та програмно-математичну модель розрахунку часу надходження акустичного сигналу від ДАС на кожен із сенсорів  $S_i$ . Програмно-математичні моделі дозволяють розрахувати різниці часів  $\Delta t_i$  для конкретних значень  $x_M$  та  $y_M$  координат розташування джерела акустичного сигналу та значень  $x_i$  та  $y_i$  координат розташування сенсорів  $S_i$ . Значення  $\Delta t_i$  та значення  $x_M$  та  $y_M$  використовуються під час формування набору даних для навчання НМ.

## 2. Процес навчання нейронної мережі

Навчання нейронної мережі для визначення координат джерела акустичного сигналу потребує достатньо великої кількості вхідних та вихідних даних, під час синтезу яких потрібно враховувати

програмно-математичні моделі розташування сенсорів. Враховуючи структурну схему СВК ДАС (рис. 1) та програмно-математичні моделі, побудовано алгоритм процесу навчання НМ (рис. 3) із використанням різницево-часового методу [11].

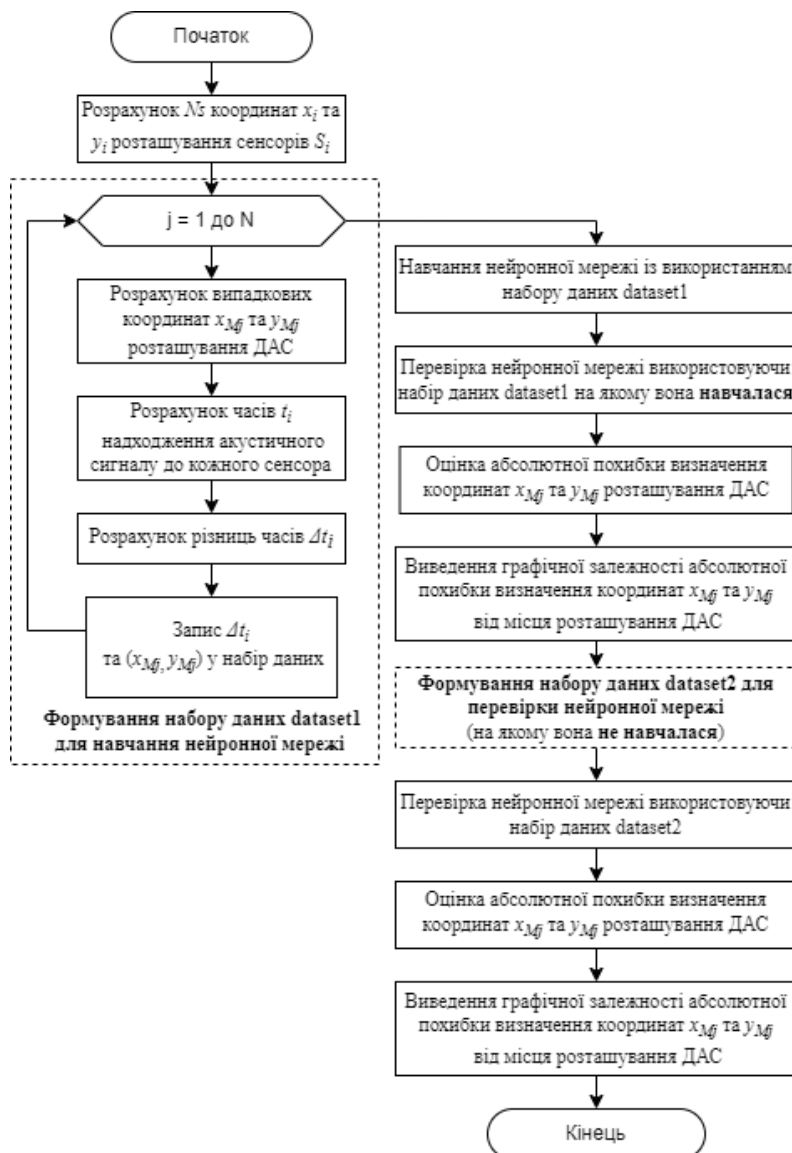


Рис.3. Блок-схема алгоритму навчання нейронної мережі

Під час розроблення алгоритму (рис. 3) використано програмно-математичні моделі розрахунку часів надходження акустичних сигналів до сенсорів за відомих координат ДАС та сенсорів. Запропоновано спосіб формування набору даних для навчання і перевірки нейронної мережі із використанням різниць часів реєстрації акустичних сигналів між парами сенсорів та координатами розміщення ДАС. Нижче представлено опис вищезгаданих програмно-математичних моделей.

### 2.1. Програмно-математична модель розташування сенсорів СВК ДАС

Програмно-математична модель розташування сенсорів СВК ДАС дозволяє вибрати спосіб розташування сенсорів, задати відстані та периметр розташування сенсорів, а також їх кількість. В даній моделі використано чотири способи розташування сенсорів (рис. 4):

- пряма лінія;
- квадрати;
- трикутники;
- випадковим чином.

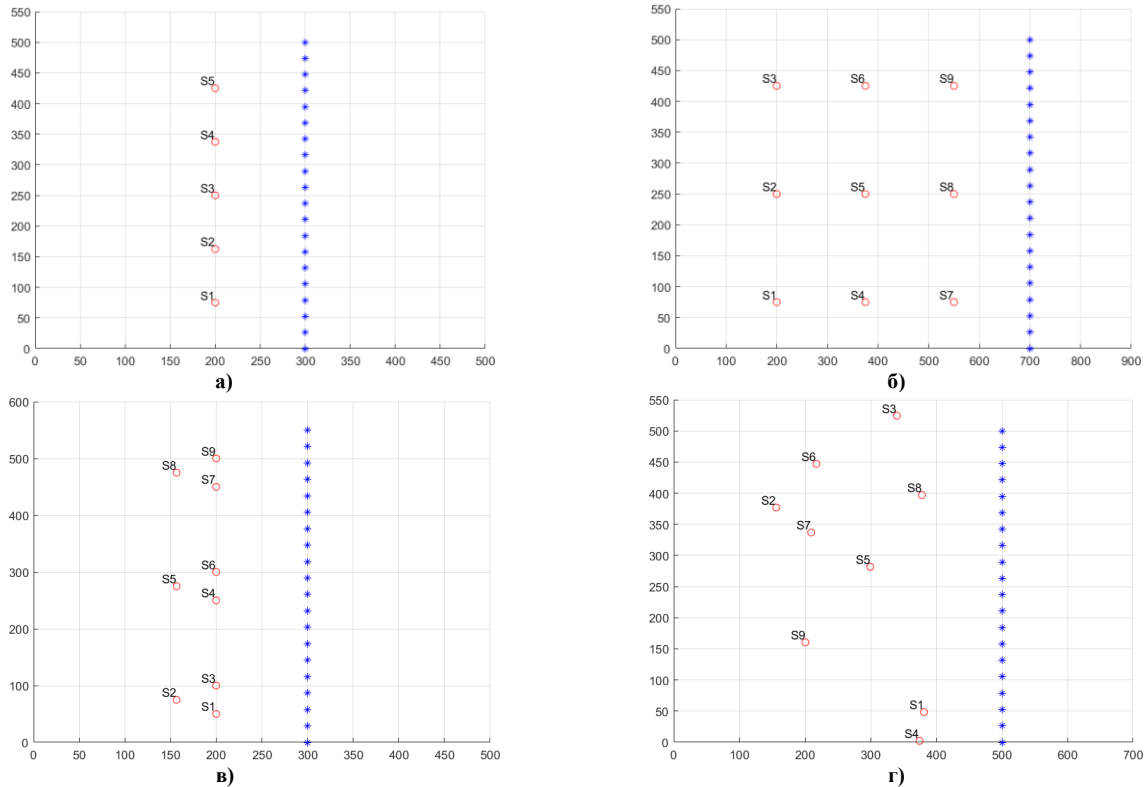


Рис.4. Способи розташування сенсорів: а) пряма лінія, б) квадрати, в) трикутники, г) випадковим чином

Із використанням математичної моделі розташування сенсорів СВК ДАС побудовано програму, яка дозволяє за встановленою кількістю сенсорів, розміром периметру та способом розташування сенсорів генерувати їх координати  $(x_i, y_i)$ . Індекс  $i$  змінюється від 1 до  $N_s$ , де  $N_s$  – кількість сенсорів СВК ДАС. Для кожного способу кількість сенсорів  $N_s$  розраховується по-різному, що пов'язано з геометрією форми їх розташування. Для лінійного і випадкового способу розташування  $N_s$  може приймати будь-яке значення починаючи з 2, оскільки необхідно отримати хоча б одну різницю часів між сенсорами. Для прямокутного способу розташування  $N_s$  приймає значення 4, 9, 16 і т.д, що відповідає формулі:

$$N_s = n^2, \quad (1)$$

де  $n = 2, 3, 4, \dots$

А для трикутного способу розташування  $N_s$  розраховується за формулою:

$$N_s = n^2 * 3, \quad (2)$$

оскільки в кожній точці сенсори розташовують у формі рівнобедреного трикутника. Кількість сенсорів  $N_s$  для будь-якого способу розташування є одним з параметрів, які визначають розмір набору даних, а значення набору даних залежать як від способу розташування сенсорів так і від координат розташування ДАС.

В даній програмно-математичній моделі використано 4 способи розташування сенсорів, які дозволяють рівномірно розташувати сенсори у певному периметрі (за винятком лінійного способу розташування) з певною щільністю. Чим більше сенсорів буде використано, тим більшою буде щільність. Потрібно зазначити, що за необхідності можна додати інші способи розташування сенсорів у периметрі. Наприклад, п'ятикутне розташування, шестикутне і т.д. В подальших дослідженнях запропоновані способи розташування сенсорів будуть використані для оптимізації СВК ДАС за критерієм мінімуму похибки визначення координат ДАС  $x_m$  та  $y_m$ .

## 2.2. Програмно-математична модель визначення різниці часів

Запропонована СВК ДАС реєструє час приходу акустичного сигналу на сенсори, а на НМ, яка визначає координати ДАС, подаються різниці часів  $\Delta t_i$ . Сенсор, на який акустичний сигнал прийшов першим, наприклад,  $S_1$  вибирається як базовий. Відносно нього рахуються усі різниці часів:  $\Delta t_1 = t_1 - t_1$ ,  $\Delta t_2 = t_2 - t_1$ ,  $\Delta t_3 = t_3 - t_1$  і т.д. Для того, щоб сформувати набір даних для навчання НМ побудовано програмно-

математичну модель розрахунку різниць часів  $\Delta t_i$  за координатами ДАС та сенсорів. Тому, першим кроком є формування випадкових координат ДАС з рівномірним законом розподілу (рис. 5). Важливо зазначити, що ці координати є відомими лише під час навчання НМ. Під час використання навченої НМ відомими є лише різниці часів  $\Delta t_i$ , а НМ визначає реальні координати ДАС. Периметр, в якому розташовуються ДАС та їх кількість, задаються параметрами програмно-математичної моделі.

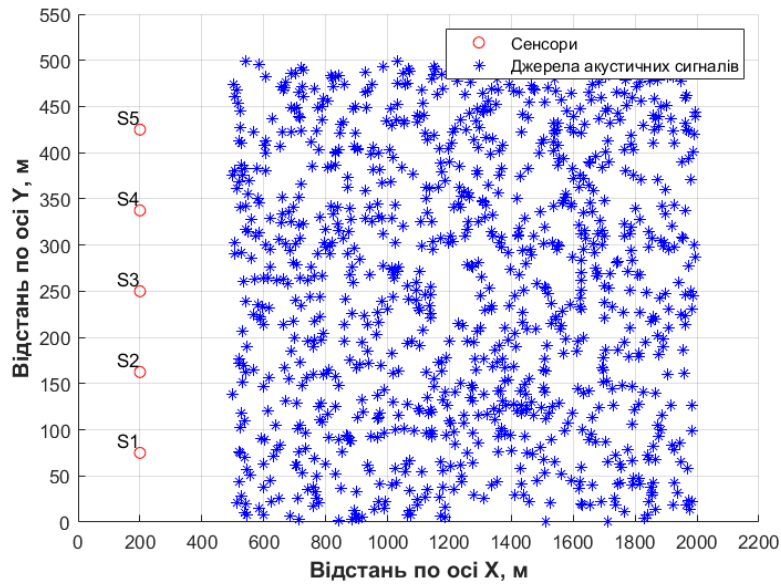


Рис. 5. Розташування джерел акустичних сигналів у встановленому периметрі

З врахуванням координат  $(x_i, y_i)$  сенсора  $S_i$  та координат  $(x_m, y_m)$  ДАС розраховується час  $t_{pi}$ , за який акустичний сигнал проходить відстань  $R_i$  (модуль вектора  $\vec{r}_i$ ) від ДАС до і-го сенсора (рис. 6).

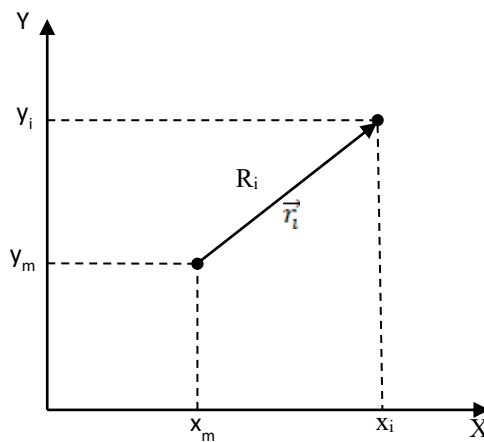


Рис. 6. Графічне представлення визначення відстані між сенсором та ДАС

Згідно рисунку 6, відстань  $R_i$  розраховується за формулою [12]:

$$R_i = \sqrt{(x_i - x_m)^2 + (y_i - y_m)^2}, \quad (3)$$

Час  $t_{pi}$  визначається за формулою [13]:

$$t_{pi} = \frac{R_i}{V_s}, \quad (4)$$

де  $V_s$  – швидкість поширення акустичної хвилі у повітрі.

Визначені за формулою (4) значення  $t_{pi}$  використовуються для розрахунку різниці часів  $\Delta t_{pi}$  за формулою:

$$\Delta t_{pi} = t_{pi} - t_{p0} \quad (5)$$

де  $t_{pi}$  – час проходження акустичного сигналу від ДАС до  $i$ -го сенсора,  $t_{p0}$  – найменший час проходження акустичного сигналу від ДАС до найближчого сенсора,  $\Delta t_{pi}$  –  $i$ -та різниця часів між  $t_{pi}$  та  $t_{p0}$ .

В представленій програмно-математичній моделі для розрахунку різниці часу використовується час проходження  $t_{pi}$  акустичного сигналу від ДАС до сенсорів замість часу  $t_i$ , що зареєстрований  $i$ -тим сенсором системи (рис. 1). Нижче доведено можливість такого спрощення моделі.

На рисунку 7 представлено графічне зображення розташування двох сенсорів  $S_1$  і  $S_2$  та ДАС із позначенням моментів часу  $t_{S1}$  та  $t_{S2}$ , які відповідають моменту виникнення акустичного сигналу, а також  $t_{p1}$  та  $t_{p2}$ , які є часом проходження акустичного сигналу від ДАС до  $S_1$  та  $S_2$  відповідно.

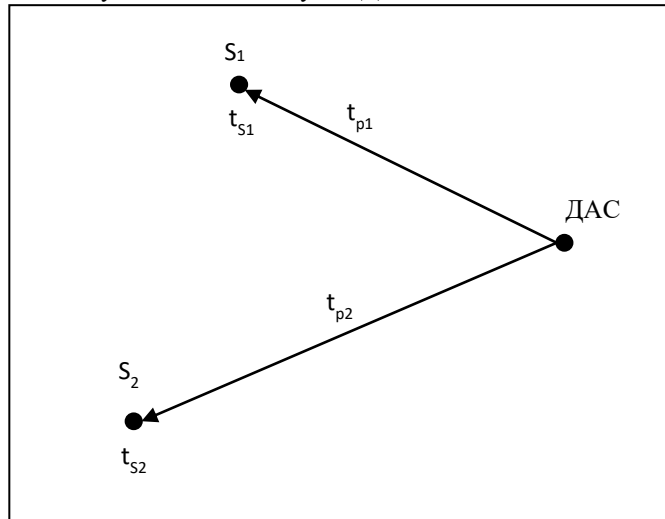


Рис. 7. Графічне зображення розташування двох сенсорів  $S_1$  і  $S_2$  та ДАС

Час реєстрації акустичного сигналу сенсорами  $S_1$  та  $S_2$  згідно рисунку 7 можна розрахувати за формулами:

$$t_1 = t_{S1} + t_{p1}, \quad (6)$$

$$t_2 = t_{S2} + t_{p2}, \quad (7)$$

Різницю часу  $\Delta t$  можна розрахувати як за часом реєстрації акустичного сигналу сенсорами:

$$\Delta t_2 = t_2 - t_1, \quad (8)$$

так і за часом проходження акустичного сигналу від ДАС до сенсорів:

$$\Delta t_{p2} = t_{p2} - t_{p1}, \quad (9)$$

Враховуючи, що  $t_{S1} = t_{S2}$ , оскільки годинники сенсорів повинні бути синхронізованими, то підставивши формули (6) та (7) у формулу (8) отримаємо:

$$\Delta t_2 = t_2 - t_1 = t_{S2} + t_{p2} - t_{S1} - t_{p1} = t_{p2} - t_{p1}, \quad (10)$$

Аналіз формул (9) та (10) показує, що всі значення  $\Delta t_i = \Delta t_{pi}$ . Тому в запропонованій моделі розрахунку різниць часів використано час проходження акустичного сигналу від ДАС до сенсорів.

Для навчання нейронної мережі необхідно згенерувати  $N$  випадкових координат ДАС  $x_m$  та  $y_m$ . Для кожної пари  $x_m$  та  $y_m$  розраховуються  $\Delta t_i$ . Ці дані формують набір даних розміром  $N \times Ns + 2$ , який має  $N$  рядків та  $Ns + 2$  стовпців. В таблиці 1 представлено приклад набору даних для  $Ns = 5$  сенсорів і  $N = 1000$  випадкових координат ДАС. Перший стовпець таблиці використовується лише для візуалізації кількості випадкових координат ДАС і не використовується для навчання НМ. Стовпці під номерами 1-5 є вхідним масивом даних НМ у кількості  $Ns$ , а два додаткових стовпці під номерами 6 та 7 – вихідний масив даних. Разом кількість стовпців рівна  $Ns + 2$ .

Таблиця 1

Приклад набору даних для 5 сенсорів і 1000 випадкових координат ДАС

№ джерела	$\Delta t_1$ , мс	$\Delta t_2$ , мс	...	$\Delta t_5$ , мс	Координата $x_m$ , м	Координата $y_m$ , м
	1	2	...	5	6	7
1	356,7	191,4	...	4,5	500	375
2	170,8	87,0	...	97,6	953	381
3	69,2	7,7	...	300,4	720	234
4	192,5	77,5	...	47,8	638	105
5	1,1	16,1	...	49,2	1527	215
...	...	...	...	...	...	...
1000	153,0	92,9	...	16,0	1961	223

### 2.3. Навчання та перевірка нейронної мережі

Нейронна мережа прямого поширення (feedforward neural network) [14, 15] є потужним інструментом для знаходження складних залежностей між вхідними та вихідними масивами даних для вирішення задач регресії, класифікації, кластеризації, тощо та є найпоширенішою та найпростішою архітектурою НМ. Вона складається зі шарів нейронів, які передають сигнали в одному напрямку від вхідного шару до вихідного шару без зворотніх зв'язків. В розробленій СВК ДАС нейронна мережа прямого поширення застосовується саме для вирішення завдань регресії, а саме заходження координат ДАС за різницями часів. Основні компоненти нейронної мережі прямого поширення включають:

- Вхідний шар (Input). Це перший шар нейронів, який отримує вхідні дані і передає їх до наступного шару. Кількість нейронів у вхідному шарі визначається розміром вхідних даних.
- Приховані шари (Hidden). Це шари нейронів між вхідним та вихідним шарами. Кількість та розмір прихованих шарів визначаються гіперпараметрами НМ. Кожен нейрон у прихованому шарі отримує сигнал від попереднього шару помножений на вагу та формує вихідний сигнал згідно передавальної функції нейрона.
- Вихідний шар (Output). Це останній шар нейронів, який генерує вихідний сигнал НМ. Кількість нейронів у вихідному шарі зазвичай залежить від типу задачі.

Навчання нейронної мережі полягає у налаштуванні ваг (weights) та зсувів (bias) передавальної функції нейронів за певним алгоритмом [16-20], щоб зменшити різницю між очікуваними та розрахованими нейронною мережею вихідними значеннями. Для НМ прямого поширення найчастіше застосовується алгоритм зворотнього поширення помилок (backpropagation) [21], який змінює ваги та зсуви на кожній ітерації навчання.

На рисунку 8 представлено структуру НМ прямого поширення, яка містить 5 входів, 2 виходи та 1 прихований шар із 20 нейронами. Ця нейронна мережа навчається із використанням набору даних (таблиця 1), де входами НМ є дані зі стовпців 1-5 ( $\Delta t_i$ ), а виходами НМ – дані зі стовпців 6-7 ( $x_m, y_m$ ).

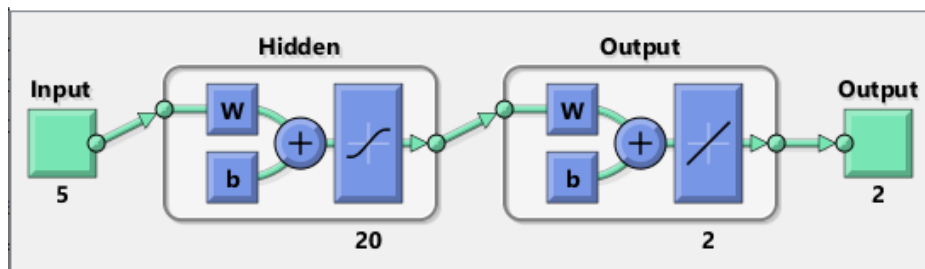


Рис.8. Структура штучної нейронної мережі прямого поширення

Навчання НМ закінчується за виконання певних умов, які встановлюються параметрами процесу навчання. Після закінчення навчання здійснюється перевірка НМ в два етапи. На першому етапі для визначення координат  $x$  та  $y$  ДАС використовуються той самий набір даних *dataset1*, що й для навчання НМ. На другому етапі для визначення координат використовується набір даних *dataset2*, на якому НМ не навчалася. На кожному з етапів визначаються похибки визначення координат ДАС нейронною мережею для оцінки метрологічних характеристик запропонованої системи. Перевірка здійснюється шляхом розрахунку середнього значення абсолютної похибки, що є різницею між визначеними нейронною мережею координат  $\hat{x}_{mj}, \hat{y}_{mj}$  і реальними координатами  $x_{mj}, y_{mj}$ . Середні значення абсолютної похибки  $\Delta x_{ms}$  та  $\Delta y_{ms}$  (англ. mean absolute error) розраховується за формулою [22]:

$$\Delta y_{ms} = \frac{\sum_{j=1}^N \Delta y_{mj}}{N} = \frac{\sum_{j=1}^N |y_{mj} - \hat{y}_{mj}|}{N}, \quad (11)$$



$$\Delta x_{ms} = \frac{\sum_{j=1}^N \Delta x_{mj}}{N} = \frac{\sum_{j=1}^N |x_{mj} - \hat{x}_{mj}|}{N}, \quad (12)$$

де  $\Delta x_{mj}$  та  $\Delta y_{mj}$  – абсолютні похибки визначення координат  $j$ -го джерела акустичного сигналу за координатою  $x_m$  та  $y_m$  відповідно.

Окрім середнього значення похибки також проводилась оцінка максимальних похибок НМ для того, щоб оцінити граничні значення похибок СВК ДАС.

### 3. Результати дослідження

Для оцінки значення похибок визначення координат ДАС нейронною мережею проведено експериментальні дослідження із використанням запропонованих програмно-математичних моделей параметри яких є такими:

- спосіб розташування сенсорів – «пряма лінія»;
- кількість сенсоів – 5;
- відстань між сусідніми сенсорами – 70 м;
- кількість ДАС для навчання та перевірки НМ – 1000;
- кількість ДАС для перевірки НМ, які не використовуються під час навчання - 1000;
- периметр розташування ДАС – 1500 м по осі X та 500 м по осі Y;
- найменша та найбільша відстані від сенсорів до ДАС – 300 м та 1800 м відповідно.

На рисунку 9 представлено графічне зображення моделі розташування сенсорів і джерел акустичного сигналу із вищезазначеними параметрами.

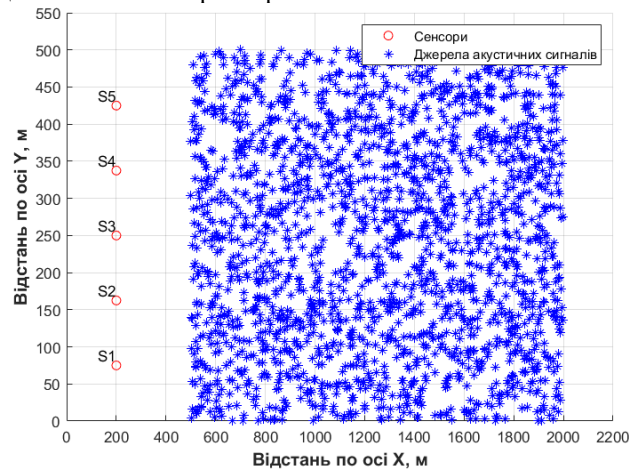


Рис.9. Модель розташування сенсорів і джерел акустичного сигналу

Дана модель застосовується для формування наборів даних для навчання та перевірки нейронної мережі. Для цієї моделі розмірність набору даних *dataset1* становить  $1000 \times 7$  (таблиця 1) для навчання і перевірки, а *dataset2*  $1000 \times 7$  лише для перевірки НМ, які не використовувалися для її навчання. Структура нейронної мережі (рис. 8) складається з 5 вхідних шарів ( $\Delta t_1, \Delta t_2, \Delta t_3, \Delta t_4, \Delta t_5$ ), 2 вихідних шарів (координати  $x_m$  та  $y_m$ ) та 1 прихованого шару із 20 нейронами. Після навчання НМ визначалися абсолютні значення похибок для кожного ДАС з набору даних *dataset1* (рис. 10), а також для кожного ДАС із *dataset2* (рис. 11).

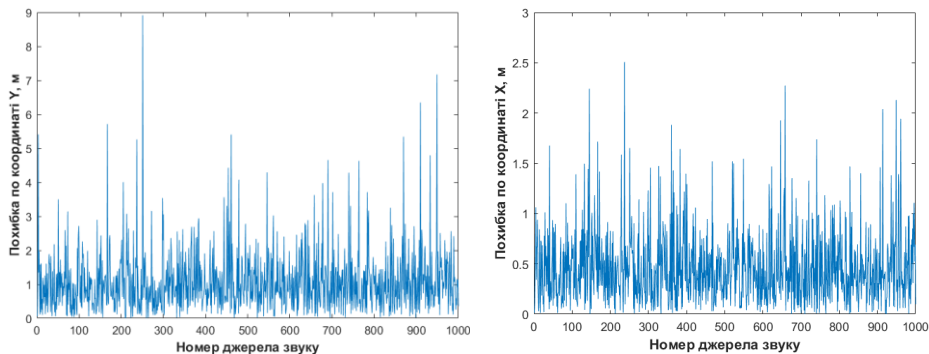


Рис. 10. Абсолютні похибки  $\Delta x_{mj}$  та  $\Delta y_{mj}$  визначення координат ДАС для набору даних *dataset1*.

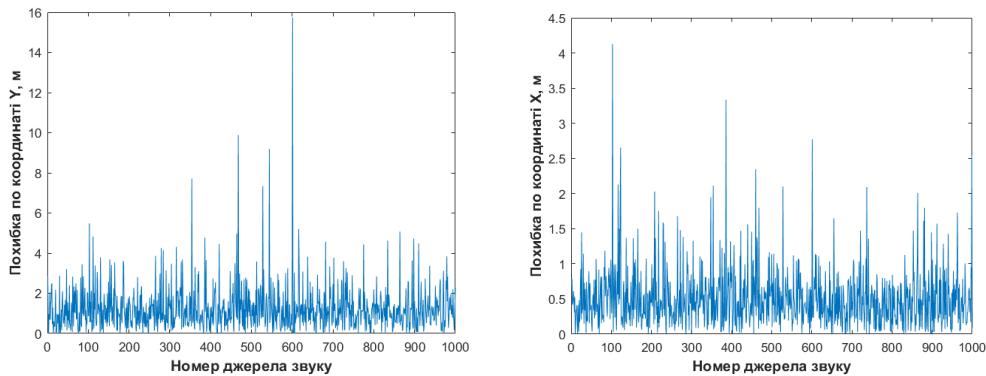


Рис. 11. Абсолютні похибки  $\Delta x_{mj}$  та  $\Delta y_{mj}$  визначення координат ДАС для набору даних dataset2.

Із використанням значень похибок  $\Delta x_{mj}$  та  $\Delta y_{mj}$  за формулами (11) та (12) розраховуються середні значення абсолютних похибок  $\Delta x_{ms}$  та  $\Delta y_{ms}$  (таблиця 2).

Таблиця 2

**Середні значення абсолютних похибок визначення координат ДАС**

Набір даних	$\Delta y_{ms}$ , м	$\Delta x_{ms}$ , м
dataset1	1.0759	0.4626
dataset2	1.2327	0.5011

Проведені експериментальні дослідження похибки визначення координат ДАС із використанням розроблених моделей та навченої НМ показали, що за встановлених параметрів, описаних вище, досягнуто середню похибку на рівні 0.5-1 м для периметру розміщення ДАС 1500×500 м та розташування сенсорів у лінію на відстані 300 м від периметру (рис. 9). Для набору даних dataset1, на якому навчалася НМ, отримано середню похибку на рівні 1.08 м за координатою Y та 0.46 м за координатою X (табл. 2). А для набору даних dataset2, на якому НМ не навчалася, отримано середню похибку на рівні 1.23 м за координатою Y та 0.5 м за координатою X. Максимальна похибка визначення координат ДАС для dataset1 та dataset2 за координатами X та Y практично не перевищує 4 м та 16 м відповідно (рис. 10, 11).

Враховуючи те, що похибка для dataset2 є близькою до похибки для dataset1, можна зробити висновок, що НМ показує хороші результати для даних, на яких вона не навчалася, але які знаходяться у визначеному периметрі. Це свідчить про те, що нейронна мережа демонструє здатність формувати функцію перетворення, яка ефективно працює не лише з даними, на яких вона навчалася, але і з іншими даними, які мають подібні характеристики. В нашому випадку з даними, які розташовані у тому ж периметрі. Це є однією з основних властивостей нейронних мереж і вказує на їх здатність до розв'язання завдань, де дані можуть бути відмінними від навчальних.

Згідно результатів досліджень абсолютна похибка за координатою Y є приблизно в 2 рази більшою в порівнянні із похибкою за координатою X (табл. 2). Для встановлення причин такої розбіжності необхідно провести додаткові дослідження.

**Висновки з даного дослідження і перспективи подальшого розвитку у даному напрямі**

У даній науковій статті представлено структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням нейронної мережі. Авторами запропоновано програмно-математичні моделі розташування сенсорів, які використовуються для навчання та перевірки нейронної мережі, а також для оцінки метрологічних характеристик системи визначення координат джерела акустичного сигналу.

Проведено дослідження середньої похибки визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу для конкретних параметрів системи, а саме: розташування сенсорів у формі прямої лінії, нейронна мережа прямого розповсюдження з 1 прихованим шаром із 20 нейронами та 5 сенсорів. Нейронна мережа навчалася із використанням 1000 джерел акустичного сигналу, які випадково розташовані на досліджуваному периметрі 1500×500 м. За результатами проведених досліджень середня похибка визначення координати Y не перевищувала 1.2 м, а за координатою X – 0.5 м.

Запропоновані програмно-математичні моделі розташування сенсорів, а також програмне середовище навчання нейронної мережі дозволяють провести оптимізацію системи за критерієм мінімуму похибки визначення координат джерела акустичного сигналу.

В подальшому плануються дослідження, які спрямовані на покращення метрологічних та технічних характеристик системи за рахунок структури нейронної мережі, форми розташування сенсорів та їх кількості. Крім того можливим є перехід від двовимірної системи координат до тривимірної. Також

важливим напрямком подальших досліджень є підвищення завадостійкості системи та стійкості системи до зміни швидкості розповсюдження акустичного сигналу у навколишньому середовищі.

### Література

1. N. Roman, W. DeLiang and G. J. Brown, "Speech segregation based on sound localization," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 14, no. 4, p. 2236, July 2003. Available: <https://doi.org/10.1121/1.1610463> [Accessed: August 23, 2021].
2. F. Papi, D. Tarchi, M. Vespe, F. Oliveri, F. Borghese, G. Aulicino, A. Vollero, "Radiolocation and tracking of automatic identification system signals for maritime situational awareness," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 9, no. 5, pp. 568–580, June 2015. Available: <http://dx.doi.org/10.1049/iet-rsn.2014.0292> [Accessed: August 23, 2021].
3. D. Byrne and W. Noble, "Optimizing sound localization with hearing AIDS," *Trends in amplification*, vol. 3, no. 2, pp. 51-73, June 1998. Available: <https://doi.org/10.1177/108471389800300202> [Accessed September 1, 2021].
4. S. Cheinet and Th. Broglin, "Sensitivity of shot detection and localization to environmental propagation," *Applied Acoustics*, vol. 93, pp. 97-105, June 2015. Available: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.01.021> [Accessed December 10, 2021].
5. C. Rascon and I. Meza, "Localization of sound sources in robotics: A review," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 96, pp. 184-210, October 2017. Available: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2017.07.011> [Accessed January 15, 2022].
6. D. Salvati, C. Drioli and G. L. Foresti, "Sound Source and Microphone Localization From Acoustic Impulse Responses," In Proc. IEEE Signal Processing Letters, vol. 23, no. 10, pp. 1459-1463, October 2016. Available: <https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2601878> [Accessed February 18, 2022].
7. C. Kim, A. Menon, M. Bacchiani and R. Stern, "Sound Source Separation Using Phase Difference and Reliable Mask Selection Selection," In Proc. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), April 2018, pp. 5559-5563. Available: <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8462269> [Accessed September 1, 2021].
8. A. Schasse, C. Tendyck and R. Martin, "Source Localization Based on the Doppler Effect," In Proc. 2012 International Workshop on Acoustic Signal Enhancement (IWAENC), September 2012, pp. 1-4. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6309397> [Accessed November 11, 2021].
9. С. О. Козерук, О.І. Нижник та Н.І. Лисенко, Акустичні інформаційні системи. Київ, КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018, 168 с.
10. M. Ranjesh and R. Hasanzadeh, "A Fast and Accurate Sound Source Localization Method Using the Optimal Combination of SRP and TDOA Methodologies," *Journal of Information Systems and Telecommunication*, vol. 3, no.2, pp. 100-108, April 2015. Available: <https://doi.org/10.7508/jist.2015.02.005> [Accessed October 1, 2021].
11. Артемук, С. І., Микитин, І. П. "Методи визначення координат джерела акустичного сигналу", Вісник Черкаського державного технологічного університету, vol. 3, pp. 59–72, 2022. Режим доступу: <https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2022.260586>.
12. R. Suwanda, Z. Syahputra and E. M. Zamzami, "Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance in the K-Means Algorithm for Variations Number of Centroid K", *Journal of Physics: Conference Series*, 4th International Conference on Computing and Applied Informatics 2019 (ICCAI 2019), vol. 1566, p. 6, 26-27 November 2019, Medan, Indonesia. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1566/1/012058> [Accessed June 1, 2023].
13. Speed of sound. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Speed\\_of\\_sound](https://en.wikipedia.org/wiki/Speed_of_sound). [Accessed June 1, 2023].
14. M. Sazli, "A brief review of feed-forward neural networks", *Communications Faculty Of Science University of Ankara Series A2-A3 Physical Sciences and Engineering*, vol. 50, pp. 11-17, 2006. Available: [https://doi.org/10.1501/commua1-2\\_0000000026](https://doi.org/10.1501/commua1-2_0000000026).
15. G. Bebis and M. Georgiopoulos, "Feed-forward neural networks," in *IEEE Potentials*, vol. 13, no. 4, pp. 27-31, Oct.-Nov. 1994. Available: doi: 10.1109/45.329294.
16. B. Scellier and Y. Bengio, "Equilibrium Propagation: Bridging the Gap between Energy-Based Models and Backpropagation", *Frontiers in Computational Neuroscience*, vol. 11, 2017. Available: doi: 10.3389/fncom.2017.00024.
17. Lee, DH., Zhang, S., Fischer, A., Bengio, Y., "Difference Target Propagation", *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, Lecture Notes in Computer Science*, vol 9284, 2015 Available: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-23528-8\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-23528-8_31)
18. Ma, Wan-Duo & Lewis, J.P. & Kleijn, W., "The HSIC Bottleneck: Deep Learning without Back-Propagation", pp. 5085-5092, August 2019. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.01580>

19. A. Choromańska, C. Benjamin, K. Sadhana, L. Ronny, "Beyond Backprop: Online Alternating Minimization with Auxiliary Variables.", International Conference on Machine Learning, p.21, 2018. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.09077>
20. M. Jaderberg, W. Marian, S. Osindero, "Decoupled Neural Interfaces using Synthetic Gradients", p.21, 2016. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.05343>
21. Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. "Learning representations by back-propagating errors", Nature 323, pp. 533–536, 1986. Available: <https://doi.org/10.1038/323533a0>
22. Wang, Weijie & Lu, Yanmin, "Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, p. 10, 2018. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/324/1/012049/pdf>.

## References

1. N. Roman, W. DeLiang and G. J. Brown, "Speech segregation based on sound localization," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 14, no. 4, p. 2236, July 2003. Available: <https://doi.org/10.1121/1.1610463> [Accessed: August 23, 2021].
2. F. Papi, D. Tarchi, M. Vespe, F. Oliveri, F. Borghese, G. Alicino, A. Vollo, "Radiolocation and tracking of automatic identification system signals for maritime situational awareness," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 9, no. 5, pp. 568–580, June 2015. Available: <http://dx.doi.org/10.1049/iet-rsn.2014.0292> [Accessed: August 23, 2021].
3. D. Byrne and W. Noble, "Optimizing sound localization with hearing AIDS," *Trends in amplification*, vol. 3, no. 2, pp. 51-73, June 1998. Available: <https://doi.org/10.1177/108471389800300202> [Accessed September 1, 2021].
4. S. Cheinet and Th. Broglin, "Sensitivity of shot detection and localization to environmental propagation," *Applied Acoustics*, vol. 93, pp. 97-105, June 2015. Available: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.01.021> [Accessed December 10, 2021].
5. C. Rascon and I. Meza, "Localization of sound sources in robotics: A review," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 96, pp. 184-210, October 2017. Available: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2017.07.011> [Accessed January 15, 2022].
6. D. Salvati, C. Drioli and G. L. Foresti, "Sound Source and Microphone Localization From Acoustic Impulse Responses," In Proc. IEEE Signal Processing Letters, vol. 23, no. 10, pp. 1459-1463, October 2016. Available: <https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2601878> [Accessed February 18, 2022].
7. C. Kim, A. Menon, M. Bacchiani and R. Stern, "Sound Source Separation Using Phase Difference and Reliable Mask Selection Selection," In Proc. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), April 2018, pp. 5559-5563. Available: <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8462269> [Accessed September 1, 2021].
8. A. Schasse, C. Tendyck and R. Martin, "Source Localization Based on the Doppler Effect," In Proc. 2012 International Workshop on Acoustic Signal Enhancement (IWAENC), September 2012, pp. 1-4. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6309397> [Accessed November 11, 2021].
9. S.O. Kozheruk, O.I. Nyzhnyk and N.I. Lysenko, Acoustic information systems. Kyiv, Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2018, 168 p.
10. M. Ranjesh and R. Hasanzadeh, "A Fast and Accurate Sound Source Localization Method Using the Optimal Combination of SRP and TDOA Methodologies," *Journal of Information Systems and Telecommunication*, vol. 3, no.2, pp. 100-108, April 2015. Available: <https://doi.org/10.7508/jist.2015.02.005> [Accessed October 1, 2021].
11. S. Artemuk, I. Mykytynm "Metody vyznachennia koordynat djerela acustychnogo sygnalu", Bulletin of Cherkasy State Technological University, vol. 3, pp. 59–72, 2022. Available: <https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2022.260586>.
12. R. Suwanda, Z. Syahputra and E. M. Zamzami, "Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance in the K-Means Algorithm for Variations Number of Centroid K", *Journal of Physics: Conference Series*, 4th International Conference on Computing and Applied Informatics 2019 (ICCAI 2019), vol. 1566, p. 6, 26-27 November 2019, Medan, Indonesia. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1566/1/012058> [Accessed June 1, 2023].
13. Speed of sound. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Speed\\_of\\_sound](https://en.wikipedia.org/wiki/Speed_of_sound). [Accessed June 1, 2023].
14. M. Sazli, "A brief review of feed-forward neural networks", *Communications Faculty Of Science University of Ankara Series A2-A3 Physical Sciences and Engineering*, vol. 50, pp. 11-17, 2006. Available: [https://doi.org/10.1501/commua1-2\\_0000000026](https://doi.org/10.1501/commua1-2_0000000026).
15. G. Bebis and M. Georgiopoulos, "Feed-forward neural networks," in *IEEE Potentials*, vol. 13, no. 4, pp. 27-31, Oct.-Nov. 1994. Available: doi: 10.1109/45.329294.
16. B. Scellier and Y. Bengio, "Equilibrium Propagation: Bridging the Gap between Energy-Based Models and Backpropagation", *Frontiers in Computational Neuroscience*, vol. 11, 2017. Available: doi: 10.3389/fncom.2017.00024.
17. Lee, DH., Zhang, S., Fischer, A., Bengio, Y., "Difference Target Propagation", *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, Lecture Notes in Computer Science*, vol 9284, 2015 Available: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-23528-8\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-23528-8_31)
18. Ma, Wan-Duo & Lewis, J.P. & Kleijn, W., "The HSIC Bottleneck: Deep Learning without Back-Propagation", pp. 5085-5092, August 2019. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.01580>
19. A. Choromańska, C. Benjamin, K. Sadhana, L. Ronny, "Beyond Backprop: Online Alternating Minimization with Auxiliary Variables.", International Conference on Machine Learning, p.21, 2018. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.09077>
20. M. Jaderberg, W. Marian, S. Osindero, "Decoupled Neural Interfaces using Synthetic Gradients", p.21, 2016. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.05343>
21. Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. "Learning representations by back-propagating errors", Nature 323, pp. 533–536, 1986. Available: <https://doi.org/10.1038/323533a0>
22. Wang, Weijie & Lu, Yanmin, "Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model", IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, p. 10, 2018. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/324/1/012049/pdf>.