

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»

Кваліфікаційна наукова  
праця на правах рукопису

**АРТЕМУК СЕРГІЙ ІГОРОВИЧ**

УДК 004.032.26:681.88)+534.88)(043.5)

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ  
ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА АКУСТИЧНОГО СИГНАЛУ**

152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка»

15 – «Автоматизація та приладобудування»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,  
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.



С. І. Артемук

Науковий керівник:  
доктор технічних наук, професор  
Микитин Ігор Петрович

Львів - 2024

## АНОТАЦІЯ

**Артемук С.І. Застосування штучних нейронних мереж для визначення координат джерела акустичного сигналу.** – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка» (15 – Автоматизація та приладобудування). – Міністерство освіти та науки України, Національний університет «Львівська політехніка», Львів, 2024.

Дисертація присвячена розробленню та дослідженню способу визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу із використанням технологій комп'ютерного моделювання і машинного навчання для покращення метрологічних характеристик систем локалізації реалізованих за досліджуваним способом.

Дисертація містить вступ, чотири розділи, висновки, список літературних джерел та додатки.

У *вступі* наведено обґрунтування необхідності та актуальності дисертаційного дослідження, перелік методів дослідження для досягнення поставленої мети, сформульовано мету та завдання дослідження, вказано предмет та об'єкт дослідження. Сформульовано наукову новизну, зазначено практичну цінність отриманих результатів та відмічено особистий внесок. Представлено інформацію про публікації та апробацію основних результатів дисертаційної роботи.

В *першому розділі* представлено аналітичний огляд існуючих активних та пасивних методів визначення координат розташування фізичних об'єктів, зокрема, часовий, фазовий (активний та пасивний), частотний, доплерівський, амплітудний та різницево-часовий. Наведено основні відомості про кожен з методів, його суть та структурну схему реалізації систем на основі цих методів. Проаналізовано переваги та недоліки кожного з методів, а також особливості їх

використання. Встановлено, що застосування активних методів для визначення координат джерела акустичного сигналу практично неможливе. Окрім того проведено порівняння метрологічних характеристик різних систем реалізованих із використанням пасивних методів. За результатами аналітичного огляду встановлено, що оптимальним для вирішення задачі визначення координат джерела акустичного сигналу є різницево-часовий метод із використанням нейронної мережі в складі обчислювального компоненту.

У *другому розділі* досліджено математичну модель, що описує швидкість розповсюдження акустичного сигналу в повітрі. Представлено структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та з використанням нейронної мережі. Розроблено програмно-математичні моделі, які дозволяють відтворити процес проходження акустичного сигналу від джерела до сенсорів, розрахувати час його реєстрації та сформувати набір даних для навчання і перевірки нейронної мережі. Запропоновано алгоритм дослідження похибок системи визначення координат джерела акустичного сигналу. Проаналізовано три етапи дослідження похибок. На першому етапі досліджується похибка нейронної мережі із параметрами за замовчуванням: кількість навчальних пар – 1000; кількість прихованих шарів – 1; форма розташування сенсорів – пряма лінія; кількість сенсорів – 5; алгоритм навчання нейронної мережі – trainlm; спосіб визначення базового сенсора – той, що зареєстрував сигнал першим; відстань між найближчим сенсором і периметром розташування джерела акустичного сигналу – 300 м та структура прихованих шарів нейронної мережі - рівномірна. На другому етапі проводиться оптимізація параметрів системи та нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки. На третьому етапі перевіряється можливість виникнення неоднозначності результатів визначення координат, а також досліджується вплив температури та вологості на похибку визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням оптимізованої нейронної мережі. Досліджено абсолютну похибку визначення координат джерел акустичного сигналу, які

випадковим чином розміщувалися на досліджуваному периметрі. За результатами дослідження для параметрів системи за замовчуванням максимальне значення абсолютної похибки не перевищує 16 м.

В *третьому розділі* проведено оптимізацію системи визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки для таких параметрів як кількість навчальних пар, кількість та структура прихованих шарів нейронної мережі, форма розташування сенсорів та їх кількість, алгоритм навчання нейронної мережі, відстань від сенсорів до периметру розташування джерел акустичного сигналу та спосіб визначення базового сенсору, відносно якого розраховуються різниці часу. Процес оптимізації здійснювався ітеративно, а оптимізовані на попередніх ітераціях параметри застосовувались для наступних ітерацій. Отримано залежності середнього значення абсолютної похибки визначення координат від параметрів системи, які дозволяють або розрахувати похибку при певних параметрах, або визначити параметри системи, що забезпечують необхідне значення похибки.

Встановлено оптимальні параметри системи визначення координат джерела акустичного сигналу за яких отримано мінімум похибки, а саме: кількість навчальних пар – 25000; кількість прихованих шарів – 5; форма розташування сенсорів – квадрат; кількість сенсорів – 9; алгоритм навчання нейронної мережі – trainlm; спосіб визначення базового сенсора – той, що зареєстрував сигнал першим; відстань між найближчим сенсором і периметром розташування джерела акустичного сигналу – 300 м та структура прихованих шарів нейронної мережі – розширювана.

Здійснено порівняння систем із оптимізованими параметрами та параметрами за замовчуванням. Без врахування додаткових похибок максимальне значення абсолютної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу для системи з оптимізованими параметрами є меншим на 4 порядки.

У *четвертому розділі* досліджено неоднозначність результатів визначення координат джерела акустичного сигналу, яка присутня майже у всіх системах



локалізації об'єктів і призводить до суттєвого зростання похибки визначення координат. За результатами проведеного дослідження встановлено, що у системах побудованих на основі різницево-часового методу із нейронною мережею неоднозначність результатів визначення координат відсутня.

Отримано залежність абсолютної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу від температури та вологості. Встановлено, що найбільше зростання похибки зумовлене температурою (діапазон від  $-10^{\circ}\text{C}$  до  $50^{\circ}\text{C}$ ), а максимальне значення абсолютної похибки визначення координат становить 110 м та 20 м відповідно.

Запропоновано спосіб корекції, який забезпечує зменшення впливу температури та вологості навколишнього середовища на результати визначення координат. Застосування корекції дозволило зменшити максимальне значення абсолютної похибки до 0.38 м за координатою X та 0.087 м за координатою Y.

Проведено оцінювання сумарної похибки визначення координат, відстані та кута до джерела акустичного сигналу. Максимальне значення сумарної похибки не перевищує 1.5 м за координатою X, 0.25 м за координатою Y, 1.5 м для відстані та  $0.031^{\circ}$  для кута. Відносна похибка визначення відстані та кута до джерела акустичного сигналу є в 5 разів меншою в порівнянні з існуючими методами і не перевищує 0.08 %.

**Ключові слова:** джерело акустичного сигналу, нейронна мережа, машинне навчання, локалізація об'єктів, пеленгація, різниця часу, акустичні сенсори, оптимізація гіперпараметрів, швидкість звуку, метрологічні характеристики, абсолютна похибка визначення координат, непевність вимірювання, метрологія 4.0.

## ABSTRACT

***Artemuk S.I. Application of artificial neural networks to determine the coordinates of an acoustic signal source*** – Manuscript.

Thesis paper for achievement of the scientific degree Doctor of Philosophy in the specialty 152 “Metrology and Information-Measuring Technics” (15 – Automation and instrumentation). – Lviv Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 2024.

The thesis paper is focused on the development and study of a method for determining the coordinates of an acoustic signal source based on the time-difference method, computer modelling and machine learning technologies to improve the metrological characteristics of localisation systems realized by the studied method.

The thesis includes an introduction, four chapters, conclusions, a references list, and an appendices.

The *introduction* provides a substantiation of the importance of the topic of the thesis, defines the aim and objectives of the work, clarifies the subject and object of the work, and provides a list of methods of research utilized to achieve the goal. The scientific novelty is formulated, the practical value of the results is indicated. The information on the approbation of the work results and the author's personal contribution and publication is provided.

*The first chapter* presents an analytical review of existing active and passive methods for determining the coordinates of physical objects, in particular, time, phase (active and passive), frequency, Doppler, amplitude and time-difference. The basic information about each method, its essence and the structural scheme of implementation of systems based on these methods are provided. The pros and cons of these methods, as well as their peculiarities, are presented. It is concluded that the application of active methods for determining the coordinates of the acoustic signal source is practically impossible. In addition, the metrological characteristics of various systems implemented using passive methods are compared. The analytical review,

results shown that the most appropriate method for the acoustic signal source coordinates determination is the time-difference method with a neural network as a part of computational component.

In *the second chapter*, a mathematical model describing the propagation velocity of an acoustic signal in air is investigated. A structural scheme of the system for determining the acoustic signal source coordinates based on the time-difference method and a neural network is presented. Software and mathematical models have been developed to reproduce the process of acoustic signal propagation from the source to the sensors, calculate the time of its registration, and generate a data set for training and testing the neural network. An algorithm for studying the errors of the system for determining the coordinates of an acoustic signal source is proposed. Three stages of error study are analyzed. At the first stage, the error of the neural network with default parameters is studied. These are as follows: the number of training pairs is 1000; the number of hidden layers is 1; the shape of the sensor arrangement is line; the number of sensors is 5; the neural network training algorithm is trainlm; the method of determining the base sensor is the one that registered the signal first; the distance between the nearest sensor and the perimeter of the acoustic signal source is 300 m; and the structure of the neural network hidden layers is uniform. At the second stage, the parameters of the system and the neural network are optimised according to the criterion of minimum error. At the third stage, the possibility of ambiguity in the measurement results is verified, and the effect of temperature and humidity on the error in acoustic signal source coordinates determination based on the optimised neural network is investigated. The absolute error in determining the coordinates of acoustic signal sources that were randomly placed on the studied perimeter was investigated. The results of the study, for the default system parameters, demonstrate that the maximum absolute error does not exceed 16 m.

In *the third chapter*, the system for determining the coordinates of an acoustic signal source was optimised according to the criteria of minimum mean error for such parameters as the number of training pairs, the number and structure of the neural

network hidden layers, the shape of the sensor arrangement and their number, the neural network training algorithm, the distance from the sensors to the perimeter of the location of acoustic signal sources and the method of determining the base sensor against to which time differences are calculated. The optimisation process was performed iteratively, and the parameters optimised in the previous iterations were used for the following iterations. The dependences of the average absolute error of coordinate determination on the system parameters were obtained. They allow either calculating the error at specific parameters or determining the system parameters that provide the required error value.

The optimum parameters of the system for determining the coordinates of an acoustic signal source have been determined. These are as follows: the number of training pairs is 25000; the number of hidden layers is 5; the shape of the sensor arrangement is square; the number of sensors is 9; the neural network training algorithm is trainlm; the method of determining the base sensor is the one that registered the signal first; the distance between the nearest sensor and the perimeter of the acoustic signal source is 300 m; and the structure of the neural network hidden layers is expandable.

The systems with optimised parameters and default parameters were compared. Without additional errors, the maximum absolute error in determining the coordinates of acoustic signal source for the optimised system is less by 4 orders.

The ambiguity of the results of determining the coordinates of the acoustic signal source was investigated in *the fourth chapter*. Ambiguity is observed in almost all systems used to localize objects and increase the error. The results of the study show that there is no ambiguity in measuring results in systems based on the time difference method using a neural network.

The relation of the absolute error in determining the coordinates of the acoustic signal source to temperature and humidity was obtained. It was found that the largest increase of the error is caused by temperature (range from  $-10^{\circ}\text{C}$  to  $50^{\circ}\text{C}$ ), and the maximum absolute error of determining the coordinates is 110 m and 20 m respectively.

A correction to reduce influence of ambient temperature and humidity on the measurement results is proposed. The application of the correction has reduced the maximum absolute error to 0.38 m in the X coordinate and 0.087 m in the Y coordinate.

The total error in determining the coordinates, distance, and angle to the acoustic signal source was estimated. The maximum value of the total error does not exceed 1.5 m in the X coordinate, 0.25 m in the Y coordinate, 1.5 m for the distance, and  $0.031^\circ$  for the angle. The relative error in determining the distance and angle to the acoustic signal source is 5 times lower compared to existing methods and does not exceed 0.08 %.

**Keywords:** acoustic signal source, neural network, machine learning, object localtion, direction finding, time difference method, acoustic sensors, hyperparameter optimisation, sound speed, metrological characteristics, absolute measurement error, measurement uncertainty, metrology 4.0.

## СПИСОК ПРАЦЬ ОПУБЛІКОВАНИХ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

### *Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації*

1. S. Artemuk and I. Mykytyn, «System for determining the sound source coordinates», *Measuring Equipment and Metrology*, vol. 84, no. 4, pp. 17–22, 2023, doi: [10.23939/istcm2023.04.017](https://doi.org/10.23939/istcm2023.04.017).

2. С. І. Артемук і І. П. Микитин, «Оптимізація алгоритму визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки», *Збірник наукових праць Одеської державної академії технічного регулювання та якості*, vol. 23, no. 2, pp. 41–51, 2023, doi: [10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51](https://doi.org/10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51).

3. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Система для визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та методів машинного навчання», *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*, № 3, с. 7-18, 2023. doi: [10.31891/2219-9365-2023-75-1](https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-75-1)

4. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Методи визначення координат джерела акустичного сигналу», *Вісник Черкаського державного технологічного університету*, №3, с. 59-72, 2022. doi: [10.24025/2306-4412.3.2022.260586](https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2022.260586).

5. Ю. В. Хома, І. П. Микитин, С. І. Артемук, В. А. Бридінський, «Нейрокомп'ютерна система керування на основі платформи Open VSI та глибоких нейронних мереж», *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, no. 4, p. 127, 2020, doi: [10.32838/2663-5941/2020.4/18](https://doi.org/10.32838/2663-5941/2020.4/18).

### *Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації*

1. S. Artemuk, I. Mykytyn, «Ambiguity in determining the coordinates of the acoustic signal source», *Proceedings of VII international scientific and practical conference*, p. 106-109, 11-13 March 2024, Berlin, Germany. URL: <https://sciconf.com.ua/vii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-current-challengesof-science-and-education-11-13-03-2024-berlin-nimechchina-arhiv/>.

2. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Підвищення точності системи визначення координат джерела акустичного сигналу», *VI Міжнародної науково-практичної*

конференції “Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи”, с. 159-160, 16-17 листопада 2023, Львів.

3. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Застосування машинного навчання для визначення розташування джерела акустичного сигналу», *IV Міжнародно-практичної конференції “The world of modern technologies and inventions”*, с. 262-264, 10-13 жовтня 2023, Відень, Австрія. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2023.2.4>

4. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Порівняння методів визначення координат джерела акустичного сигналу», *IX Міжнародної науково-технічної конференції “Захист інформації і безпека інформаційних систем”*, с. 153-154, 25-26 травня 2023, Львів.

5. S. Artemuk, V. Brydinskyi, I. Mykytyn, and Y. Khoma, «Application of Deep Neural Networks for EEG Signal Processing in Brain-controlled Wheeled Robotic Platform», in *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Cracow, Poland: IEEE, 2021, pp. 81–85. doi: [10.1109/IDAACS53288.2021.9660965](https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660965).

6. Y. Khoma, V. Brydinskyi, and S. Artemuk, «Application of deep learning technologies for biosignal processing», in *Abstracts of XII International Scientific and Practical Conference*, International Science Group, 16-19 March 2021, Berlin, Germany. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2021.i.xii>

## ЗМІСТ

<b>Перелік умовних позначень .....</b>	<b>14</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>15</b>
<b>Розділ 1. Аналітичний огляд методів визначення координат розташування фізичних об'єктів.....</b>	<b>21</b>
1.1. Активні методи визначення координат розташування об'єкту .....	21
1.2. Пасивні методи визначення координат джерела акустичного сигналу .....	32
1.3. Аналіз переваг та недоліків методів визначення координат джерела акустичного сигналу .....	44
1.4. Висновки до розділу 1 .....	48
<b>Розділ 2. Система визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та машинного навчання .....</b>	<b>49</b>
2.1. Дослідження математичної моделі швидкості розповсюдження акустичного сигналу.....	49
2.2. Структурна схема системи визначення координат джерела акустичного сигналу.....	53
2.3. Програмно-математична модель розташування сенсорів СВК ДАС .....	56
2.4. Програмно-математична модель визначення різниці часів.....	59
2.5. Алгоритм дослідження похибок із використанням методу Монте-Карло..	63
2.6. Процес навчання та перевірки нейронної мережі.....	66
2.8. Висновки до розділу 2 .....	72
<b>Розділ 3. Оптимізація системи визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки .....</b>	<b>74</b>
3.1. Оптимізація СВК ДАС за кількістю навчальних пар і прихованих шарів нейронної мережі.....	75
3.2. Оптимізація за формою розташування сенсорів.....	82



3.3. Оптимізація за кількістю сенсорів і алгоритмом навчання НМ.....	86
3.4. Оптимізація за способом вибору базового сенсора і відстанню від сенсорів до початку периметру розташування ДАС.....	90
3.5. Оптимізація за структурою прихованих шарів .....	95
3.6. Порівняння метрологічних характеристик СВК ДАС із оптимізованими та неоптимізованими параметрами.....	100
3.7. Висновки до розділу 3 .....	104
<b>Розділ 4. Дослідження похибок системи визначення координат джерела акустичного сигналу.....</b>	<b>105</b>
4.1. Дослідження проблеми неоднозначності результатів визначення координат ДАС.....	105
4.2. Дослідження залежності похибки СВК ДАС від зміни швидкості поширення акустичного сигналу зумовленою температурою повітря.....	114
4.3. Дослідження залежності похибки СВК ДАС від зміни швидкості поширення акустичного сигналу зумовленою вологістю повітря .....	121
4.4. Корекція результатів визначення координат ДАС .....	126
4.5. Сумарна похибка СВК ДАС.....	139
4.6. Висновки до розділу 4 .....	145
<b>Висновки .....</b>	<b>147</b>
<b>Список використаної літератури .....</b>	<b>149</b>
<b>Додатки.....</b>	<b>167</b>

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

СВК – система визначення координат

ДАС – джерело акустичного сигналу

НМ – нейронна мережа

Dataset – набір даних для навчання нейронної мережі

Програмно-математичні моделі – програмні реалізації математичних моделей

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Останнім часом відбувається стрімкий розвиток систем локалізації об'єктів, які застосовуються в різних сферах життєдіяльності людини, зокрема, навігації, картографії, геодезії, телекомунікації, безпеці, обороні, робототехніці, тощо. Існує безліч технологій для визначення місця розташування об'єкта, які використовують оптичні, радіо, теплові, акустичні та інші сигнали.

Для забезпечення якісного визначення координат об'єктів системи локалізації повинні забезпечувати на достатньому рівні такі параметри як точність, надійність, швидкодію, тощо. Поява нових інформаційних та комп'ютерних технологій створює передумови для розроблення нових систем локалізації об'єктів з покращеними технічними та метрологічними характеристиками.

У цій галузі особливу увагу приділяють системам локалізації, які визначають координати із використанням акустичних сигналів. Такі системи мають ряд переваг, що пов'язані в першу чергу із здатністю акустичних хвиль проникати через різноманітні перешкоди, що робить їх застосування ефективним у різних умовах та середовищах. Крім того, акустичні сигнали є стійкішими до електромагнітних перешкод, які можуть створюватися іншими об'єктами в навколишньому середовищі. Однак у цьому напрямку досліджень ще є чимало невирішених питань, зокрема: неоднозначність результатів визначення координат; складність реалізації для визначення координат кількох об'єктів одночасно, особливо коли ці об'єкти одного типу; необхідність застосування відносно великої кількості сенсорів, що ускладнює алгоритм розрахунку координат і зменшує швидкодію; значний вплив шуму, завад та реверберації на точність визначення координат, тощо.

Враховуючи стрімкий розвиток технологій машинного навчання актуальною задачею є створення систем визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням нейронних мереж для покращення їхніх метрологічних та технічних характеристик.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Дисертаційну роботу виконано здобувачем в Національному університеті «Львівська політехніка» на кафедрі Інформаційно-вимірювальних технологій. Тема роботи відповідає науковому напрямку кафедри – теоретичні та прикладні основи метрології і вимірювань в ІТ (інформаційно-вимірювальних, кібер-фізичних, робототехнічних та інших системах).

**Мета і завдання дослідження.** Метою дисертації є розроблення та дослідження способу визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та нейронної мережі в складі обчислювального компонента.

Для досягнення мети даної роботи потрібно виконати наступні завдання:

- дослідити та проаналізувати характеристики сучасних методів і засобів визначення координат джерела акустичного сигналу, порівняти їх переваги та недоліки;
- синтезувати структурну схему системи, яка використовує штучну нейронну мережу в складі обчислювального компонента для визначення координат джерела акустичного сигналу;
- синтезувати програмно-математичні моделі розташування сенсорів та джерел акустичного сигналу, які дозволяють сформувати набір даних для навчання нейронної мережі;
  - розробити алгоритм процесу навчання та перевірки нейронної мережі;
  - дослідити похибки визначення координат джерела акустичного сигналу;
  - оптимізувати параметри системи та нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки;
- дослідити залежності середнього значення абсолютної похибки від параметрів системи;
- дослідити залежність похибки системи визначення координат джерела акустичного сигналу від зміни швидкості поширення акустичного сигналу, похибки вимірювання температури та вологості;

- оцінити сумарну відносну похибку визначення відстані та кута до джерела акустичного сигналу.

**Об'єктом дослідження** є процес визначення координат об'єкту за акустичним сигналом.

**Предметом дослідження** є методи та засоби визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням нейронних мереж.

**Методи дослідження.** Для виконання сформульованих завдань застосовано методи: критичного та порівняльного аналізу, машинного навчання, імітаційного моделювання, Монте-Карло, а також теорії похибок і непевностей та статистичного аналізу випадкових процесів. Методом критичного та порівняльного аналізу досліджено сучасні методи та системи визначення координат джерела акустичного сигналу з метою виявлення їх переваг, недоліків та особливостей застосування. Теоретичний аналіз, проведений в роботі, ґрунтується на фундаментальних положеннях фізики в галузі акустики. Методи машинного навчання використано для розроблення, навчання, перевірки та оптимізації нейронних мереж. Метод Монте-Карло, теорію статистичного аналізу випадкових процесів, теорію похибок та непевностей застосовано для оцінювання результату визначення координат джерела акустичного сигналу, а імітаційне моделювання та пакет прикладних програм MATLAB - для дослідження розроблених моделей та алгоритмів.

### **Наукова новизна отриманих результатів**

1. Вперше розроблено програмно-математичну модель системи визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та технологій машинного навчання, що дає змогу сформувати набір даних для навчання та перевірки нейронної мережі, а також оптимізувати параметри системи за критерієм мінімуму похибки.

2. Вперше отримано залежності похибки визначення координат джерела акустичного сигналу від досліджуваних параметрів системи та нейронної мережі,

які дають змогу розрахувати похибку визначення координат за необхідних параметрів системи та нейронної мережі.

3. Розроблено математичну модель корекції результатів вимірювання, застосування якої дає змогу зменшити додаткову похибку визначення координат джерела акустичного сигналу, що зумовлена зміною температури та вологості, на два порядки.

4. Отримав подальший розвиток різницево-часовий метод, який за рахунок використання нейронних мереж дозволяє покращити метрологічні характеристики реалізованих на його основі систем визначення координат джерела акустичного сигналу.

### **Практичне значення одержаних результатів**

- Розроблені програмні модулі та алгоритми формування даних для навчання та перевірки нейронної мережі дають змогу оптимізувати параметри нейронної мережі залежно від конфігурації системи.

- Із використанням математичної моделі поширення акустичного сигналу в повітрі розроблено програмний модуль для дослідження залежності похибки визначення координат джерела акустичного сигналу від зміни температури та вологості навколишнього середовища.

- Розроблений алгоритм корекції результатів визначення координат джерела акустичного сигналу дає змогу зменшити додаткові похибки від зміни температури та вологості.

- Отримано залежності сумарної похибки визначення відстані та кута від місця розташування джерела акустичного сигналу у досліджуваному периметрі.

**Особистий внесок здобувача.** Основний зміст роботи, всі теоретичні та практичні результати, висновки і дослідження, що представлено до захисту, отримано автором самостійно. Робота містить прикладні положення та висновки, сформульовані здобувачем особисто. Ідеї, висновки, гіпотези чи досягнення інших авторів, використовуються лише для підкріплення результатів та ідей здобувача та мають відповідні посилання. Постановку завдань, обговорення

результатів та підготовку публікацій до друку здійснено під керівництвом д.т.н., проф. Микитина І.П.

**Апробація результатів дисертації.** Результати дисертаційного дослідження апробовано на міжнародних наукових та науково-практичних конференціях:

- The XII International Scientific and Practical Conference: Advances in Technology and Science (16-19 березня 2021 року, Берлін, Німеччина);
- The 11<sup>th</sup> IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (22-25 вересня 2021 року, Краків, Польща);
- IX Міжнародна науково-технічна конференція «Захист інформації і безпека інформаційних систем» (25-26 травня 2023 року, Львів, Україна);
- IV Міжнародно-практична конференція «The world of modern technologies and inventions» (10-13 жовтня 2023 року, Відень, Австрія);
- VI Міжнародно-практична конференція «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи» (16-17 листопада 2023 року, Львів, Україна);
- 7th International scientific and practical conference: Current challenges of science and education (11-13 березня 2024 року, Берлін, Німеччина).

Також результати доповідалися на семінарах кафедри інформаційно-вимірювальних технологій Національного університету «Львівська політехніка».

**Публікації.** Основні положення дисертації опубліковано у 11 наукових працях, з яких: 5 статей у наукових фахових виданнях України та 6 наукових публікацій у збірниках матеріалів та тез конференцій, з яких 1 включена до наукометричних баз даних Web of Science, Scopus.

**Структура й обсяг дисертації.** Робота складається із анотації, змісту, вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел із 146 найменувань та 6 додатків. Загальний обсяг дисертації складає 194 сторінки, з них 134 сторінки основного тексту, що містять 16 таблиць, 70 рисунків та 61 формулу. За структурою, мовою та стилем викладення дисертація відповідає

вимогам МОН України. Робота написана грамотною українською мовою з використанням сучасної наукової термінології, а стиль викладення матеріалу є послідовним та логічним.



## РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ РОЗТАШУВАННЯ ФІЗИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

У першому розділі проведено аналітичний огляд існуючих методів визначення координат розташування фізичних об'єктів. В даному розділі розглянуто як активні методи:

- часовий [1, 2];
- фазовий [3, 4];
- частотний [5, 6];
- доплерівський [7, 8],

так і пасивні методи:

- фазовий [9, 10] (між сигналами двох сенсорів);
- амплітудний [11, 12];
- різницево-часовий [13, 14].

Проаналізовано переваги і недоліки розглянутих методів, а також розглянуто перспективи створення системи визначення координат (СВК) джерела акустичного сигналу (ДАС) із використанням нейронної мережі (НМ).

### 1.1. Активні методи визначення координат розташування об'єкту

Системи, побудовані на основі активних методів, генерують сигнал певної форми та частоти, посиляють його у простір, а відбитий сигнал від об'єктів реєструється системою і за параметрами сигналу визначається відстань до об'єкту. Як вимірювані параметри найчастіше використовуються час проходження, частота та зсув фази сигналу.

**Часовий метод.** Часовий метод визначення відстані в іноземній літературі відомий під назвою Time-of-flight (ToF) або Time-of-Arrival (ToA). В українській літературі його часто називають часовим або імпульсним (застосовується

генератор імпульсних електро-магнітних, акустичних або радіо коливань). Суть часового методу полягає в тому, що у середовище в початковий момент часу випромінюється імпульсний сигнал, а далі очікується надходження відбитого сигналу від об'єкту вимірювання [15, 2]. Відстань  $R$  до об'єкту визначається за формулою [1]:

$$R = V_s \frac{t}{2}, \quad (1.1)$$

де  $V_s$  - швидкість поширення сигналу,  $t$  – час проходження сигналу від системи до об'єкту і назад.

На рисунку 1.1 представлена структурна схема системи [16, 17], яка використовує часовий метод для визначення відстані до об'єкту.

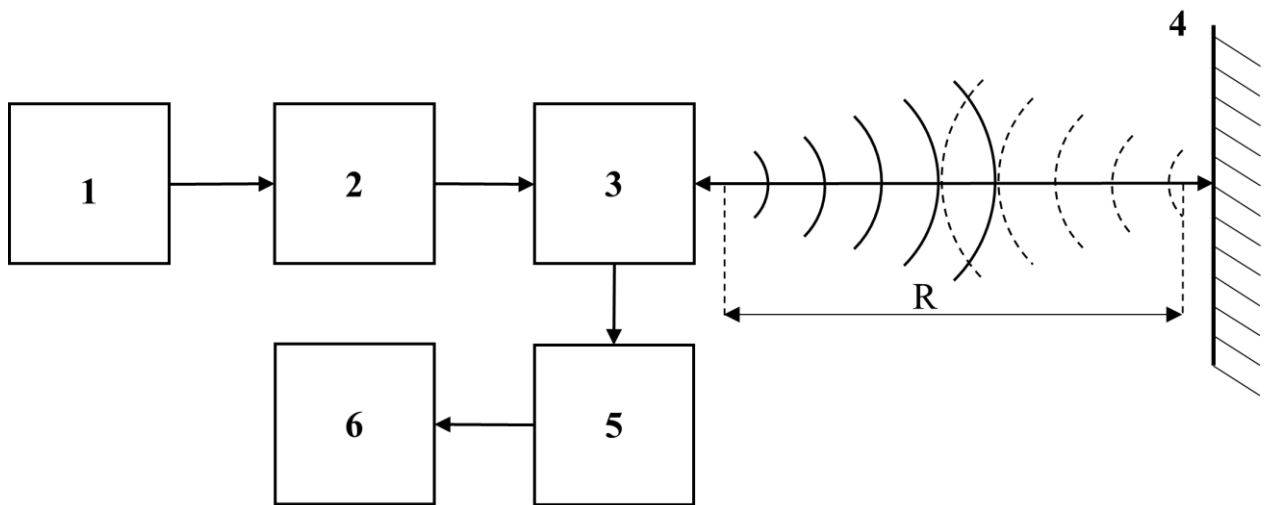


Рис. 1.1. Структурна схема системи на основі часового методу

Генератор 1 генерує імпульсний сигнал певної тривалості. Сформований імпульс підсилюється в підсилювачі 2 для забезпечення достатнього рівня сигналу для випромінювання. Підсилений сигнал передається на електроакустичний перетворювач 3, який перетворює електричний сигнал в акустичний і випромінює його в напрямку об'єкту 4. Зазвичай сигнал випромінюється в

ультразвуковому діапазоні. Ультразвуковий імпульс в такому випадку генерується за допомогою п'єзоелектричного перетворювача [18]. Відбитий акустичний сигнал надходить назад до електроакустичного перетворювача 3, який перетворює акустичний сигнал у електричний. Перетворювач 3 може бути одночасно і генератором і приймачем. Далі сигнал передається на блок опрацювання 5, який містить певні фільтри для виділення вимірюваного сигналу від інших, детектор для виділення імпульсу та компаратор для визначення моменту прийому імпульсу. В блоці 6 відбувається визначення часу проходження сигналу від системи до об'єкту і назад (рис. 1.2) [1]. Час  $t$  використовується для розрахунку відстані  $R$  до об'єкта за формулою (1.1).

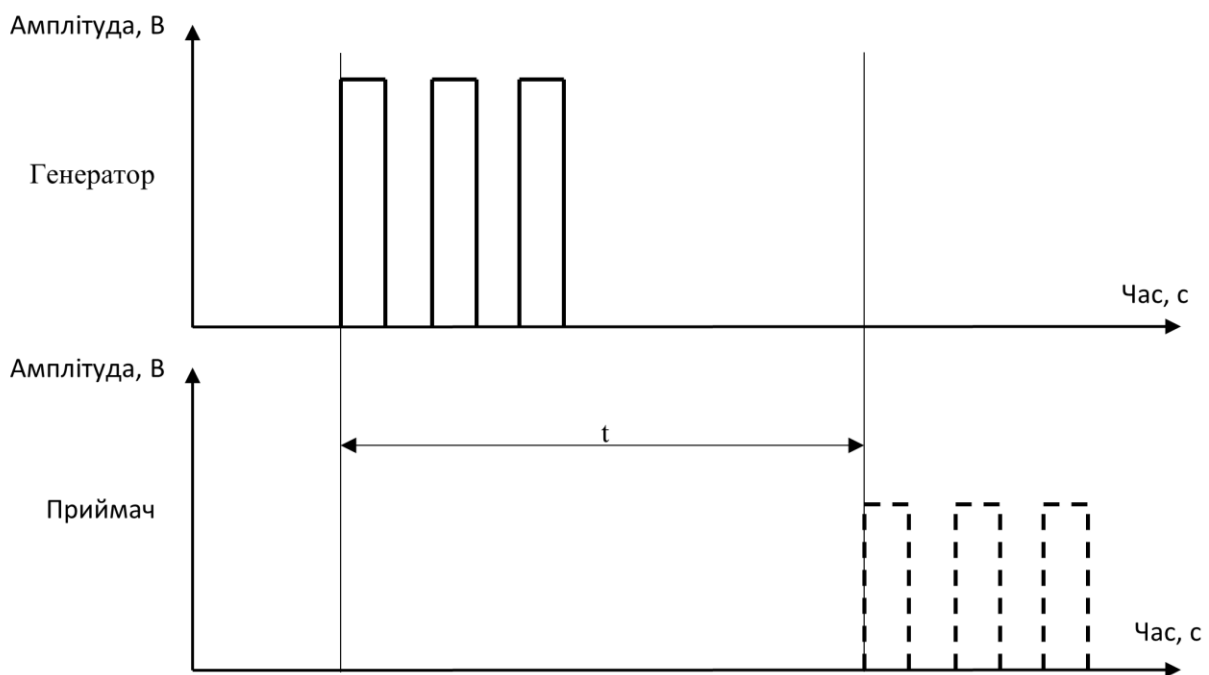


Рис. 1.2. Схема згенерованої і отриманої серії імпульсів

Згідно [19] часовий метод має ряд обмежень, які в основному пов'язані із зменшенням рівня сигналу від зміни умов навколишнього середовища, розкиду вихідної потужності передавачів, чутливості приймачів, тощо. Автор зазначає, що основною перевагою цього методу є його низька ціна, оскільки більшість сенсорів здатна з достатньою точністю виміряти амплітуду отриманого сигналу і

час його реєстрації. В [20] вказано, що похибка методу напряму залежить від похибки визначення часу реєстрації сигналу, що є значним недоліком за умови вимірювання малих відстаней. Перевагою такого методу є забезпечення великої потужності випромінюваного сигналу, що дозволяє вимірювати достатньо великі відстані [17]. Крім того, для системи де генератор та приймач є різними блоками [21, 22] необхідно їх синхронізувати в часі для забезпечення низької похибки вимірювання. Система побудована на основі цього методу дозволяє проводити спостереження та визначення відстані до кількох об'єктів одночасно [17]. Однак згідно [2] під час застосування однакових імпульсних сигналів для декількох напрямків (вимірювання декількох відстаней одночасно) можливим є хибне визначення відстані за рахунок перехресних перешкод від інших систем. Для вирішення цієї проблеми кожна з систем генерує свій імпульсний сигнал певної форми (для кожної системи сигнал є індивідуальний) та визначає час надходження сигналу шляхом порівняння випроміненого і прийнятого імпульсів кореляційним методом. В [23] автор вказує, що однією з переваг використання часу як вимірюваного параметру є те, що при проходженні сигналу через перешкоди вплив на час проходження є меншим в порівнянні з впливом на інші параметри сигналу, наприклад амплітуду або фазу.

**Фазовий метод.** Суть методу полягає у вимірюванні різниці фаз безперервних акустичних сигналів. В середовище випромінюється акустичний сигнал у вигляді синусоїдальних коливань певної частоти. Після цього очікується надходження відбитого акустичного сигналу. Відстань до об'єкту визначається за різницею фаз випроміненого і прийнятого сигналу  $\Delta\varphi$ , яка розраховується за формулою [4]:

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi fR}{V_s}, \quad (1.2)$$

де  $R$  – відстань до об'єкту,  $f$  – частота сигналу,  $V_s$  – швидкість акустичного сигналу.

Враховуючи (1.2), відстань  $R$  рівна:

$$R = \frac{\Delta\varphi \cdot V_s}{4\pi f} . \quad (1.3)$$

На рисунку 1.3 представлена структурна схема системи [24, 17], яка використовує фазовий метод для визначення відстані до об'єкту.

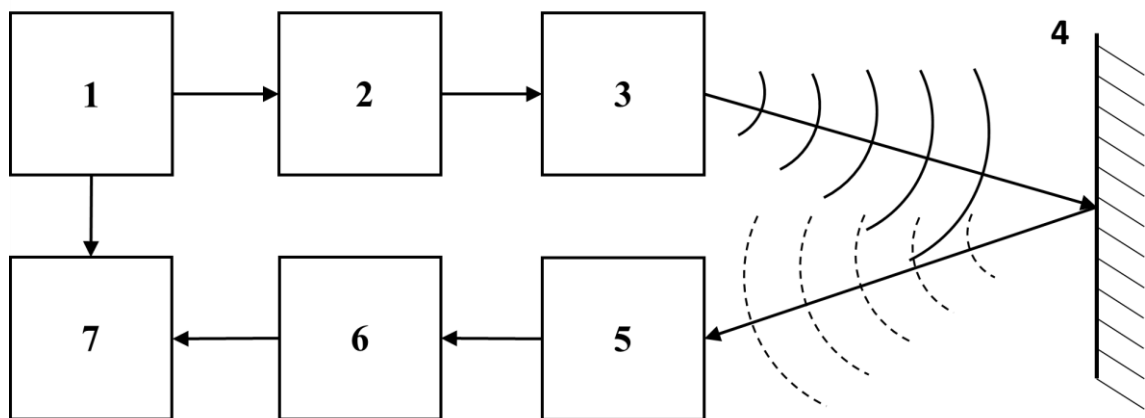


Рис. 1.3. Структурна схема системи на основі фазового методу

Генератор 1 генерує сигнал синусоїдальної форми певної частоти, який надходить на підсилювач 2. Далі електроакустичний перетворювач 3 надсилає сигнал в напрямку до об'єкту 4. Відбитий сигнал надходить на приймач 5 і перетворюється з акустичного в електричний. Далі сигнал підсилюється та фільтрується блоком 6 та подається на блок 7, де відбувається визначення різниці фаз  $\Delta\varphi$  між сигналом генератора 1 і прийнятим сигналом. Виміряна різниця фаз (рис. 1.4) використовується для визначення відстані за (1.3).

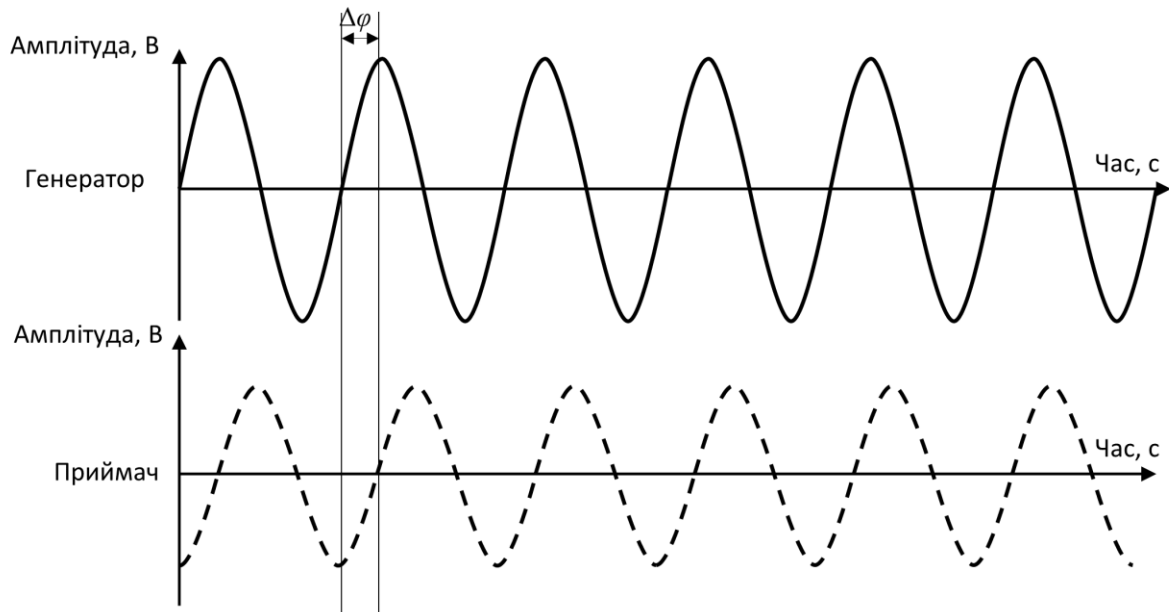


Рис. 1.4. Зсув фаз між випроміненим і прийнятим сигналами

В [3] автор вказує, що через свою циклічну природу фазовий метод має неоднозначність, що пов'язана із відсутністю інформації про кількість повних періодів сигналу. Тому як вказано в [17] фазовий метод зазвичай використовується для вимірювання відстаней не більших ніж половина довжини хвилі ( $R < \lambda / 2$ ), що надає змогу вимірювати лише малі відстані. Для усунення цієї неоднозначності [20, 25], вимірювання різниці фаз здійснюють на кількох частотах. В [20] зазначається, що похибку вимірювання відстані можна зменшити за рахунок підвищення частоти сигналу. Проте це призведе до зменшення діапазону вимірювання відстані.

Згідно [4] вимірювання фази сигналу є одним з найточніших вимірювань. Ще однією перевагою методу є можливість використання низьких частот під час вимірювання, що зменшує чутливість до зовнішніх факторів. Однак у зв'язку з вимірюванням малих відстаней виникає додаткова похибка [3] пов'язана з тим, що перетворювач 3 та приймач 5 (рис. 1.3) не можуть бути одним блоком, а обов'язково є окремими елементами системи, що розташовані на деякій відстані. В системах, що працюють з декількома сигналами різної частоти, якщо сенсор розміщений занадто близько до об'єкту вимірювання, то на приймач надходить

одразу кілька відбитих хвиль [25], що призводить до нелінійного спотворення прийнятого сигналу та збільшення похибки вимірювання відстані. Згідно [17] практично неможливо із використанням даного методу вимірювати відстані до кількох об'єктів одночасно.

**Частотний метод.** Суть методу полягає у визначенні різниці між частотами випроміненого та прийнятого акустичних сигналів  $\Delta f$ . При чому сигнали мають синусоїдальну форму з частотою, яка лінійно змінюється в певному діапазоні частот від мінімального до максимального значення. За різницею частот  $\Delta f$  розраховується відстань до об'єкту за формулою [26]:

$$R = \frac{\Delta f \cdot T \cdot V_s}{2f_\delta}, \quad (1.4)$$

де  $R$  – відстань до об'єкту,  $T$  – період, за який сигнал змінює частоту від мінімального до максимального значення,  $f_\delta$  – смуга пропускання (різниця між максимальною та мінімальною частотами сигналу).

На рисунку 1.5 представлена структурна схема системи [27, 17] для вимірювання відстані побудована на основі частотного методу.

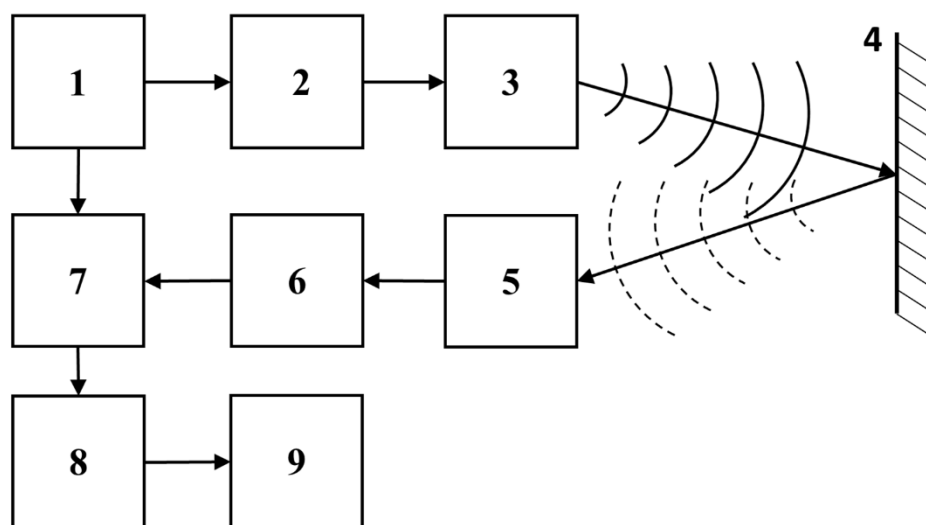


Рис. 1.5. Структурна схема системи на основі частотного методу

Генератор 1 генерує синусоїдальний сигнал із змінною частотою (рис. 1.6), який в іноземній літературі має назву «chirp» [5, 6]. Згенерований сигнал передається на підсилювач 2, перетворюється за допомогою електроакустичного перетворювача 3 в акустичний і випромінюється в напрямку до об'єкту 4. Відбитий сигнал надходить на приймач 5 і передається на блок 6 де відбувається його підсилення і фільтрація. Після цього прийнятий і згенерований сигнали передаються на перемножувач 7. Результуючий сигнал надходить на фільтр нижніх частот 8, а потім на блок 9, в якому за допомогою швидкого перетворення Фур'є визначається  $\Delta f$ . За відомого значення  $\Delta f$  розраховується відстань до об'єкту із використанням (1.4).

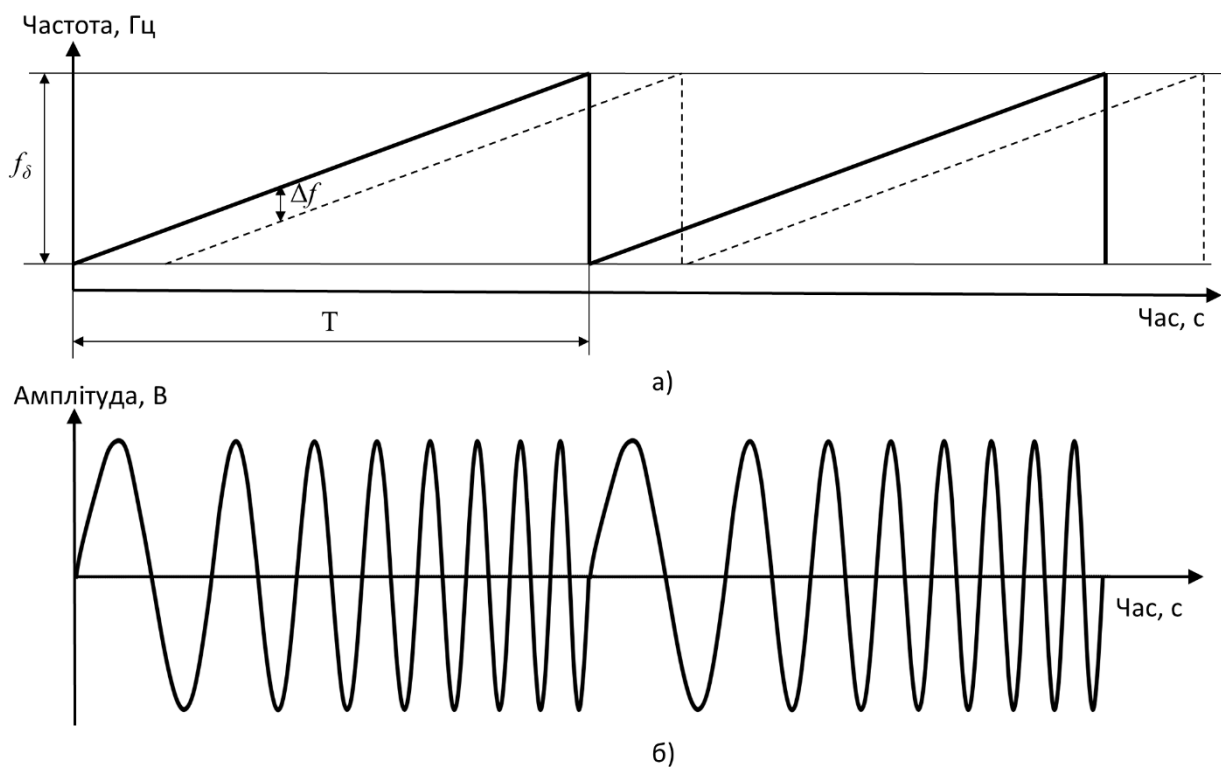


Рис. 1.6. Формування сигналу: а) зміна частоти в часі, б) форма сигналу «chirp»

Перевагами систем, які працюють на основі частотного методу згідно [27, 28, 29] є їх низька пікова потужність, простота цифрового опрацювання сигналу (оскільки воно здійснюється в низькочастотному діапазоні) та технічної



реалізації, а також низька вартість. Використання методу також забезпечує високу роздільну здатність та точність вимірювання [30, 31] та можливість проводити вимірювання для достатньо широкого діапазону відстаней [17].

Максимальна відстань вимірювання залежить від максимального значення  $\Delta f$ , яке не повинне перевищувати значення  $f_\delta/2$  [20, 17]. Роздільна здатність залежить від смуги пропускання  $f_\delta$  та збільшується із збільшенням  $f_\delta$  [5]. В [27, 17] зазначається, що можливим є одночасне визначення відстані до кількох об'єктів, проте це призводить до суттєвого ускладнення вимірювальної системи. Частотний метод має підвищену завадостійкість до шумів в порівнянні з іншими методами [32].

Однак однією з ключових проблем частотного методу [33] є те, що роздільна здатність та точність визначення відстані погіршується, коли частота згенерованого сигналу змінюється нелінійно. Нелінійність зміни частоти може бути пов'язана з шумом від генераторів, якістю самих генераторів, перемиканнями в цифрових схемах і т.д. Вплив цієї нелінійності збільшується із збільшенням вимірюваної відстані.

Під час застосування методу необхідно забезпечити надійну акустичну ізоляцію між випромінюваним і прийнятим сигналами [17]. Також слід враховувати можливість хибного визначення  $\Delta f$  у випадку вимірювання відстані, яка є більшою за діапазон вимірювання. Тобто різниця  $\Delta f$ , в такому випадку, буде розрахована, наприклад, між значеннями частоти випроміненого сигналу у другому періоді  $T$  і прийнятого сигналу, який відповідає першому періоду.

**Доплерівський метод** дозволяє виявляти рухомі об'єкти та вимірювати їх швидкість та напрямок руху. Даний метод базується на ефекті Доплера, який описує зміну частоти відбитого від рухомого об'єкту акустичного сигналу відносно випроміненого сигналу [7, 8]. Доплерівська частота  $f_d$  визначається за формулою [34]:

$$f_{\delta} = f \frac{2V}{V_s} \cos \beta, \quad (1.5)$$

де  $f$  – частота випроміненого акустичного сигналу,  $\beta$  – кут між напрямком руху об'єкта та напрямком поширення акустичного сигналу,  $V$  – швидкість руху об'єкту.

Враховуючи (1.5) швидкість руху об'єкта описується формулою:

$$V = \frac{f_{\delta} V_s}{2f \cos \beta}. \quad (1.6)$$

Згідно (1.5) доплерівська частота зростає під час наближення об'єкту і, навпаки, зменшується під час віддалення (рис. 1.7) [35]. Якщо об'єкт рухається паралельно напрямку поширення сигналу, то кут рівний нулю, а доплерівська частота максимальна. У випадку, коли об'єкт рухається перпендикулярно напрямку поширення акустичного сигналу, то кут рівний  $90^{\circ}$ , а доплерівська частота відсутня.

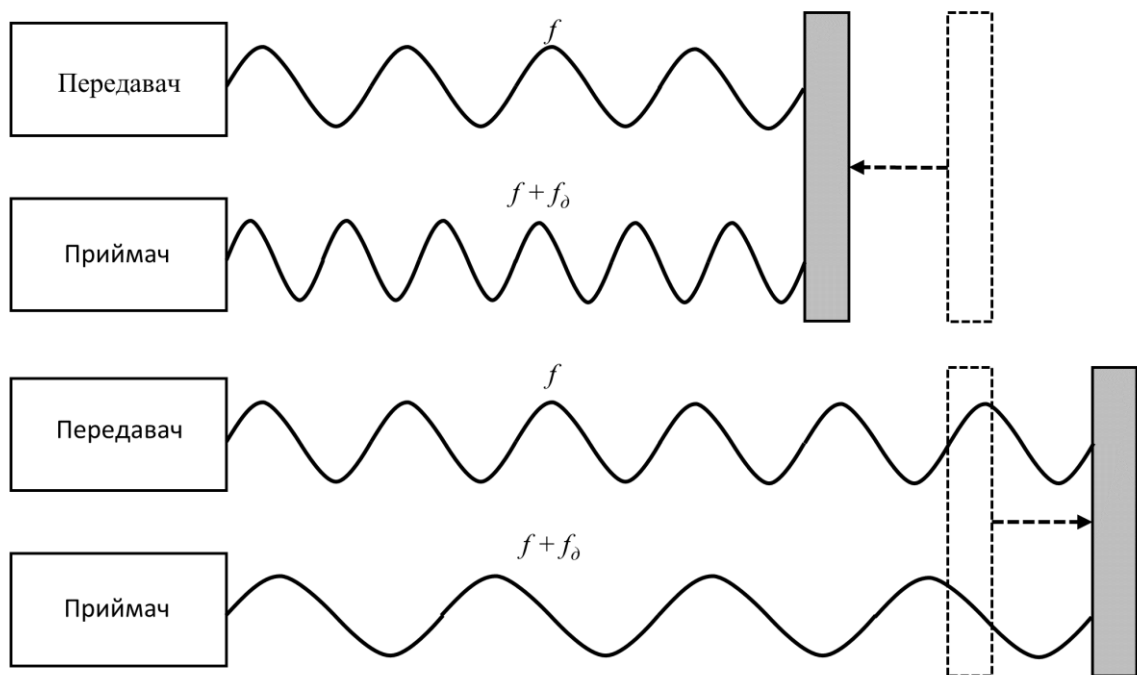


Рис. 1.7. Зміна частоти акустичного сигналу внаслідок руху об'єкта

На рисунку 1.8 представлено структурну схему системи, яка використовує ефект Доплера для визначення швидкості і напрямку руху об'єкта.

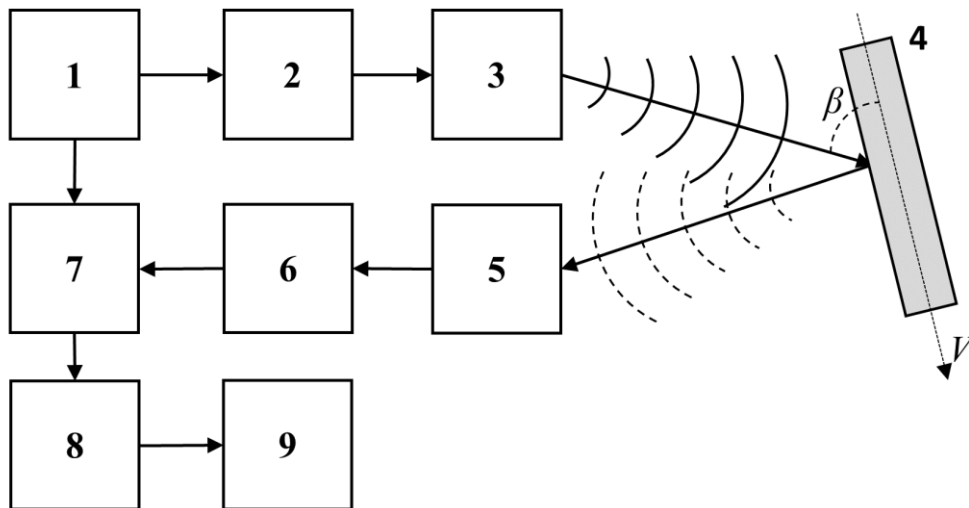


Рис. 1.8. Структурна схема системи на основі доплерівського методу

Блоки 1-8 в такій системі функціонують аналогічно до системи, яка використовує частотний метод (рис. 1.5) за виключенням блоку 9 де відбувається розрахунок швидкості руху за (1.6) із використанням виміряного значення доплерівської частоти. Знак цієї швидкості відповідатиме за напрямком його руху.

Як зазначається в [17] одним з недоліків системи побудованої на основі ефекту Доплера є неможливість виявлення нерухомих об'єктів або тих, що рухаються в однаковому напрямку і з однаковою швидкістю, що й вимірювальна система. Неможливо також і визначити швидкість об'єктів, які рухаються перпендикулярно до випромінювачів акустичного сигналу. Враховуючи, що косинус  $90^\circ$  рівний нулю, то згідно (1.5) частота Доплера також рівна нулю. На похибку вимірювання швидкості впливає характер руху об'єкта (зміна швидкості, напрямку і т.д.). Окрім цього виникає додаткова похибка пов'язана із похибкою визначення кута, оскільки систему необхідно виставити під певним

кутом до руху об'єкту. Щодо самого значення кута, то автори в [36, 37] зазначають, що рекомендоване значення кута не має перевищувати  $60^\circ$ , оскільки невеликі зміни кута на такому рівні або нижче призводять до мінімальних змін у розрахованій швидкості. Забезпечення якомога меншого кута  $\beta$  дозволяє мінімізувати похибку.

Згідно [17] частота випроміненого акустичного сигналу визначає дальність вимірювання і роздільну здатність системи. Широкопasmові акустичні сигнали можуть забезпечити кращу роздільну здатність системи, що використовує ефект Доплера. Однак автори в [38, 37] вказують, що згідно теореми Найквіста частота дискретизації відбитого сигналу має бути як мінімум вдвічі більшою за максимальну частоту прийнятого сигналу, щоб уникнути аліасингу.

Потрібно зазначити, що даний метод не дозволяє визначити координати об'єкту дослідження (або відстань та кут до нього).

## **1.2. Пасивні методи визначення координат джерела акустичного сигналу**

Пасивні методи - це методи, які визначають місце знаходження джерела акустичного сигналу, сприймаючи його акустичний або радіо сигнал, не випромінюючи жодних сигналів при цьому [39]. Тобто вони використовують інформацію, яку можна отримати з характеристик акустичних сигналів, таких як звуки, ехо, шум, тощо. Вони мають певну перевагу у випадках, коли активне випромінювання сигналу є небажаним або неможливим. Як вимірювальні параметри найчастіше використовуються різниця фаз, амплітуда або різниця часу.

**Фазовий метод** полягає у вимірюванні фазового зсуву  $\Delta\varphi$  між сигналами на двох сенсорах [9, 10]. Оскільки сенсори знаходяться на певній відстані  $d$  один від одного (акустична база), то акустичний сигнал приходить на них з різною фазою (рис. 1.9).

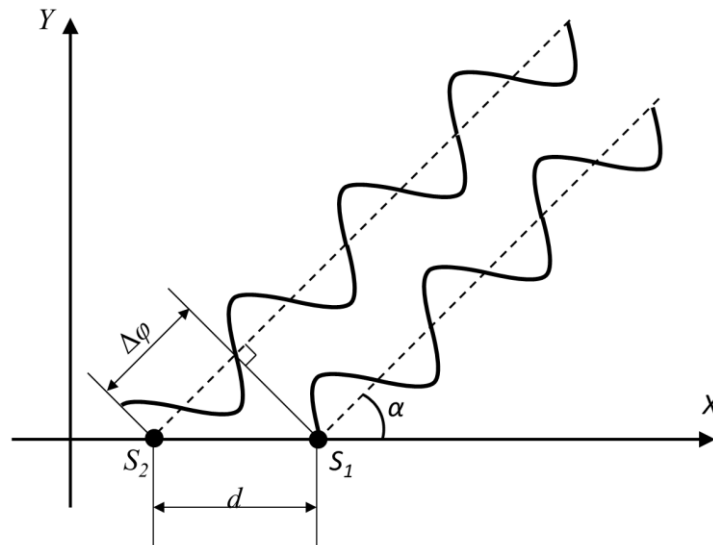


Рис. 1.9. Фазовий зсув між сигналами на двох сенсорах

У випадку, якщо джерело знаходиться на перпендикулярі до акустичної бази, то фаза двох сигналів буде однаковою. Фазовий зсув  $\Delta\varphi$  розраховується за формулою [39, 40, 41]:

$$\Delta\varphi = 2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \alpha, \quad (1.7)$$

де  $\alpha$  – кут між вектором на об'єкт вимірювання та перпендикуляром до акустичної бази,  $\lambda$  – довжина хвилі акустичного сигналу,.

Використавши (1.7) можна визначити кут  $\alpha$  як:

$$\alpha = \arcsin \frac{\Delta\varphi\lambda}{2\pi d}. \quad (1.8)$$

На рисунку 1.10 представлено структурну схему системи, що використовує фазовий метод для визначення кута до джерела акустичного сигналу [42].

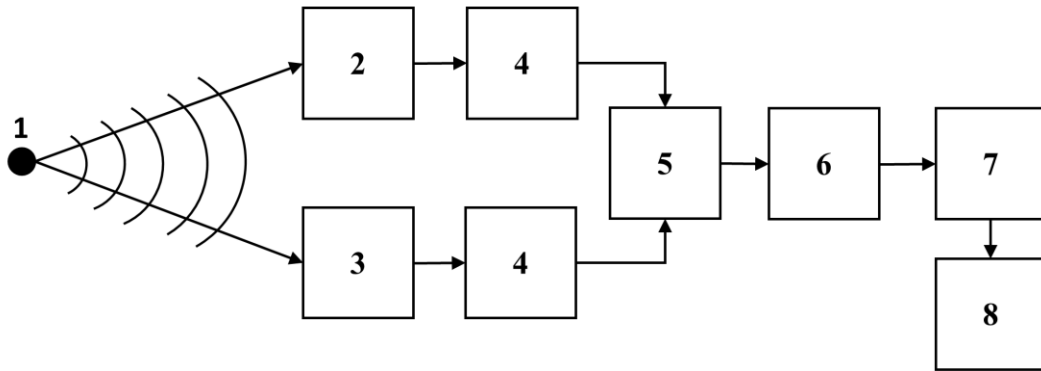


Рис. 1.10. Структурна схема на основі фазового методу

Акустичний сигнал, що надходить від джерела 1, реєструється сенсорами 2 та 3. На виході кожного з сенсорів отримуються електричні сигнали, які підсилюються в блоках 4 і передаються на фазовий детектор 5. Фазовий детектор виробляє серію вихідних імпульсів, ширина яких пропорційна фазовому зсуву між сигналами на двох сенсорах. Після цього імпульси проходять через фільтр нижніх частот 6, на виході якого отримуємо постійну напругу, що пропорційна до фазового зсуву. Далі сигнал подається на аналогово-цифровий перетворювач 7, а в блоці 8 розраховується кут  $\alpha$  між нормаллю акустичної бази і джерелом акустичного сигналу за (1.8).

Згідно [43] точність визначення кута за цим методом залежить від розміру акустичної бази, а також вимагає великої кількості сенсорів системи для зменшення похибки вимірювання кута. Автори в [44, 45] вказують, що для зменшення похибки визначення кута, сенсори повинні бути розташовані достатньо далеко один від одного. Однак, при наявності декількох джерел, збільшення відстані між сенсорами зменшує ймовірність того, що обидва сенсори зареєструють один і той самий сигнал від одного джерела. Окрім цього згідно [45, 17], якщо акустична база є занадто великою, то різниця фаз може перевищувати інтервал від  $-\pi$  до  $\pi$ . В такому випадку виникає хибне визначення різниці фаз, що призводить до неоднозначності визначення кутових координат. Для коректного визначення кута довжина акустичної бази повинна бути вдвічі меншою за

довжину хвилі акустичного сигналу (в такому випадку фазовий зсув не перевищуватиме  $\pi$ ). Існують способи уникнути такої неоднозначності, які описані в [40, 44].

Автори в [9, 17] зазначають, що сенсори системи повинні бути синхронізованими за часом, а також мати однакову чутливість та частотний діапазон, що дозволяє мінімізувати похибки вимірювання. В [46] вказано, що точність визначення кута зменшується, якщо збільшується відстань від системи до джерела акустичного сигналу. Однак з іншого боку, згідно [44] виникає додаткова похибка, пов'язана зі спрощенням, що акустична хвиля є плоскою. Вплив цього спрощення на результат вимірювання зменшується із збільшенням відстані до джерела акустичного сигналу. Однак у випадку вимірювання малих відстаней можливим є суттєве зростання похибки вимірювання.

**Амплітудний метод** (в іноземній літературі – **beamforming**) використовує здатність акустичної антени фокусуватися на сигналах, що надходять з певного місця або напрямку в просторі [47]. Визначення напрямку до джерела акустичного сигналу визначається за максимальною амплітудою прийнятого сигналу, мінімальною амплітудою або методом порівняння амплітуд [17]. Однак метод визначення кута за мінімумом прийнятого сигналу не дозволяє зробити точний відлік кута, оскільки сигнальна функція не досягає нуля у зв'язку з наявністю шумових перешкод. Тому такий метод майже не застосовується.

У випадку застосування методу вимірювання за максимальною амплітудою напрямком, в якому розташоване джерело акустичного сигналу відповідає куту повороту антени для якого амплітуда прийнятого сигналу має максимальне значення [17]. Для визначення напрямку на ДАС застосовується акустична антена [48] із вузькою діаграмою спрямованості (рис. 1.11), яка з певною швидкістю обертається в площині пеленгування.

Однак згідно [17, 48] такий метод має відносно низьку чутливість в околі максимального значення амплітуди сигнальної функції, що призводить до

зростання похибки визначення кутової координати. Також, відхилення джерела акустичного сигналу в будь-яку сторону від осі діаграми спрямованості призводить до однакових змін величини амплітуди прийнятих сигналів, що робить невизначеним знак відхилення кута.

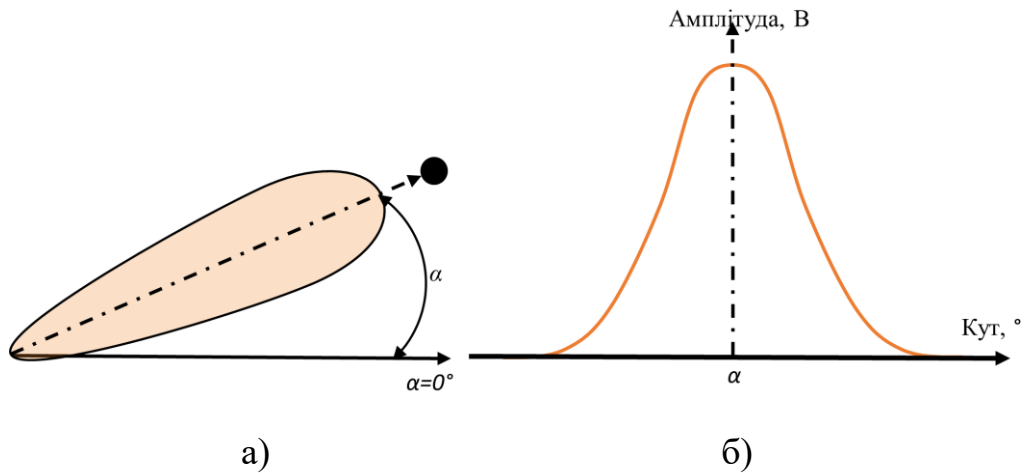


Рис. 1.11. Однопелюсткова антена: а) діаграма спрямованості, б) сигнальна функція

На практиці частіше застосовують антени, діаграма спрямованості яких складається з двох пелюсток, що частково перекриваються і створюють впадину (рис. 1.12), а визначення напрямку на об'єкт здійснюється шляхом порівняння амплітуд [49, 17, 50].

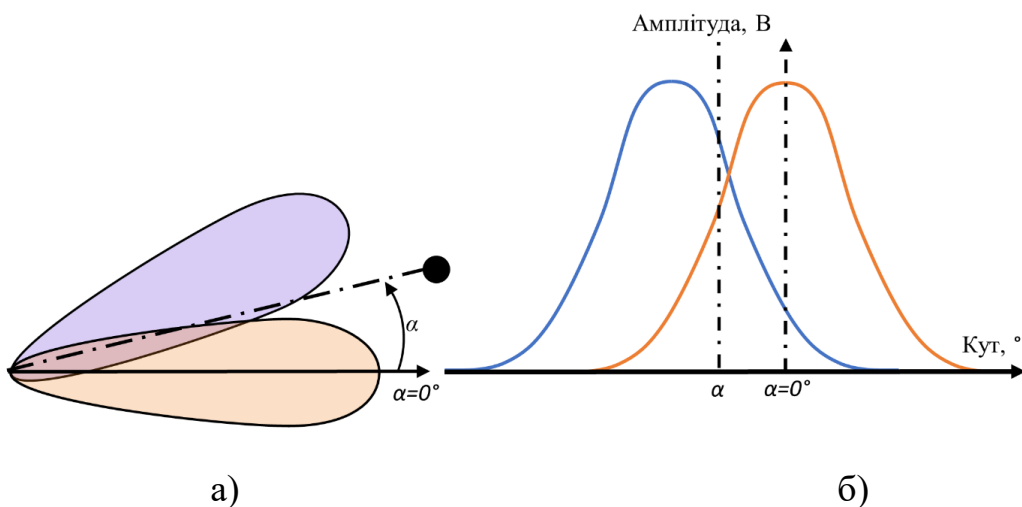


Рис. 1.12. Двопелюсткова антена: а) діаграма спрямованості, б) сигнальна функція



На рисунку 1.13. представлено один із варіантів структурної схеми системи, що використовує амплітудний метод [49, 51, 52].

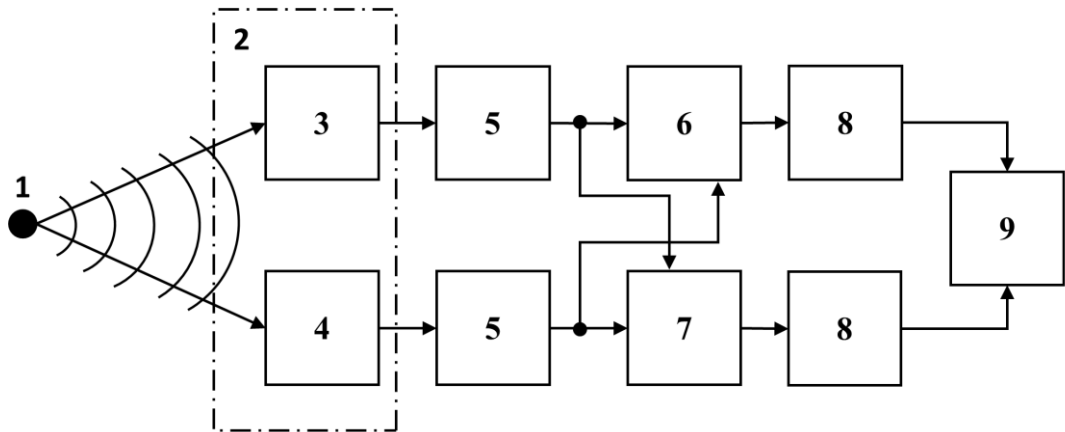


Рис. 1.13. Структурна схема системи із використанням амплітудного методу

Акустичний сигнал від джерела 1 надходить на акустичну антену 2. На виході її приймачів 3 і 4, які рознесені в просторі на певну відстань, формуються два сигнали, що проходять через підсилювачі 5, а далі подаються на пристрої суми 6 і різниці 7. Після цього сигнали з каналів суми і різниці передаються на аналогово-цифрові перетворювачі 8, а за дискретними сигналами у блоці 9 визначається кутова координата як відношення різницевого сигналу до сумарного [52].

Згідно [17, 53] амплітудні методи широко застосовуються для визначення напрямку до джерела акустичного сигналу і є відносно простими у реалізації. Основною перевагою однопелюсткового амплітудного методу є те, що напрямок на джерело визначається максимальним значенням сигналу, що в свою чергу призводить до максимального відношення сигнал/завада. Така перевага є важливою у випадку визначення координат об'єктів, які знаходяться на великих відстанях і важливо відділити вимірюваний сигнал від різного роду шумів і завад.

Як зазначають автори в [11, 54] роздільна здатність і точність системи, залежить від ширини діаграми спрямованості акустичної антени. Для забезпечення необхідної максимальної дальності, кутової роздільної здатності та

точності необхідно коректно спроектувати акустичну антену [55, 54]. Її характеристики залежать від кількості мікрофонів, щільності і форми їх розташування. Для збільшення роздільної здатності потрібно збільшувати кількість елементів акустичної антени. На ширину діаграми спрямованості впливає і кут між пелюстками антени [11]. Ширина діаграми спрямованості визначає швидкість зміни відношення амплітуд. За широкої діаграми спрямованості зменшується чутливість системи. При використанні сенсора SoundCompass [48], ширина діаграми спрямованості стає вужчою із збільшенням частоти джерела акустичного сигналу. Тобто при вимірюванні акустичних сигналів із відносно високими частотами зменшується похибка визначення кутової координати. Потрібно зазначити, що збільшення кількості мікрофонів акустичної антени збільшує співвідношення сигнал/завада. Однак більша кількість мікрофонів збільшує також і енергоспоживання системи.

Згідно [12] виникають певні труднощі виявлення рухомих об'єктів, тому необхідно здійснювати подальше опрацювання сигналів із використанням додаткових алгоритмів. Реальні акустичні антени окрім основної пелюстки мають кілька бічних пелюсток, які можуть призвести до неоднозначності при одночасному вимірюванні кутових координат декількох джерел.

В [56, 57] автори вказують, що існує багато способів розміщення мікрофонів і формування діаграми спрямованості, однак найпопулярнішим методом формування променя є SRP [58]. Для покращення кутової роздільної здатності додатково застосовується фазове перетворення. Такий метод отримав назву SRP-RHAT [47]. Однак введення фазового перетворення може підсилити рівень завад і призвести до появ додаткових пелюсток в діаграмі спрямованості, що негативно впливає на похибку визначення кутової координати.

**Різницево-часовий метод** (в іноземній літературі – **TDOA**) полягає у визначенні різниці часу реєстрації акустичного сигналу двома або більше сенсорами (рис. 1.14), які розташовані на певній відстані один від одного [13].

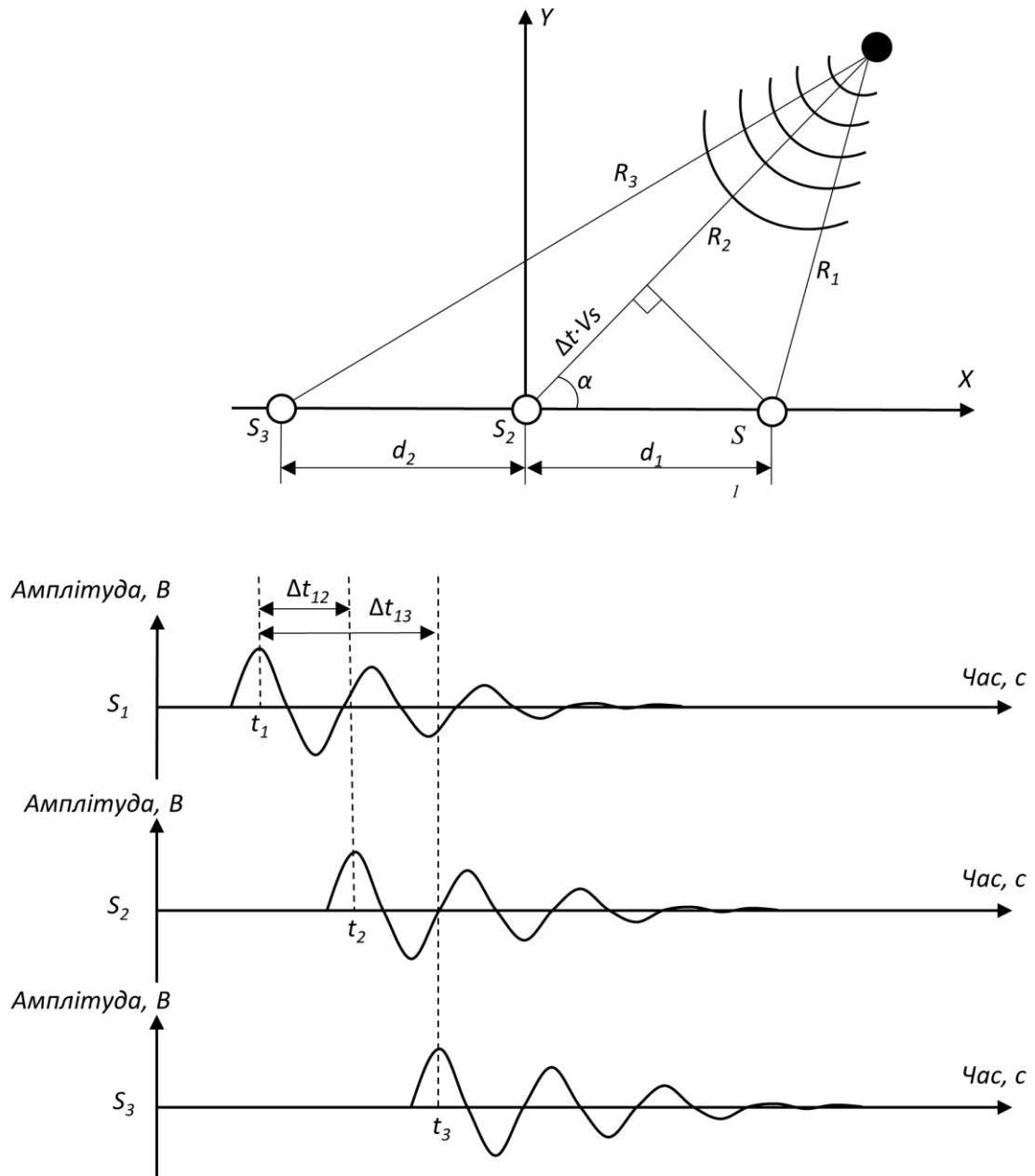


Рис. 1.14. Схематичне представлення суті різницево-часового методу

Згідно [59] при реалізації системи на основі різницево-часового методу визначення координат відбувається в два етапи. Перший полягає у реєстрації акустичного сигналу та розрахунку різниць часу між кожним з сенсорів системи. Другий – визначення координат, відстані або кута до джерела на основі отриманих різниць часів. Для визначення напрямку на джерело акустичного сигналу достатньо застосувати два сенсори. Кут до джерела  $\alpha$  можна розрахувати за формулою [14]:

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\Delta t \cdot V_s}{d}\right), \quad (1.9)$$

де  $\Delta t$  – різниця часу реєстрації акустичного сигналу між двома сенсорами,  $V_s$  – швидкість поширення акустичного сигналу,  $d$  – відстань між сенсорами.

У випадку коли за різницею часу необхідно визначити координати джерела акустичного сигналу відносно сенсорів системи, то найчастіше це роблять розв'язанням системи нелінійних рівнянь [60, 61, 62, 63, 64]:

$$\begin{cases} \sqrt{(x_1 - x_m)^2 + (y_1 - y_m)^2} - \sqrt{(x_2 - x_m)^2 + (y_2 - y_m)^2} = V_s \cdot \Delta t_{12} \\ \sqrt{(x_1 - x_m)^2 + (y_1 - y_m)^2} - \sqrt{(x_3 - x_m)^2 + (y_3 - y_m)^2} = V_s \cdot \Delta t_{13} \\ \dots \\ \sqrt{(x_1 - x_m)^2 + (y_1 - y_m)^2} - \sqrt{(x_N - x_m)^2 + (y_N - y_m)^2} = V_s \cdot \Delta t_{1N} \end{cases}, \quad (1.10)$$

де  $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$  – координати сенсорів,  $(x_m, y_m)$  – координати джерела акустичного сигналу,  $N$  – кількість сенсорів системи.

На рисунку 1.15 представлено узагальнену структурну схему системи, побудованої із застосуванням різницево-часового методу.

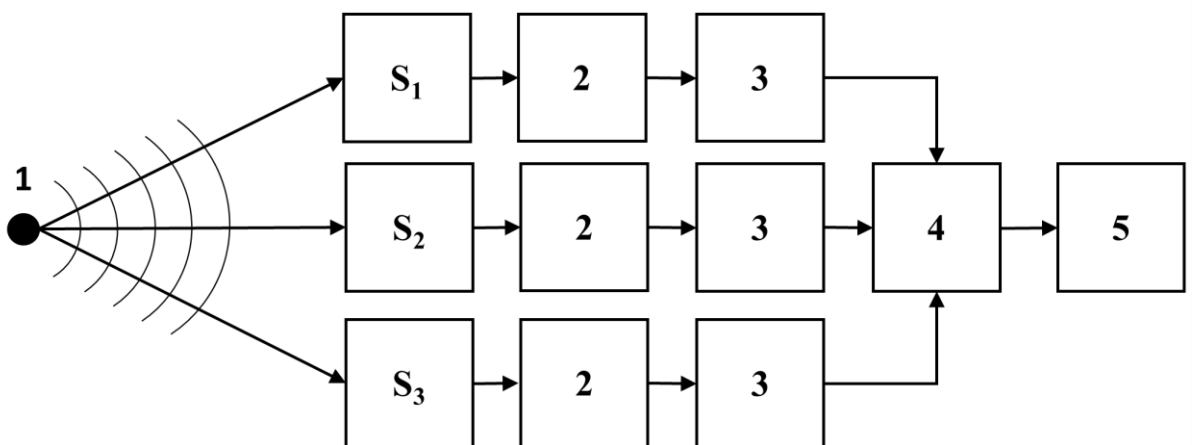


Рис. 1.15. Узагальнена структурна схема системи на основі різницево-часового методу

Акустичний сигнал від джерела 1 надходить на сенсори  $S_1$ ,  $S_2$  та  $S_3$ , на виході яких отримуємо електричні сигнали. Ці сигнали подаються на підсилювачі 2, а далі – на аналогово-цифрові перетворювачі 3. Дискретні сигнали надходять на блок 4 де відбувається розрахунок різниць часу. Одним з найпопулярніших методів розрахунку різниці часу є GCC-RHAT [65, 64], який може виконуватися в аналоговій та цифровій реалізації системи. В блоці 5 на основі отриманих різниць часу здійснюється визначення координат, кута та/або відстані до джерела акустичного сигналу.

В [66, 59] автори зазначають, що різницево-часовий метод є найпоширенішим методом визначення напрямку до джерела акустичного сигналу. Це пов'язано з його простотою і низькими вимогами до обчислювальних засобів, які дозволяють в режимі реального часу визначати кут приходу сигналу на більшості цифрових систем. Однак похибка цього методу погіршується за наявності декількох джерел акустичного сигналу, реверберації та середовища з низьким співвідношенням сигнал/завада.

Згідно [67] розміщення сенсорів відносно джерела сигналу має значний вплив. Зазвичай похибка визначення координат нижча коли джерело знаходиться всередині периметру, який утворюють сенсори. Окрім цього сенсори повинні бути синхронізованими між собою [68, 21]. Застосування методу також вимагає інформації про координати розташування сенсорів, та їхні акустичні характеристики, зокрема, чутливість та діаграму спрямованості [69].

Згідно [59] перевагою різницево-часового методу є те, що непотрібно попередньо мати жодної інформації про джерело акустичного сигналу. Окрім цього автор зазначає, що в залежності від різних структур, способи розташування сенсорів можна розділити на лінійні, площинні та трьохвимірні, кожен з яких має свої переваги та недоліки.

Як зазначають автори [62, 63] процедура розв'язання системи рівнянь для визначення координат є складною математичною задачею, оскільки рівняння є нелінійними, що призводить до неоднозначності визначення координат джерела

акустичного сигналу. Проведено багато досліджень для вирішення цієї проблеми, які полягали у застосуванні методу рядів Тейлора [70], метода зважених найменших квадратів [71], перетворенням нелінійних рівнянь у псевдолінійні введенням допоміжних змінних [72] та інші [63, 73, 64]. Однак всі ці методи мають недоліки, що полягають або в необхідності початкової оцінки розташування джерела сигналу, або надають лише наближені значення координат, або розв'язання рівняння відбувається шляхом ітерацій, що вимагає повторного вимірювання на кожній ітерації, а також має проблеми з визначенням критерію зупинки алгоритму.

Згідно [74] останнім часом широко застосовуються нейронні мережі для визначення місця розташування джерела акустичного сигналу. Автори в [75, 76] здійснили аналітичний огляд різних технік та підходів, які для різних методів визначення координат застосовують різні архітектури нейронних мереж. Зокрема, для різницево-часового методу застосовують нейронні мережі [77, 78] як альтернативу вирішення проблеми із розв'язком системи рівнянь. В [74, 79] автори демонструють, що оптимізація нейронної мережі за такими параметрами як набір даних, кількість епох та прихованих шарів надає змогу зменшити похибку визначення координат із використанням різницево-часового методу. В [80] автор показує, що метод локалізації джерела акустичного сигналу з використанням нейронних мереж перевершує класичні методи. Середнє значення похибки локалізації джерела та її дисперсія є суттєво меншими в порівнянні з класичними методами.

**Метод тріангуляції.** Більшість пасивних методів визначає лише напрямок до джерела акустичного сигналу. Застосувавши дві або більше систем визначення кута та метод тріангуляції [81], можна розрахувати також відстань до джерела та його координати (рис. 1.16).

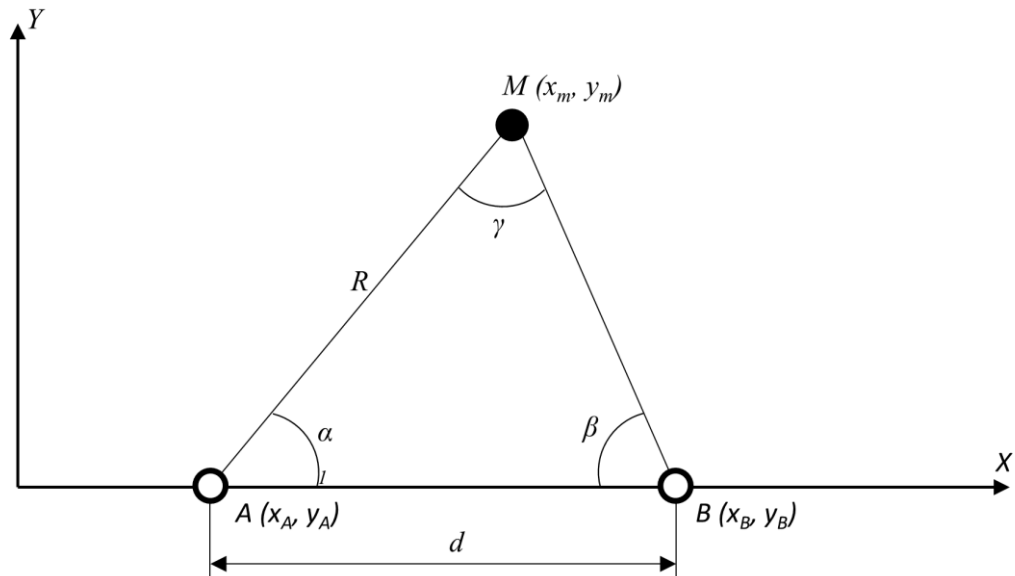


Рис. 1.16. Графічне представлення триангуляції для двох систем визначення кута

Так у випадку визначення напрямку на об'єкт кількома системами, наприклад, А та В, місце перетину променів і є координатами розташування джерела акустичного сигналу М. Знаючи значення кутів  $\alpha$  і  $\beta$  та відстань між системами  $d$  можна визначити відстань  $R$  між джерелом акустичного сигналу  $M$  та розташуванням однієї з систем (наприклад А) використавши теорему синусів [39]:

$$\frac{R}{\sin \beta} = \frac{d}{\sin \gamma}. \quad (1.11)$$

Кут  $\gamma$  розраховується як:

$$\gamma = 180 - (\alpha + \beta). \quad (1.12)$$

З врахуванням (1.11) та (1.12) відстань  $R$  буде рівною:

$$R = \frac{d \cdot \sin \beta}{\sin(180 - (\alpha + \beta))}. \quad (1.13)$$

Наприклад, для системи  $A$ , координати розташування якої відомі ( $x_A$ ,  $y_A$ ), а також відстані  $R$  та кута  $\alpha$ , можна розрахувати координати  $x_m$  та  $y_m$  джерела акустичного сигналу за формулами:

$$x_m = x_A + R \cdot \cos \alpha, \quad (1.14)$$

$$y_m = y_A + R \cdot \sin \alpha. \quad (1.15)$$

### **1.3. Аналіз переваг та недоліків методів визначення координат джерела акустичного сигналу**

В даному розділі проведено огляд основних методів визначення відстані, кута та/або координат фізичних об'єктів. Проаналізовано основні переваги та недоліки пасивних та активних методів, які дозволяють зробити певні висновки про особливості їх застосування [82, 83].

Системи, побудовані на основі активних методів, переважно порівнюють форму випроміненого і прийнятого відбитого від об'єкту сигналу. І лише у тому випадку якщо є певна кореляція між випроміненим і прийнятим сигналами визначають за часом проходження, фазою або частотою відстань до об'єкту. Крім того можуть локалізуватися лише об'єкти від яких можливе відбивання сигналу. Оскільки джерела акустичного сигналу можуть мати малі розміри або бути схованими за перешкодами, а також є невідомими характеристики сигналів в момент їх виникнення, то застосування активних методів для таких джерел практично неможливе.

Пасивні методи позбавлені таких недоліків і мають певну перевагу у випадках, коли активне випромінювання сигналу є небажаним або неможливим.



Тому для визначення координат ДАС оптимальним є застосування саме пасивних методів, оскільки сам ДАС генерує акустичний сигнал.

Серед пасивних методів виділяються три, а саме: фазовий, амплітудний та різницево-часовий. Основним недоліком фазового методу є те, що він дозволяє вимірювати лише відносно невеликі відстані. Вимірювання більших відстаней передбачає застосування додаткових методів та ускладнення системи. Основними недоліками амплітудного методу є його низька роздільна здатність та залежність метрологічних характеристик від діаграми спрямованості акустичної антени, що на практиці є неідеальною. Окрім цього використання фазового та амплітудного методів надає змогу лише визначити кут до ДАС. Щоб отримати координати ДАС необхідно використання двох і більше таких пасивних систем і методу триангуляції.

Різницево-часовий метод дозволяє визначати як кут так і координати ДАС без додаткових систем та методів. Він є найбільш використовуваним методом визначення координат, а його технічна реалізація є достатньо простою і потребує застосування лише акустичних сенсорів та системи опрацювання отриманої інформації. Основною проблемою під час застосування різницево-часового методу є розв'язок нелінійних рівнянь, які вносять основну похибку визначення координат та можуть призводити до неоднозначності результатів вимірювань. Однак нещодавні дослідження доводять, що цю проблему можна вирішити із застосуванням нейронних мереж.

Враховуючи переваги та недоліки розглянутих вище методів найперспективнішим для вирішення поставленої задачі є різницево-часовий метод із застосуванням нейронної мережі, що може дозволити створити ефективну СВК ДАС з покращеними метрологічними характеристиками.

В таблиці 1.1 представлено метрологічні характеристики систем визначення координат джерела акустичного сигналу побудованих на основі різних пасивних методів, які демонструють сучасний стан розвитку в даній галузі.

Таблиця 1.1.

Метрологічні характеристики систем визначення координат джерела  
акустичного сигналу

№	Реалізований метод в системі	Діапазон вимірювання: відстань, (кут)	Абсолютна похибка: відстань, (кут)	Відносна похибка: відстань, (кут)
1	Різницево-часовий [84]	200 см (90°)	2.3 см (0.74°)	1.15 % (0.8%)
2	Різницево-часовий [85]	6.4 м (-)	0.67 м (-)	10.5 % (-)
3	Різницево-часовий + амплітудний [86]	30 м (45°)	1.7 м (0.18°)	5.7 % (0.4 %)
4	Амплітудний [87]	10 м (360°)	3 м (45°)	30 % (12.5 %)
5	Фазовий + амплітудний [88]	- (90°)	- (18°)	- (20 %)
6	Різницево-часовий [89]	45 м (-)	- (-)	7 % (-)
7	Різницево-часовий [90]	12 м (90°)	0.8 м (0.8°)	6.7 % (0.9 %)
8	Амплітудний [91]	- (360°)	- (11°)	- (3 %)
9	Різницево-часовий [92]	- (360°)	- (4.6°)	- (1.27 %)
10	Амплітудний [93]	- (-)	- (-)	2 % (3 %)
11	Амплітудний + різницево-часовий [94]	- (360 °)	- (14 °)	- (3.9 %)
12	Фазовий + амплітудний + нейронна мережа [95]	- (-)	- (-)	- (7.5 %)
13	Амплітудний [96]	- (110°)	- (1.4°)	- (1.3%)

Продовження таблиці 1.1.

№	Реалізований метод в системі	Діапазон вимірювання: відстань, (кут)	Абсолютна похибка: відстань, (кут)	Відносна похибка: відстань, (кут)
14	Різницево-часовий [97]	- (80°)	- (-)	- (3.3 %)
15	Різницево-часовий + нейронна мережа [77]	0.6 м (-)	0.1 м (-)	16.7 % (-)
16	Часовий + різницево-часовий [98]	- (-)	- (-)	18 % (-)
17	Різницево-часовий [99]	3 м (-)	0.08 м (-)	2.6% (10 %)
18	Різницево-часовий + нейронна мережа [100]	- (180°)	- (7.4°)	- (4.1 %)
19	Амплітудний + фазовий [48]	100 м (-)	2.3 м (-)	2.3 % (-)
20	Амплітудний [101]	- (-)	- (-)	- (5.69 %)
21	Різницево-часовий + нейронна мережа [78]	- (-)	- (5.41°)	- (9%)
22	Амплітудний + нейронна мережа [102]	- (-)	- (0.11 °)	- (3 %)
23	Різницево-часовий + нейронна мережа [103]	60 см (-)	2 см (-)	3.3 % (-)
24	Різницево-часовий + нейронна мережа [74]	500 м (-)	200 м (-)	40 % (-)
25	Різницево-часовий + нейронна мережа [79]	10 м (-)	1.26 м (-)	12.6 % (-)
26	Різницево-часовий + нейронна мережа [80]	1000 м (-)	17 м (-)	1.7 % (-)

За результатами поданими в таблиці 1.1 видно, що похибка систем реалізованих із застосуванням пасивних методів знаходиться в межах від 1.15 %

до 40 % за вимірюванням відстані та від 0.4 % до 20 % за вимірюванням кута. Окрім цього більша кількість реалізацій припадає саме на різницево-часові методи.

#### **1.4. Висновки до розділу 1**

1. Проведений аналітичний огляд показав, що застосування активних методів для визначення координат джерела акустичного сигналу є практично неможливим.

2. На сучасному етапі розвитку засобів локалізації об'єктів найменшу похибку визначення координат джерела акустичного сигналу досягнуто в системах на основі різницево-часового методу, яка для вимірювання відстані становить 1.15 %, а для кута – 0.4 %.

3. Враховуючи переваги та недоліки розглянутих методів оптимальним для вирішення задачі визначення координат джерела акустичного сигналу є різницево-часовий метод із використанням нейронної мережі в складі обчислювального компоненту.

## **РОЗДІЛ 2. СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА АКУСТИЧНОГО СИГНАЛУ НА ОСНОВІ РІЗНИЦЕВО-ЧАСОВОГО МЕТОДУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

У другому розділі представлена система визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням нейронної мережі та різницево-часового методу. Система визначає різниці часів реєстрації акустичного сигналу, які використовуються для встановлення координат X та Y ДАС. Обчислювальним елементом системи є нейронна мережа, яка розраховує значення координат ДАС.

Розроблено програмні реалізації математичних моделей (далі програмно-математичні моделі) розташування сенсорів СВК ДАС та визначення різниці часів. Вони застосовуються для навчання та перевірки вже навченої нейронної мережі, а також для оцінювання метрологічних характеристик СВК ДАС. Програмно-математичні моделі надають змогу конфігурувати такі параметри як: кількість навчальних пар, кількість прихованих шарів нейронної мережі, форма розташування сенсорів, кількість сенсорів, алгоритм навчання нейронної мережі, спосіб визначення базового сенсора, відстань між найближчим сенсором і периметром розташування джерел акустичного сигналу та структура прихованих шарів нейронної мережі.

В даному розділі представлено блок-схему алгоритму навчання нейронної мережі, а також структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу.

### **2.1. Дослідження математичної моделі швидкості розповсюдження акустичного сигналу**

В основі роботи СВК ДАС лежить запропонована О. Крамером формула, яка описує залежність швидкості акустичного сигналу в повітрі від температури, тиску, вологості та концентрації CO<sub>2</sub> [104]:

$$V_s = a_0 + a_1\theta + a_2\theta^2 + (a_3 + a_4\theta + a_5\theta^2)x_w + (a_6 + a_7\theta + a_8\theta^2)p + (a_9 + a_{10}\theta + a_{11}\theta^2)x_e + a_{12}x_w^2 + a_{13}p^2 + a_{14}x_e^2 + a_{15}x_wpx_e, \quad (2.1)$$

де  $V_s$  - швидкість акустичного сигналу,  $\theta$  – температура повітря в градусах Цельсія,  $x_w$  – молярна частка водяної пари,  $x_e$  – молярна частка вуглекислого газу,  $p$  – тиск повітря,  $a_0$ - $a_{15}$  – коефіцієнти апроксимаційної функції:  $a_0=331.5024$ ,  $a_1=0.603055$ ,  $a_2=-0.000528$ ,  $a_3=51.471935$ ,  $a_4=0.1495874$ ,  $a_5=-0.000782$ ,  $a_6=-1.82 \times 10^{-7}$ ,  $a_7=3.73 \times 10^{-8}$ ,  $a_8=-2.93 \times 10^{-10}$ ,  $a_9=-85.20931$ ,  $a_{10}=-0.228525$ ,  $a_{11}=5.91 \times 10^{-5}$ ,  $a_{12}=-2.835149$ ,  $a_{13}=-2.15 \times 10^{-13}$ ,  $a_{14}=29.179762$ ,  $a_{15}=0.000486$ .

Молярна частка водяної пари розраховується за наступною формулою:

$$x_w = h \cdot f \cdot p_{sv} / p, \quad (2.2)$$

де  $h$  – відносна вологість повітря,  $f = 1.00062 + 3.14 \times 10^{-8} p + 5.6 \times 10^{-7} \theta^2$  – коефіцієнт посилення,  $p_{sv}$  – тиск насиченої водяної пари в повітрі.

Тиск насиченої водяної пари в повітрі має експоненційну залежність і розраховується згідно [105] як:

$$p_{sv} = \exp(1.2811805 \times 10^{-5} T^2 - 1.9509874 \times 10^{-2} T + 34.04926034 - 6.3536311 \times 10^3 / T), \quad (2.3)$$

де  $T$  – температура повітря в Кельвінах.

На рисунку 2.1 [104] представлено залежність швидкості акустичного сигналу від температури повітря в межах від 0 °C до 100 °C та відносній вологості повітря в діапазоні від 0 до 100 % у графічній формі згідно формули (2.1).

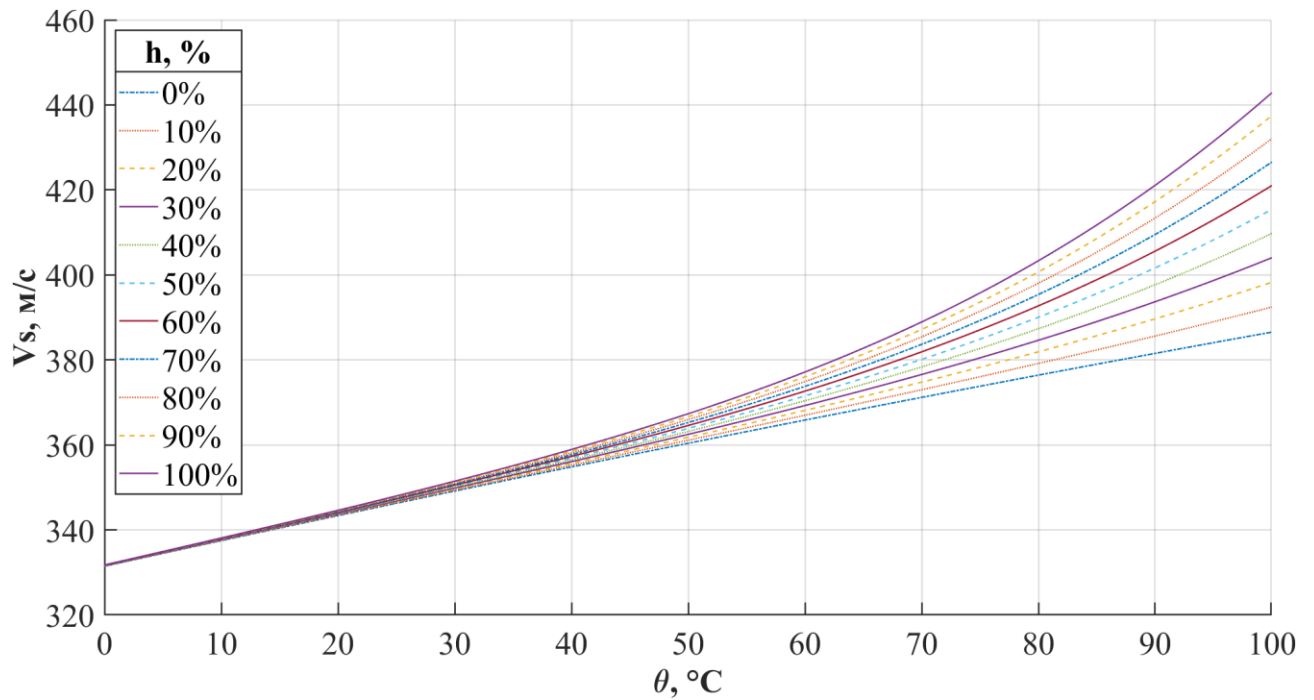


Рис. 2.1. Залежність швидкості акустичного сигналу від температури та вологості

Згідно (2.1) на швидкість акустичного сигналу в повітрі впливають не лише температура та вологість повітря, а ще й тиск та концентрація  $\text{CO}_2$ . Тому проведено дослідження впливу кожного з цих параметрів на швидкість акустичного сигналу.

На рисунку 2.2 представлено залежності швидкості акустичного сигналу від температури, вологості, тиску та концентрації  $\text{CO}_2$ , які отримано із використанням формули Крамера (2.1). Якщо досліджувався один з параметрів, то решта три були рівні константі. Значення констант встановлено такими:

- температура – 20 °C;
- вологість – 50%;
- тиск – 101.325 kPa;
- концентрація  $\text{CO}_2$  – 0.0004%.

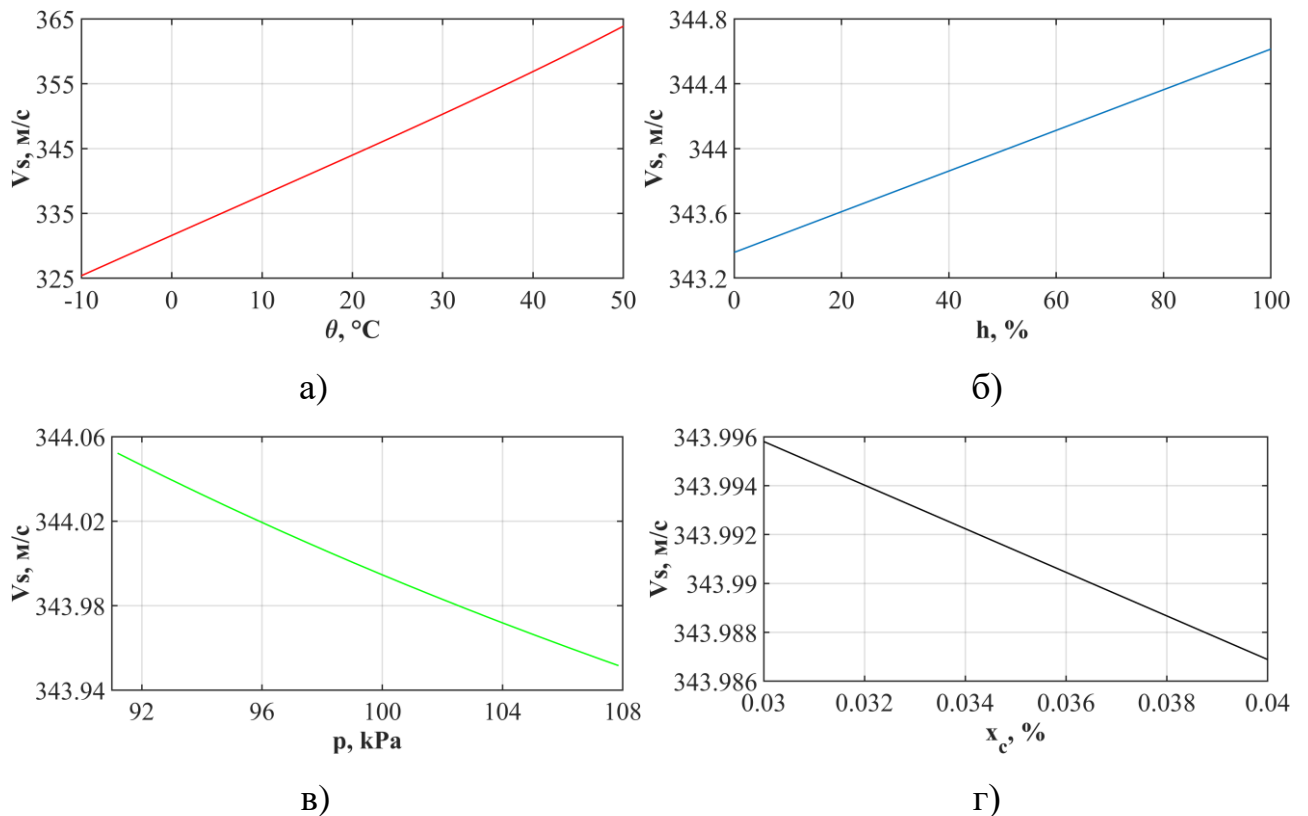


Рис. 2.2. Залежності швидкості акустичного сигналу від: а) температури, б) вологості, в) тиску, г) концентрації CO<sub>2</sub>

На рисунку 2.2 а подано результати дослідження залежності швидкості акустичного сигналу від температури повітря. Температура змінювалась в діапазоні від -10 до 50 °C. У повному діапазоні зміни температури, швидкість акустичного сигналу змінюється від 325.4 до 363.87 м/с, а різниця максимального та мінімального значення швидкості становить 38.47 м/с.

На рисунку 2.2 б подано графічне представлення залежності швидкості від відносної вологості повітря. Вологість змінювалась від 0 до 100 %. Для цього діапазону значень вологості швидкість змінюється від 343.36 до 344.61 м/с. Абсолютна різниця між мінімальним та максимальними значеннями швидкості становить 1.25 м/с.

На рисунку 2.2 в можна побачити як змінюється швидкість акустичного сигналу від зміни тиску. Мінімальне та максимальне значення досліджуваного тиску становили 91.1925 та 107.858 kPa відповідно. Швидкість акустичного



сигналу при цьому змінювалася від 344.05 до 343.95 м/с. Абсолютна різниця швидкості для досліджуваного діапазону значень тиску становить 0.1 м/с.

На рисунку 2.2 г зображено залежність швидкості акустичного сигналу від концентрації CO<sub>2</sub> в повітрі, значення якої змінювалося від 0.0003 до 0.0004 %. Для встановленого діапазону зміни концентрації CO<sub>2</sub> швидкість змінювалася від 343.9958 до 343.9869 м/с, а абсолютна різниця швидкості при цьому становить  $8.92 \times 10^{-3}$  м/с.

Абсолютна різниця між максимальним та мінімальним значеннями швидкості для кожного з впливних факторів становить:

- 38.47 м/с – для температури;
- 1.25 м/с – для вологості;
- 0.1 м/с – для тиску;
- $8.92 \times 10^{-3}$  м/с – для концентрації CO<sub>2</sub>.

За результатами досліджень (рис. 2.2) встановлено, що найбільше впливає на зміну швидкості акустичного сигналу температура повітря. Наступним за впливом параметром є вологість повітря. Вплив тиску та концентрації CO<sub>2</sub> є на порядок менший ніж вологість. Враховуючи нехтуючи малий вплив тиску та концентрації CO<sub>2</sub> в подальшому досліджувалися два фактори впливу на похибку СВК ДАС – температура та вологість повітря.

## **2.2. Структурна схема системи визначення координат джерела акустичного сигналу**

На рисунку 2.3 представлено структурну схему системи визначення координат джерела акустичного сигналу, яка побудована із використанням нейронної мережі [106, 107].

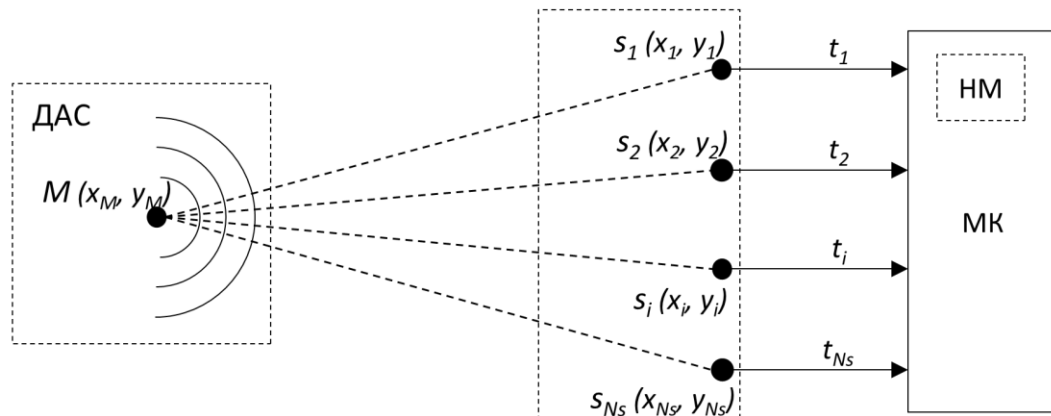


Рис. 2.3. Структурна схема системи визначення координат джерела акустичного сигналу

Наведена вище система містить наступні функціональні блоки:

- сенсори  $S_1-S_{Ns}$ ;
- нейронну мережу НМ;
- мікрокомп'ютер МК.

Система визначення координат джерела акустичного сигналу (рис. 2.3) використовує  $Ns$  сенсорів, що розташовані на певній відстані від ДАС, яке розміщене в точці  $M$ . Сенсори  $S_i$  (де  $i$  змінюється від 1 до  $Ns$ ) 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 визначати місце розташування ДАС за різницями часів надходження акустичного сигналу на сенсори. Різниці розраховуються між часами реєстрації акустичного сигналу базовим сенсором та рештою сенсорів. Базовий сенсор визначається одним із способів:

- 1) той, що зареєстрував сигнал першим;

2) фіксований (наперед встановлений базовим).

Якщо, наприклад, базовим сенсором є  $S_1$ , 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, базовим сенсором є  $S_3$ , 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. 2.4) подаються на вхід НМ, яка розраховує координати  $x_m$  та  $y_m$  ДАС. Різниця  $\Delta t_i=t_i-t_i$ , яка завжди рівна нулеві, також подається на вхід нейронної мережі.

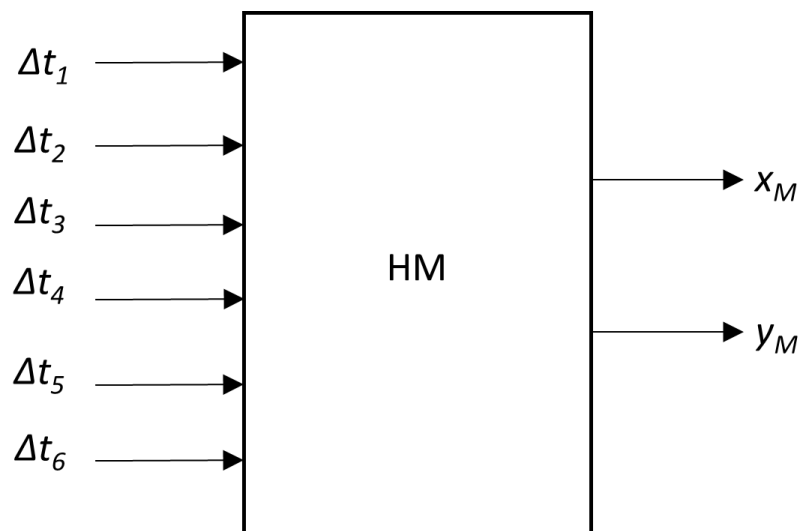


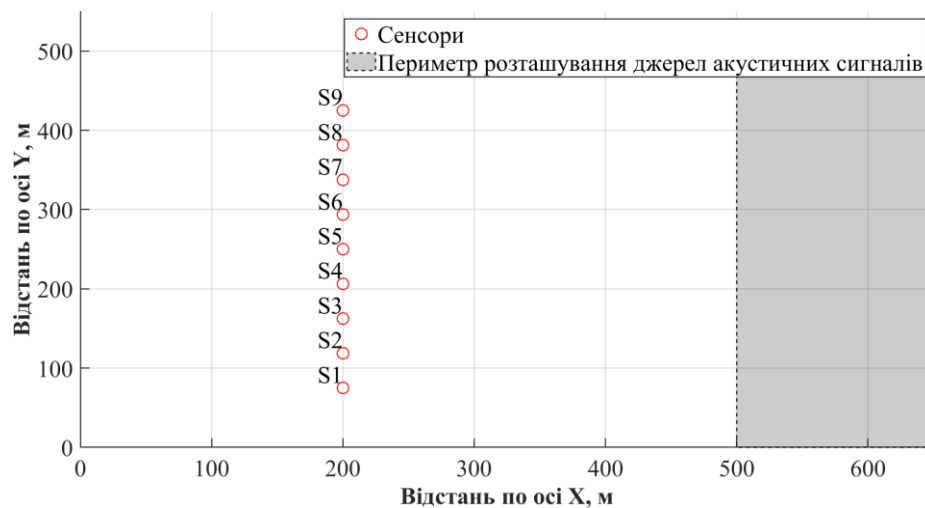
Рис. 2.4. Графічне зображення НМ для 6 сенсорів

Для того, щоб система коректно визначала координати  $x_m$  та  $y_m$  ДАС, нейронна мережа має бути попередньо навчена [108]. 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  $y_m$ , які формують набір даних, використовуються для навчання НМ, а також оптимізації параметрів НМ і СВК ДАС.

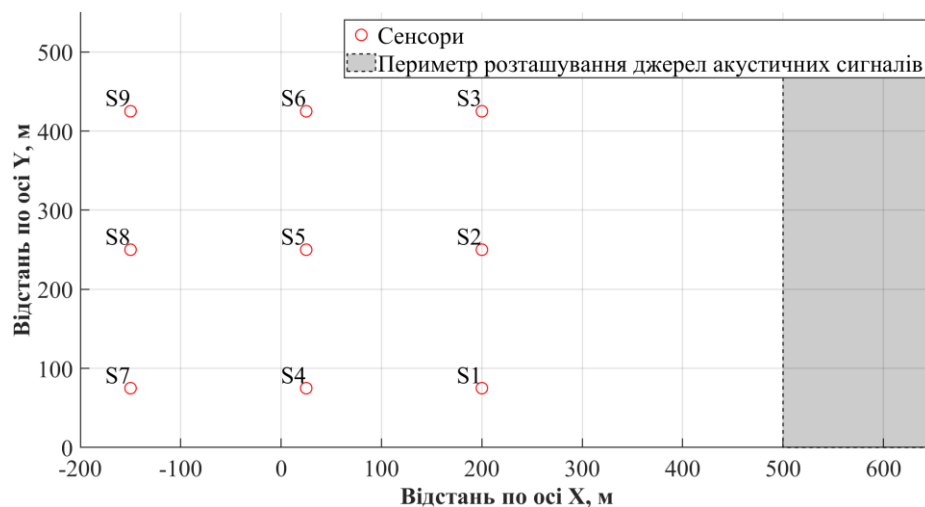
### 2.3. Програмно-математична модель розташування сенсорів СВК ДАС

Програмно-математична модель розташування сенсорів СВК ДАС дозволяє вибрати форму і межі їх розміщення, а також задати їх кількість. В даній моделі використано чотири форми розташування сенсорів:

- пряма лінія (рис. 2.5 а);
- квадрати (рис. 2.5 б);
- трикутники (рис. 2.6 а);
- випадковим чином (рис. 2.6 б).

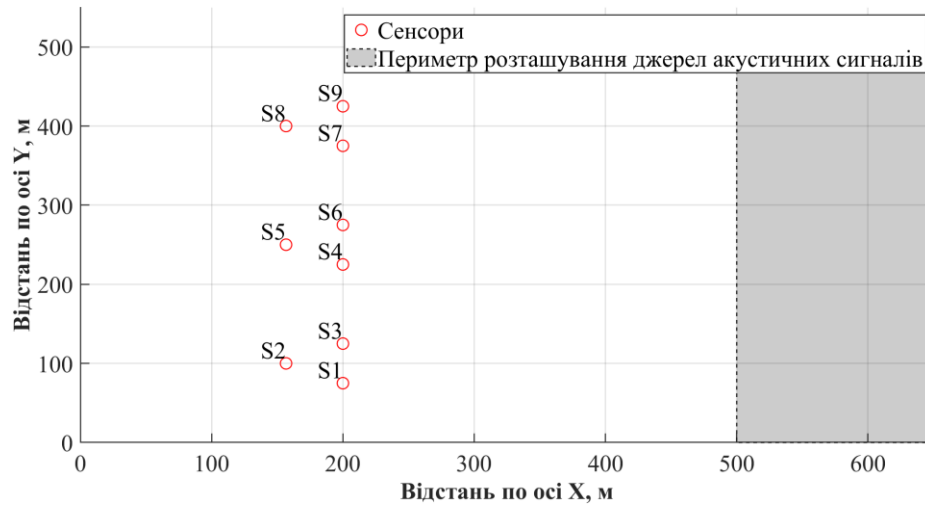


а)

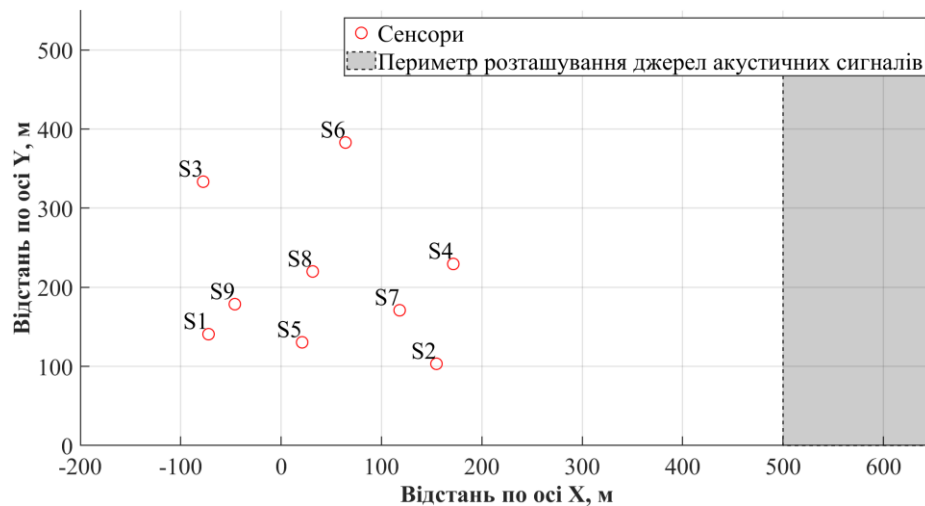


б)

Рис. 2.5. Форми розташування сенсорів: а) пряма лінія, б) квадрати



а)



б)

Рис. 2.6. Форми розташування сенсорів: а) трикутники, б) випадковим чином

Із використанням математичної моделі розташування сенсорів СВК ДАС побудовано програму (Додаток Б), 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  $N_s$  пов'язана 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:

$$N_s = n^2, \quad (2.4)$$

де  $n = 2, 3, 4$  і т.д.

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

$$N_s = n \times 3, \quad (2.5)$$

де  $n = 1, 2, 3$  і т.д.

оскільки в кожній точці сенсори розташовують у формі рівностороннього 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 залежності від обраного способу сенсори розташовуються з певними особливостями. Для лінійного розташування задаються межі за координатою  $Y$ , а для координати  $X$  - лише одне значення (рис. 2.5 а). Далі задається кількість сенсорів, які розміщуються в заданих межах координат  $Y$ . За незмінних меж по координаті  $Y$  зі збільшенням кількості сенсорів, відстань між ними зменшується.

Для квадратної форми розташування задається загальна кількість сенсорів, а також межі їх розміщення по осі  $Y$  (рис. 2.5 б). За координатою  $X$  сенсори розміщуються автоматично із таким же кроком як і за координатою  $Y$ . Чим більше сенсорів буде використано, тим більшою буде щільність їх розміщення по осі  $X$  та  $Y$ .

Для трикутної форми задається координата  $X$  та  $Y$  першого сенсора  $S_1$  (рис. 2.6 а), довжина сторони трикутника, їх кількість, а також відстань між сенсорами двох сусідніх трикутників, наприклад,  $S_3$  та  $S_4$ . Трикутники розміщуються вертикально і є рівносторонніми.

Для випадкового способу сенсори розташовуються в певному периметрі випадковим чином із рівномірним законом розподілу (рис. 2.6 б). Розміри цього

периметру є одним із параметрів програмно-математичної моделі. Також задається кількість сенсорів, яка може приймати будь яке значення на противагу до трикутної та квадратної форми.

За необхідності до програмно-математичної моделі можна додати інші способи розташування сенсорів.

## 2.4. Програмно-математична модель визначення різниці часів

Програмно-математична модель відтворює процес проходження акустичного сигналу від ДАС до сенсорів. Для цього генеруються випадкові значення координат джерел акустичного сигналу з рівномірним законом розподілу (рис. 2.7), розраховуються відстані від ДАС до сенсорів, координати яких формуються програмно-математичною моделлю розташування сенсорів, визначається час надходження акустичного сигналу на кожен з сенсорів, а також різниці часів  $\Delta t_i$ , які подаються на НМ. Для розрахунку вище перелічених значень необхідно задати такі параметри: координати периметру, в якому розташовуються ДАС, кількість ДАС та швидкість розповсюдження акустичного сигналу.

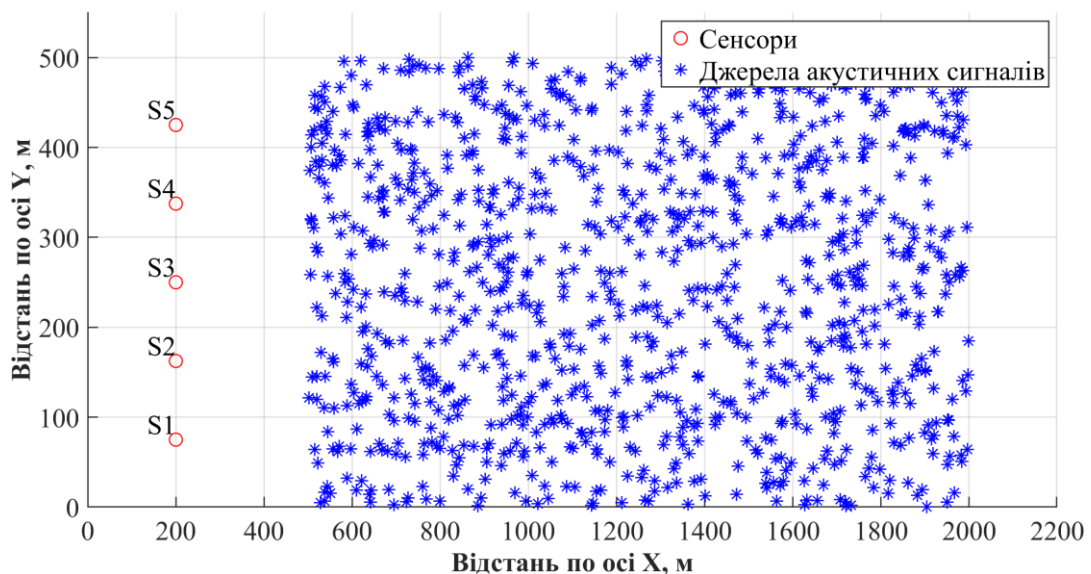


Рис. 2.7. Розташування джерел акустичних сигналів у встановленому периметрі

Важливо зазначити, що координати ДАС (рис. 2.7) є відомими лише під час навчання та перевірки НМ на етапі розроблення СВК ДАС. Під час використання навченої НМ (в реальних умовах) відомими є лише різниці часів  $\Delta t_i$ , за якими НМ визначає координати ДАС.

З врахуванням координат  $x_i$ ,  $y_i$  сенсора  $S_i$  та координат  $x_m$ ,  $y_m$  ДАС розраховується час  $t_{p,i}$ , за який акустичний сигнал проходить відстань  $R_i$  (модуль вектора  $\vec{r}_i$ ) від ДАС до  $i$ -го сенсора (рис. 2.8).

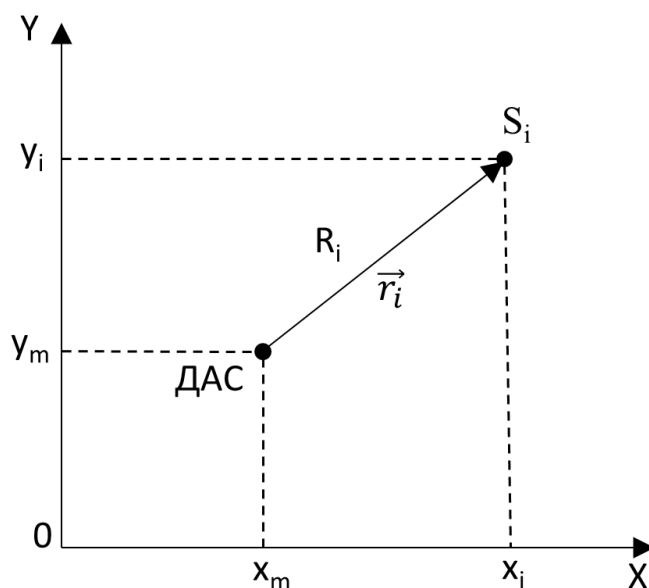


Рис. 2.8. Графічне представлення відстані, яку проходить акустичний сигнал від ДАС до сенсора  $S_i$

Згідно рисунку 2.8, відстань  $R_i$  розраховується за формулою [109]:

$$R_i = \sqrt{(x_i - x_m)^2 + (y_i - y_m)^2}. \quad (2.6)$$

Час  $t_{p,i}$  визначається за формулою [110]:

$$t_{p,i} = \frac{R_i}{V_{S,N}}, \quad (2.7)$$



де  $V_{S,N}$  – номінальне значення швидкості, розраховане за формулою Крамера (2.1) для температури  $20^{\circ}\text{C}$  та вологості  $50\%$ , яке рівне  $343.996$  м/с (це значення швидкості використовувалося під час навчання НМ).

Визначені за формулою (2.7) значення  $t_{p,i}$  використовуються для розрахунку різниці часу  $\Delta t_{p,i}$  за формулою:

$$\Delta t_{p,i} = t_{p,i} - t_{p,0}, \quad (2.8)$$

де  $t_{p,0}$  – час реєстрації акустичного сигналу базовим сенсором.

В представленій програмно-математичній моделі для розрахунку різниці часу використовується час проходження акустичного сигналу  $t_{p,i}$  від ДАС до сенсорів (рис. 2.9) замість часу  $t_i$  (рис. 2.3), що реєструється  $i$ -тим сенсором системи.

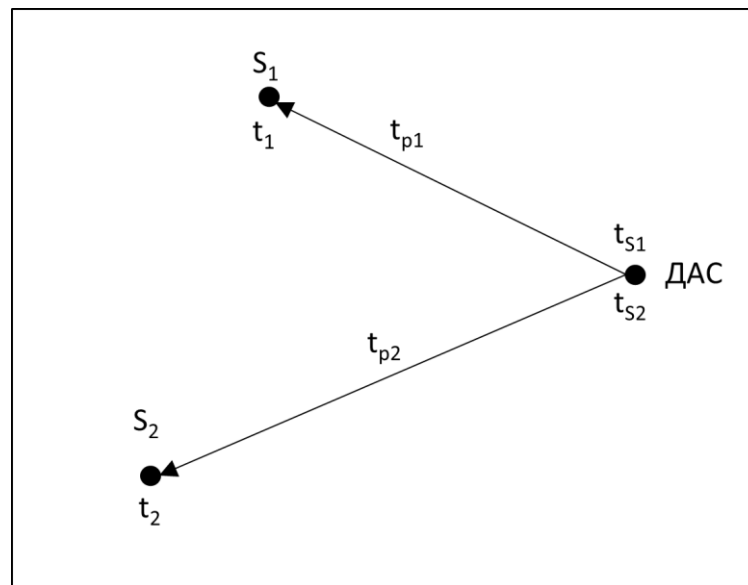


Рис. 2.9. Графічне зображення розташування двох сенсорів  $S_1$  і  $S_2$  та ДАС

На рисунку 2.9 представлено графічне зображення розташування двох сенсорів  $S_1$  і  $S_2$  та ДАС, де  $t_1$  та  $t_2$  – покази внутрішнього годинника сенсорів  $S_1$  та  $S_2$  в момент реєстрації акустичного сигналу,  $t_{s1}$  та  $t_{s2}$  – покази внутрішніх годинників сенсорів  $S_1$  та  $S_2$ , які відповідають моменту виникнення акустичного

сигналу,  $t_{p,1}$  та  $t_{p,2}$  – час проходження акустичного сигналу від ДАС до  $S_1$  та  $S_2$  відповідно.

Час реєстрації акустичного сигналу сенсорами  $S_1$  та  $S_2$  згідно рисунку 2.9 можна розрахувати за формулами:

$$t_1 = t_{s1} + t_{p,1}, \quad (2.9)$$

$$t_2 = t_{s2} + t_{p,2}. \quad (2.10)$$

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

$$\Delta t = t_2 - t_1, \quad (2.11)$$

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

$$\Delta t_p = t_{p,2} - t_{p,1}. \quad (2.12)$$

Оскільки годинники сенсорів  $S_1$  та  $S_2$  повинні бути синхронізованими ( $t_{s1} = t_{s2}$ ) [111], то підставивши (2.9) та (2.10) у (2.11) отримаємо:

$$\Delta t = t_2 - t_1 = t_{s2} + t_{p,2} - t_{s1} - t_{p,1} = t_{p,2} - t_{p,1}. \quad (2.13)$$

Враховуючи (2.12) та (2.13) значення  $\Delta t$  та  $\Delta t_p$  є рівними, що дозволяє в запропонованій моделі використовувати час проходження акустичного сигналу  $t_p$  для розрахунку різниць часу  $\Delta t$  за формулою:

$$\Delta t = t_{p,2} - t_{p,1}. \quad (2.14)$$

З врахуванням вище представлених формул для навчання нейронної мережі згенеровано  $N$  випадкових координат ДАС  $x_m$  та  $y_m$ . Для кожного  $x_m$  та  $y_m$  розраховується  $\Delta t_i$  за формулою (2.14). Значення  $x_m$ ,  $y_m$  та  $\Delta t_i$  формують набір даних розміром  $N \times N_s + 2$ , який має  $N$  рядків та  $N_s + 2$  стовпців. В таблиці 2.1 представлено приклад набору даних для  $N_s = 5$  сенсорів і  $N = 1000$  випадкових координат ДАС. Перший стовпець таблиці використовується лише для візуалізації кількості випадкових координат ДАС і не використовується для формування набору даних для навчання НМ. Стовпці під номерами 1-5 є вхідним масивом даних НМ, а два стовпці під номерами 6 та 7 – вихідним масивом даних.

Таблиця 2.1.

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
	<b>1</b>	<b>2</b>	...	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>
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

## 2.5. Алгоритм дослідження похибок із використанням методу Монте-Карло

Як говорилось вище на вхід НМ подаються різниці часів  $\Delta t_i$ . Оскільки за різницями часів  $\Delta t_i$  нейронна мережа визначає координати ДАС, відстані  $R_i$  від сенсорів до ДАС приймають випадкові значення у широкому діапазоні, а швидкість випадково змінюється від температури та вологості повітря, то дослідження похибок, зумовлених впливними факторами, проведено методом Монте-Карло [112], алгоритм якого представлено на рисунках 2.10 та 2.11.

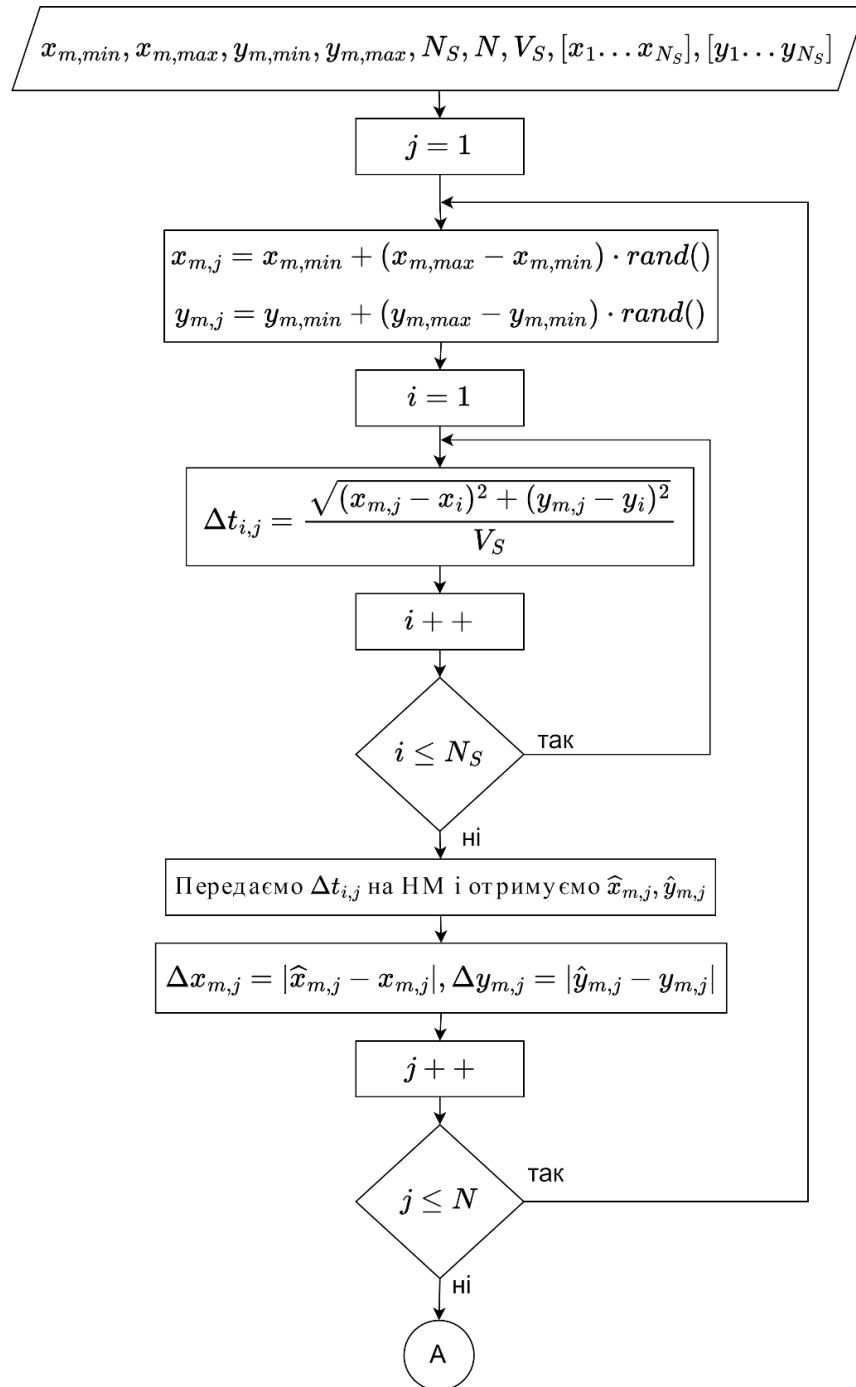


Рис. 2.10. Алгоритм дослідження похибок НМ із використанням методу Монте-Карло (розрахунок абсолютних похибок)

На початку алгоритму (рис. 2.10) задаються значення меж периметру розташування ДАС  $x_{m, \min}$ ,  $x_{m, \max}$ ,  $y_{m, \min}$ ,  $y_{m, \max}$ , масив координат сенсорів  $[x_1 \dots x_{N_S}]$  та  $[y_1 \dots y_{N_S}]$ , а також кількість сенсорів  $N_S$ , кількість джерел акустичного сигналу  $N$  та швидкість акустичного сигналу  $V_S$ . Із врахуванням заданих параметрів

розраховуються випадкові координати  $x_{m,j}$ ,  $y_{m,j}$  джерел акустичного сигналу та різниці часу  $\Delta t_{i,j}$ . Отримані  $\Delta t_{ij}$  передаються на НМ, на виході якої одержуємо координати ДАС  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$ . Після цього розраховуються абсолютні похибки визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу за формулами [113]:

$$\Delta x_{m,j} = |\hat{x}_{m,j} - x_{m,j}|, \quad (2.15)$$

$$\Delta y_{m,j} = |\hat{y}_{m,j} - y_{m,j}|. \quad (2.16)$$

Після виконання алгоритму (рис. 2.10) отримуємо  $N$  випадкових значень  $\Delta x_{m,j}$  та  $\Delta y_{m,j}$ , які використовуються у подальших розрахунках.

На рисунку 2.11 зображено продовження алгоритму, у якому розраховуються математичні сподівання  $m_{\Delta x_m}$ ,  $m_{\Delta y_m}$ , дисперсії  $D_{\Delta x_m}$ ,  $D_{\Delta y_m}$  та непевності  $u(\Delta x_m)$ ,  $u(\Delta y_m)$ .

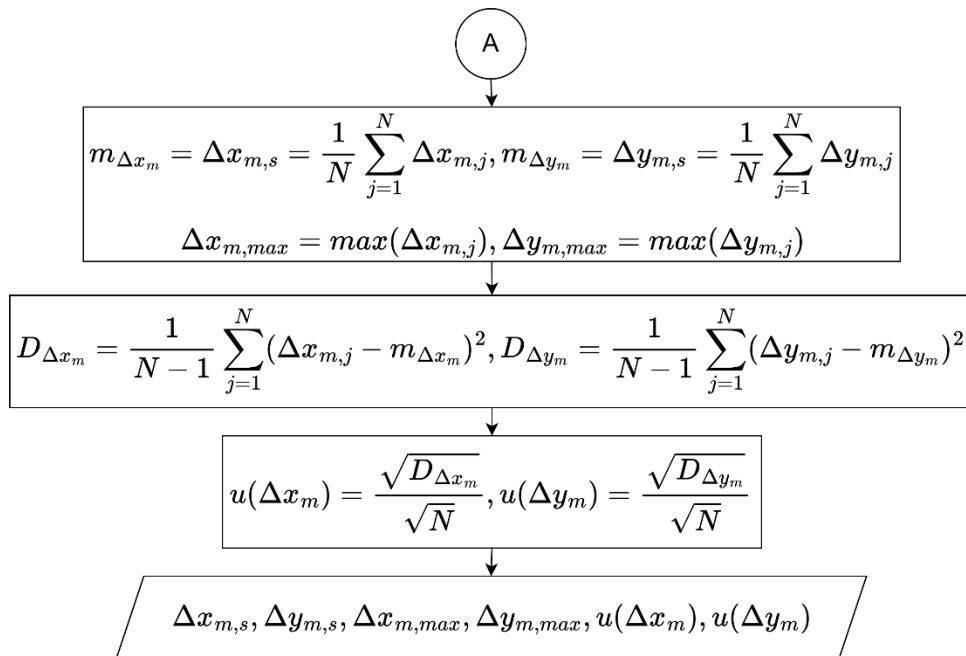


Рис. 2.11. Алгоритм дослідження похибок НМ із використанням методу Монте-Карло (розрахунок середнього значення абсолютної похибки та непевності)

Середнє значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$  (англ. mean absolute error) розраховуються за формулами [114]:

$$\Delta x_{m,s} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Delta x_{m,j}, \quad (2.17)$$

$$\Delta y_{m,s} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Delta y_{m,j}. \quad (2.18)$$

Після закінчення обчислень за обома алгоритмами виводяться графіки випадкових значень абсолютної похибки  $\Delta x_{m,j}$  та  $\Delta y_{m,j}$ , а також середнє значення абсолютної похибки визначення координат ДАС та непевність її оцінки.

Враховуючи той факт, що на похибку визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу впливає не лише похибка визначення різниці часу  $\Delta t$ , а й похибка НМ, яка є у складі СВК ДАС, дослідження похибок проведено у три етапи. На першому етапі досліджувалася похибка НМ із використанням набору даних без врахування впливних факторів для параметрів за замовчуванням. На другому етапі проведено оптимізацію параметрів СВК ДАС та НМ за критерієм мінімуму похибки. А на третьому етапі досліджувалися неоднозначність та вплив температури і вологості на похибку визначення координат ДАС із використанням оптимізованої НМ.

## 2.6. Процес навчання та перевірки нейронної мережі

В СВК ДАС застосовується НМ прямого поширення (feedforward neural network) [115, 116], яка є потужним інструментом для знаходження складних залежностей між вхідними та вихідними масивами даних для вирішення задач регресії, класифікації, кластеризації і т.д. та є найпоширенішою архітектурою НМ. Для такої НМ сигнали передаються в одному напрямку від вхідного шару до вихідного шару без зворотних зв'язків. В даній системі нейронна мережа прямого

поширення застосовується для вирішення задачі регресії [117], а саме заходження координат ДАС за різницями часу. 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 ваговий коефіцієнт 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 вагових коефіцієнтів (weights) та постійних зміщень (bias) передавальної функції нейронів за певним алгоритмом [118-122], щоб зменшити різницю між очікуваними та розрахованими нейронною мережею вихідними значеннями.

У складі СВК ДАС за замовчуванням використовується НМ, яка містить 5 входів, 2 виходи та 1 прихований шар із 20 нейронами (рис. 2.12). Ця НМ навчається із використанням набору даних (таблиця 2.1), де входами НМ є дані зі стовпців 1-5 ( $\Delta t_i$ ), а виходами НМ – дані зі стовпців 6-7 ( $x_m, y_m$ ).

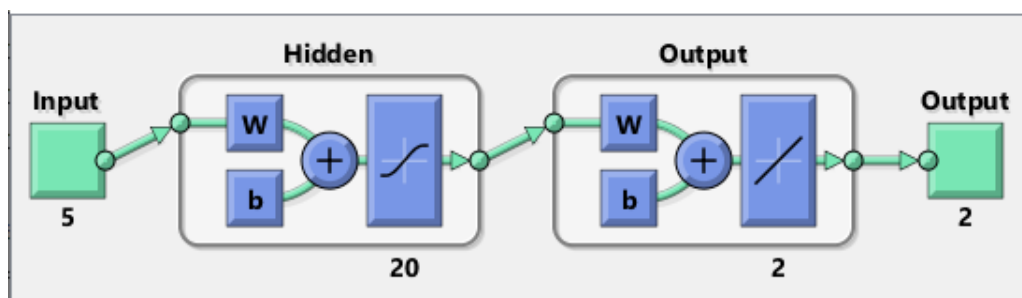


Рис. 2.12. Структура нейронної мережі прямого поширення

Навчання НМ потребує достатньо великої кількості вхідних та вихідних даних [123], під час синтезу яких застосовуються розроблені програмно-математичні моделі. Враховуючи структурну схему СВК ДАС (рис. 2.3) та програмно-математичні моделі, побудовано алгоритм процесу навчання НМ (рис. 2.13).

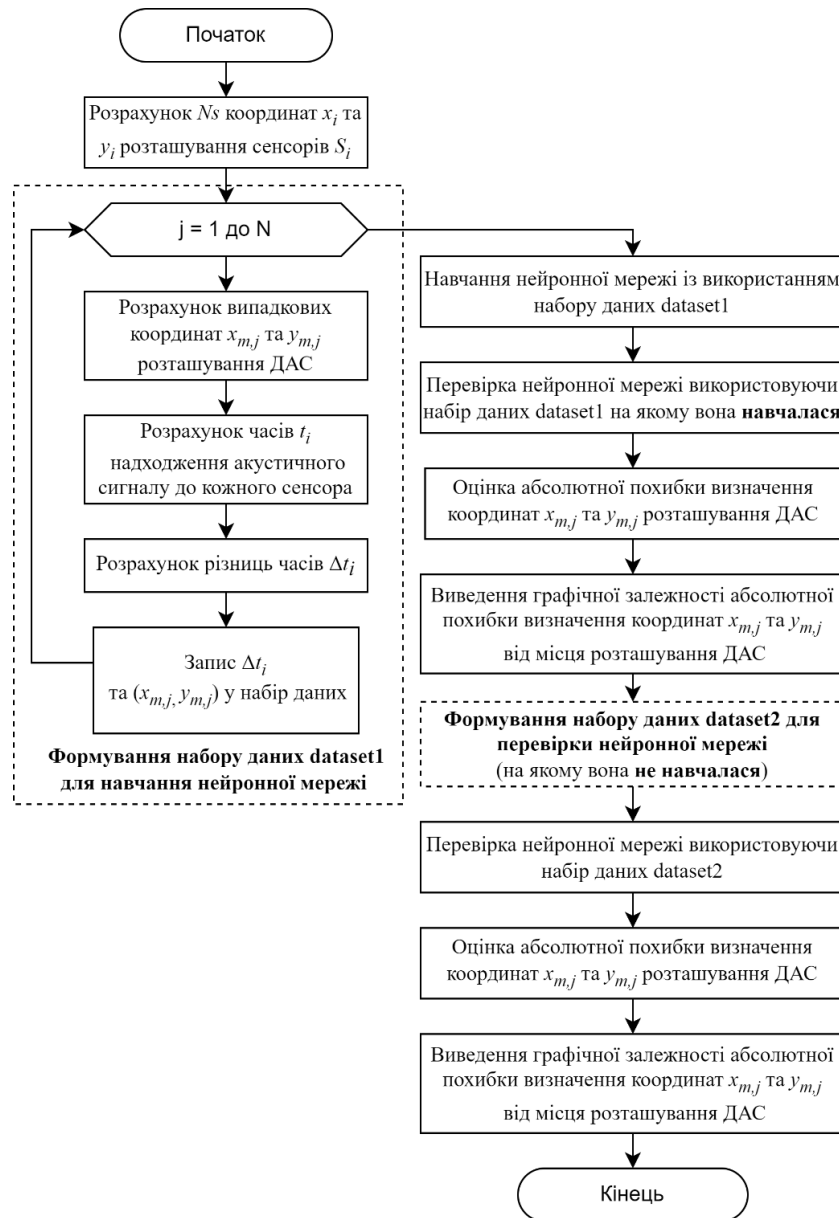


Рис. 2.13. Алгоритм процесу навчання та перевірки нейронної мережі

На початку алгоритму формується набір даних та запускається процес навчання НМ, який закінчується за виконання певних умов. Після закінчення



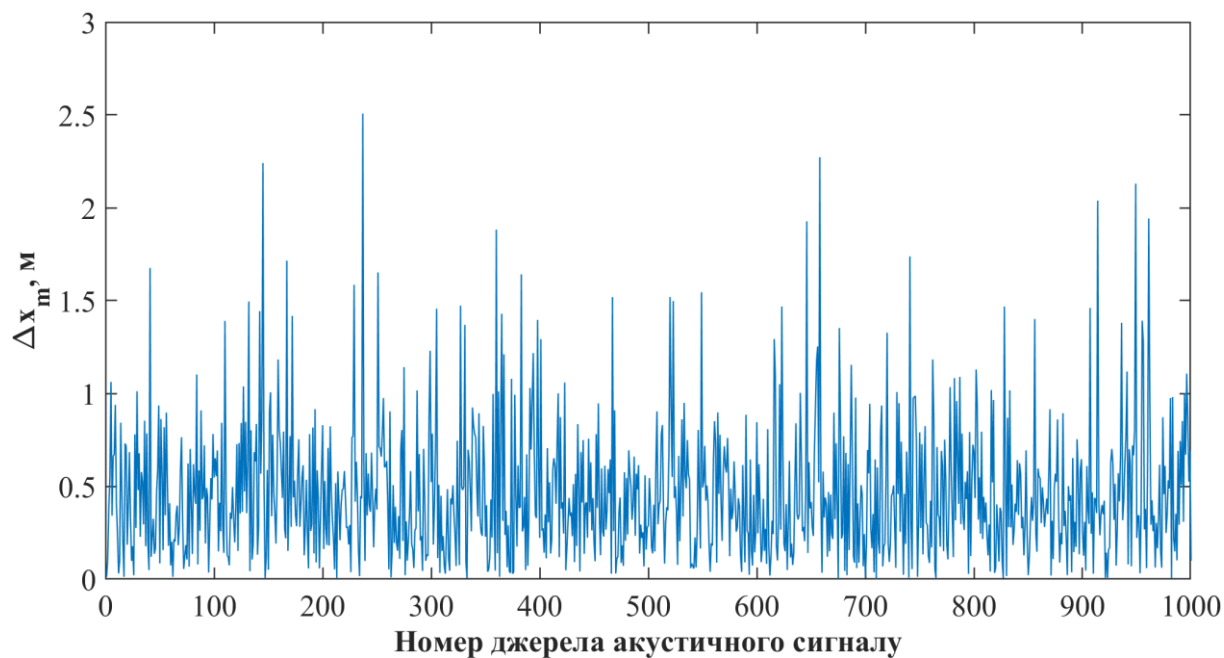
навчання здійснюється перевірка НМ в два етапи. На першому етапі для визначення координат  $X$  та  $Y$  ДАС використовуються той самий набір даних *dataset1*, що й для навчання НМ. На другому етапі для визначення координат використовується набір даних *dataset2*, на якому НМ не навчалася. Для оцінювання метрологічних характеристик СВК ДАС визначаються максимальні та середні значення абсолютних похибок. Середні значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$  розраховуються за формулами (2.17) та (2.18).

Дослідження похибок проводилось за таких параметрів СВК ДАС та НМ:

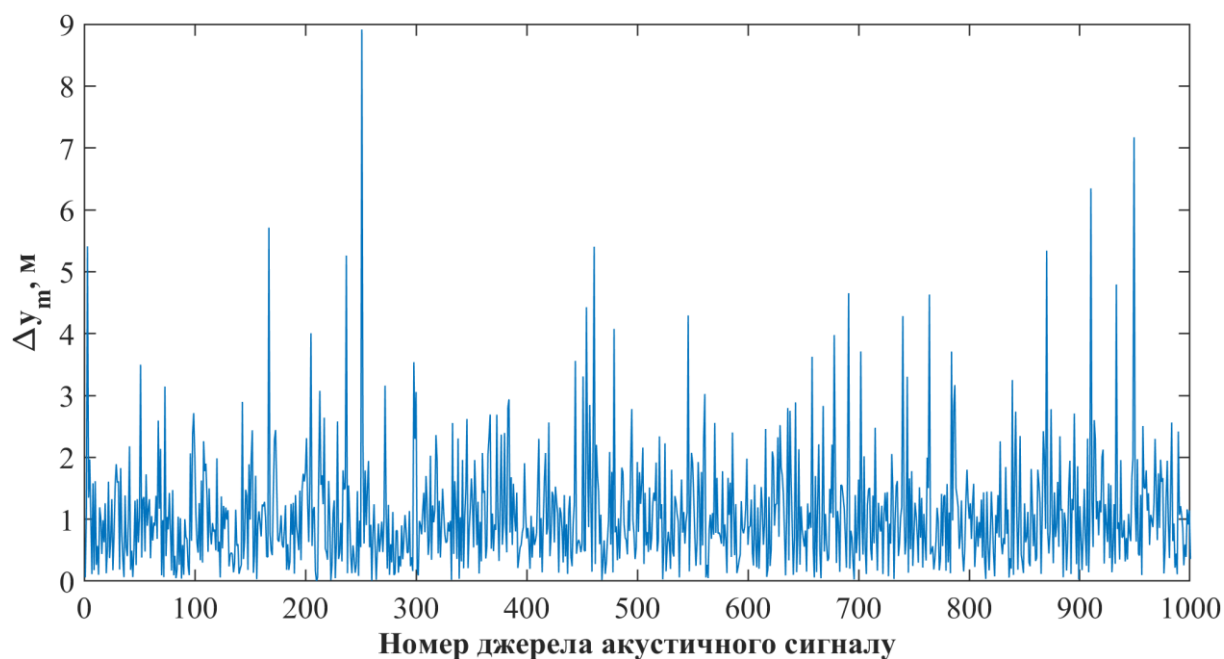
- кількість навчальних пар (в *dataset1* та *dataset2*) – 1000;
- кількість прихованих шарів – 1;
- спосіб розташування сенсорів – лінія;
- кількість сенсорів – 5;
- алгоритм навчання НМ – trainlm;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;
- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  від 500 до 2000 м, за координатою  $Y$  від 0 до 500 м.

На рисунку 2.7 представлено графічне зображення способу розташування сенсорів і джерел акустичного сигналу для вищезазначених параметрів. Розмірність наборів даних *dataset1* та *dataset2* є однаковою і становить  $1000 \times 7$  (таблиця 2.1). На вхід нейронної мережі (рис. 2.12) подається 5 значень -  $\Delta t_1, \Delta t_2, \Delta t_3, \Delta t_4, \Delta t_5$ , а на виході отримуємо координати  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$ .

На рисунку 2.14 представлено залежність абсолютної похибки від випадкового розташування координат ДАС на досліджуваному периметрі для набору даних *dataset1*.



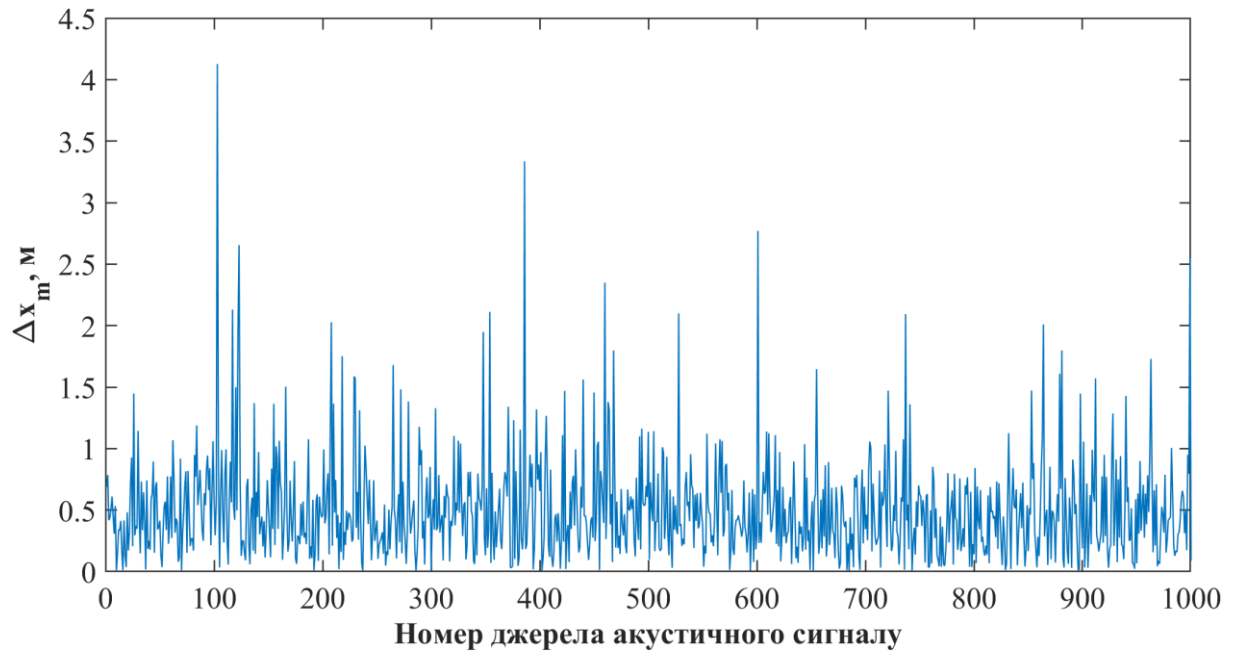
а)



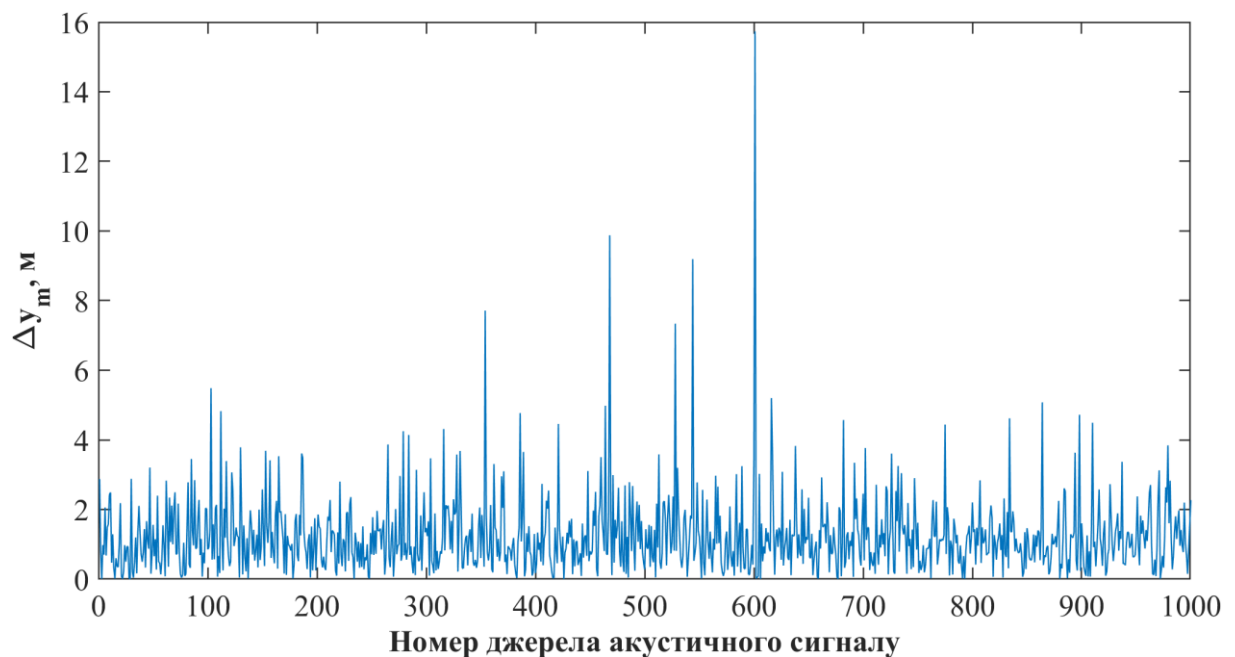
б)

Рис. 2.14. Абсолютні похибки визначення координат ДАС для набору даних *dataset1*: а)  $\Delta x_{m,j}$ , б)  $\Delta y_{m,j}$

На рисунку 2.15 представлено залежність абсолютної похибки від випадкового розташування координат ДАС для набору даних *dataset2*.



а)



б)

Рис. 2.15. Абсолютні похибки визначення координат ДАС для набору даних *dataset2*: а)  $\Delta x_{m,j}$ , б)  $\Delta y_{m,j}$

В таблиці 2.2 представлено результати дослідження середніх значень абсолютних похибок  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$ , які розраховані за формулами (2.17) та (2.18) та їх непевностей для наборів даних *dataset1* та *dataset2*.

Таблиця 2.2.

Середні значення абсолютних похибок визначення координат ДАС та непевності

Набір даних	$\Delta x_{m,s}$ , м	$\Delta y_{m,s}$ , м	$u(\Delta x_m)$ , м	$u(\Delta y_m)$ , м
<i>dataset1</i>	0.4626	1.0759	0.0114	0.0286
<i>dataset2</i>	0.5011	1.2327	0.0130	0.0357

Як видно з таблиці 2.2 середнє значення абсолютної похибки для набору *dataset1* та *dataset2* суттєво не відрізняється. Тобто НМ дає практично однакові результати як для даних, на яких вона навчалася (*dataset1*), так і для даних, на яких не навчалася (*dataset2*). За координатою X середнє значення абсолютної похибки є на рівні 0.5 м, а за координатою Y – 1.2 м. Максимальне значення абсолютної похибки (рис. 2.14, рис. 2.15) для *dataset1* та *dataset2* за координатою X не перевищує 4.2 м, а для координати Y – 16 м. Потрібно зазначити, що лише для невеликої кількості координат ДАС значення абсолютної похибки є близькими до максимального.

## 2.8. Висновки до розділу 2

1. Синтезовано структуру системи визначення координат джерела акустичного сигналу із використанням різницево-часового методу та нейронної мережі.

2. Визначено основні впливні фактори на похибку різниці часу: температура та вологість. Враховуючи те, що координати джерела акустичного сигналу приймають випадкові значення у широкому діапазоні, а швидкість акустичного

сигналу випадково змінюється від температури та вологості повітря, то дослідження похибок, зумовлених впливними факторами, проведено методом Монте-Карло.

3. Розроблено програмно-математичні моделі, одна з яких розраховує координати сенсорів залежно від способу їх розташування, а друга – різниці часу реєстрації акустичних сигналів, значення яких формують набір даних для навчання і перевірки нейронної мережі.

4. Розроблено алгоритм навчання нейронної мережі із застосуванням програмно-математичних моделей.

5. Отримано абсолютні похибки координат  $X$  та  $Y$  джерел акустичного сигналу в залежності від їх розташування на досліджуваному периметрі. Визначено середні та максимальні значення абсолютних похибок системи із параметрами за замовчуванням. За координатою  $X$  середнє значення абсолютної похибки є на рівні 0.5 м, а за координатою  $Y$  – 1.2 м. Максимальне значення абсолютної похибки для набору даних, який використовувався для навчання нейронної мережі та для набору даних на якому нейронна мережа не навчалася, за координатою  $X$  не перевищує 4.2 м, а для координати  $Y$  – 16 м.

### **РОЗДІЛ 3. ОПТИМІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА АКУСТИЧНОГО СИГНАЛУ ЗА КРИТЕРІЄМ МІНІМУМУ ПОХИБКИ**

В третьому розділі проведено оптимізацію параметрів системи визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки без врахування додаткових похибок. Оптимізація проводилася за такими параметрами системи:

- кількість навчальних пар;
- кількість прихованих шарів НМ;
- форма розташування сенсорів;
- кількість сенсорів;
- алгоритм навчання НМ;
- відстань від сенсорів до периметру ДАС;
- спосіб вибору базового сенсору;
- структура прихованих шарів НМ.

Під час дослідження отримано залежності середнього значення абсолютної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу від вище описаних параметрів системи із використанням розроблених програмно-математичних моделей. Із використанням цих залежностей можна розрахувати похибку конкретної СВК ДАС з певними параметрами, а також для необхідної похибки визначення координат ДАС розрахувати необхідні параметри СВК ДАС.

Проведено дослідження середнього значення абсолютної похибки визначення координат ДАС для оптимізованих параметрів СВК ДАС, а також здійснено порівняння похибок оптимізованої та неоптимізованої систем.

В ідеальному випадку оптимізацію системи бажано здійснювати одночасно за всіма параметрами. Проте це приводить до збільшення математичних обчислень, що суттєво збільшує час виконання одного дослідження із використанням програмно-математичних моделей і, в свою чергу, підвищує вимоги до

обчислювальної здатності персонального комп'ютера, на якому виконується моделювання. Під час виконання оптимізації з максимальними значеннями за кожним із параметрів процес дослідження в більшості випадків призводив до зависання комп'ютера або припинення процесу навчання НМ. Тому було зроблено висновок про необхідність зменшення кількості параметрів, які досліджуються одночасно під час оптимізації. В більшості випадків досліджувалося одночасно два параметри, а у двох випадках - по одному. Кожен з оптимізованих параметрів використовувався для наступних етапів оптимізації з значеннями, які забезпечували мінімальне значення похибки СВК ДАС.

### **3.1. Оптимізація СВК ДАС за кількістю навчальних пар і прихованих шарів нейронної мережі**

Оптимізація СВК ДАС за кількістю даних для навчання нейронної мережі – це важливий етап у процесі створення і навчання НМ. Ця оптимізація впливає на якість та продуктивність НМ. Якщо кількість навчальних пар занадто мала, то НМ може не мати достатньої кількості інформації для ефективного навчання. Це може призвести до перенавчання (*overfitting*), коли нейронна мережа добре працює із даними на яких вона вчилася, і дає погані результати для даних на яких вона не вчилася [108, 117]. З іншого боку надмірна кількість навчальних даних може призвести до збільшення часу навчання і обчислювальних витрат без суттєвого поліпшення продуктивності нейронної мережі. Важливо також враховувати рівномірне розташування ДАС в досліджуваному периметрі. Якщо даних для навчання недостатньо (замало ДАС), то це може призвести до того, що в певній частині периметру буде невелика кількість ДАС (рис. 3.1). НМ не отримає достатньої інформації про розташування ДАС в цій частині периметру і для даних, на яких вона не навчалася, результати визначення координат ДАС можуть будуть незадовільні. Це може призвести до

зростання похибки визначення координат ДАС, які розташовані в цій частині периметру.

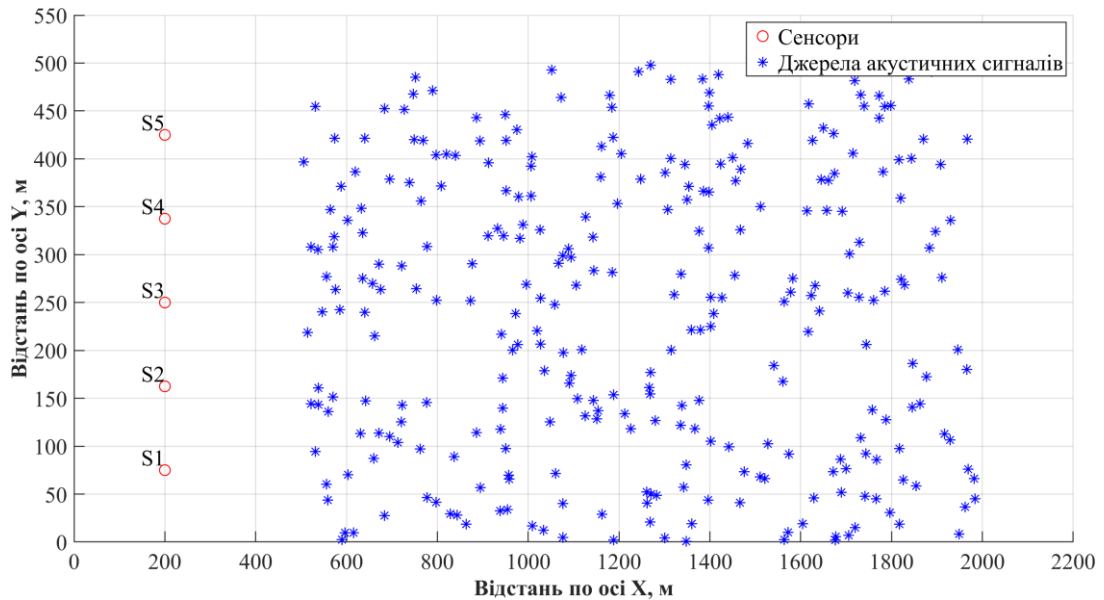


Рис. 3.1. Розташування ДАС за рівномірним законом розподілу при невеликій кількості ДАС

Оптимізація прихованих шарів НМ [123, 124] впливає на продуктивність НМ та її здатність до вирішення конкретної задачі. Зазвичай більша кількість прихованих шарів і нейронів дозволяє моделі вивчати складніші функції. Кількість прихованих шарів – це один з гіперпараметрів НМ. Кількість прихованих шарів не визначається автоматично під час навчання НМ. Найкращий спосіб визначити оптимальну кількість шарів – це проводити експерименти та оптимізувати кількість прихованих шарів з урахуванням конкретної задачі.

Оскільки ці параметри (кількість навчальних пар і прихованих шарів) впливають на процес навчання НМ і визначають складність структури НМ, то оптимізація СВК ДАС здійснювалася одночасно із використанням цих двох параметрів.



Дослідження проводилися із використанням розроблених програмно-математичних моделей, а також досліджуваних параметрів СВК ДАС (значення яких змінювалися):

- кількість навчальних пар – змінюється в діапазоні від 100 до 25000, конкретні значення 100, 250, 500, 750, 1000, 2500, 5000, 7500, 10000, 25000;
- кількість прихованих шарів – змінюється в діапазоні від 1 до 10 з кроком 1;

та параметрів за замовчуванням:

- форма розташування сенсорів – «пряма лінія»;
- координата  $X$  розташування сенсорів – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- кількість сенсорів – 5;
- алгоритм навчання НМ – trainlm;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;
- структура прихованих шарів НМ – рівномірна (кількість нейронів у кожному прихованому шарі однакова і рівна кількості входів НМ);
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  від 500 до 2000 м, за координатою  $Y$  від 0 до 500 м.

Для кожної пари значень досліджуваних параметрів створено і навчено нейронну мережу. В результаті було навчено 100 нейронних мереж із різними значеннями навчальних пар і прихованих шарів. Для кожної НМ розраховано середнє значення абсолютної похибки визначення координат ДАС. Результати досліджень представлені в таблицях 3.1 та 3.2. В таблиці 3.1 подано результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати  $X$  джерела акустичного сигналу для всіх можливих комбінацій досліджуваних параметрів (кількості прихованих шарів та навчальних пар).

Таблиця 3.1.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати X джерела акустичного сигналу

$\Delta x_{m,s}$ , М		Кількість прихованих шарів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Кількість навчальних пар	100	1.2896	0.0251	0.0235	0.0867	0.0305	0.0415	0.0228	0.1059	0.0287	0.0973
	250	1.0117	0.0419	0.0298	0.0248	0.0125	0.0179	0.0122	0.0173	0.0493	0.0417
	500	1.0755	0.0514	0.0137	0.0206	0.0111	0.0117	0.0048	0.0168	0.0172	0.0156
	750	0.9994	0.0443	0.0157	0.0115	0.0124	0.0083	0.013	0.0197	0.0202	0.0222
	1000	0.9937	0.0443	0.028	0.012	0.0281	0.0156	0.0113	0.2948	0.0273	0.0109
	2500	0.6038	0.0302	0.0195	0.0025	0.0161	0.0135	0.009	0.0168	0.0082	0.0075
	5000	0.5987	0.0218	0.0080	0.0038	0.0065	0.0052	0.0026	0.013	0.0029	0.0029
	7500	0.6719	0.0219	0.0035	0.0041	0.0049	0.0078	0.0033	0.0238	0.0073	0.0016
	10000	0.7419	0.0367	0.0093	0.0042	0.0034	0.0033	0.0066	0.0034	0.0023	0.0042
	25000	0.5987	0.0175	0.0076	0.0022	0.0004197	0.0022	0.0049	0.0118	0.0016	0.0019

В таблиці 3.2 представлено результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати Y джерела акустичного сигналу для всіх можливих комбінацій досліджуваних параметрів.

Таблиця 3.2.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати Y джерела акустичного сигналу

$\Delta y_{m,s}$ , М		Кількість прихованих шарів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Кількість навчальних пар	100	1.1178	0.0325	0.0155	0.0634	0.0162	0.0384	0.0200	0.1067	0.0146	0.0655
	250	0.7002	0.0362	0.0335	0.0189	0.0137	0.0155	0.0201	0.0156	0.0231	0.0555
	500	0.9809	0.0402	0.0195	0.0119	0.0113	0.0082	0.0085	0.0112	0.0226	0.0162
	750	0.8187	0.0496	0.0142	0.015	0.0135	0.0088	0.0132	0.0177	0.0184	0.03
	1000	0.7938	0.0541	0.0266	0.0119	0.0138	0.0138	0.0103	0.1196	0.0264	0.0131
	2500	0.3625	0.0189	0.0215	0.0023	0.0127	0.0133	0.0104	0.0118	0.0077	0.0108
	5000	0.3533	0.0144	0.0055	0.0025	0.0074	0.004	0.0026	0.0078	0.0023	0.0022
	7500	0.4032	0.0197	0.0045	0.0053	0.0034	0.0064	0.002	0.0288	0.0085	0.0026

Продовження таблиці 3.2.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>10000</b>	0.4192	0.0176	0.0085	0.0059	0.0038	0.0048	0.0086	0.0025	0.0021	0.0060
<b>25000</b>	0.3605	0.0128	0.0088	0.0016	0.0005364	0.0036	0.0045	0.0075	0.0019	0.0025

На рисунках 3.2 а та 3.2 б представлено залежність середнього значення абсолютної похибки координати X та Y відповідно від кількості прихованих шарів НМ для різної кількості навчальних пар.

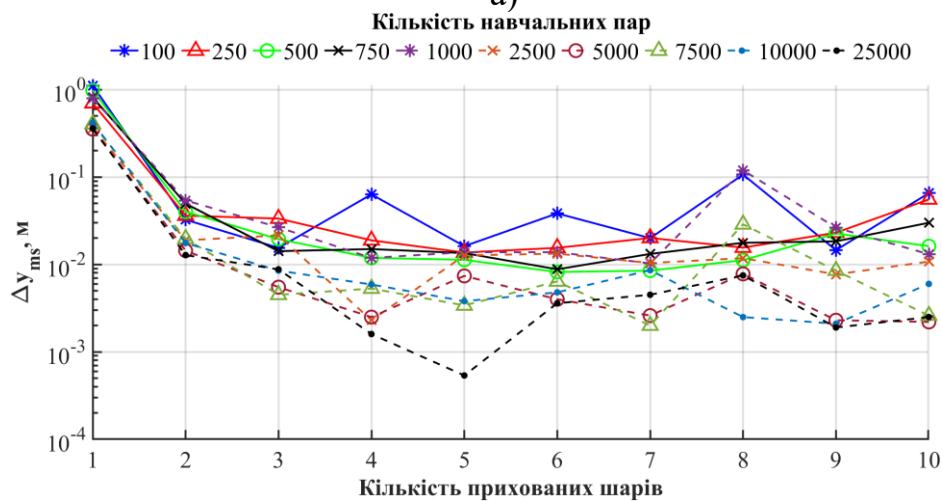
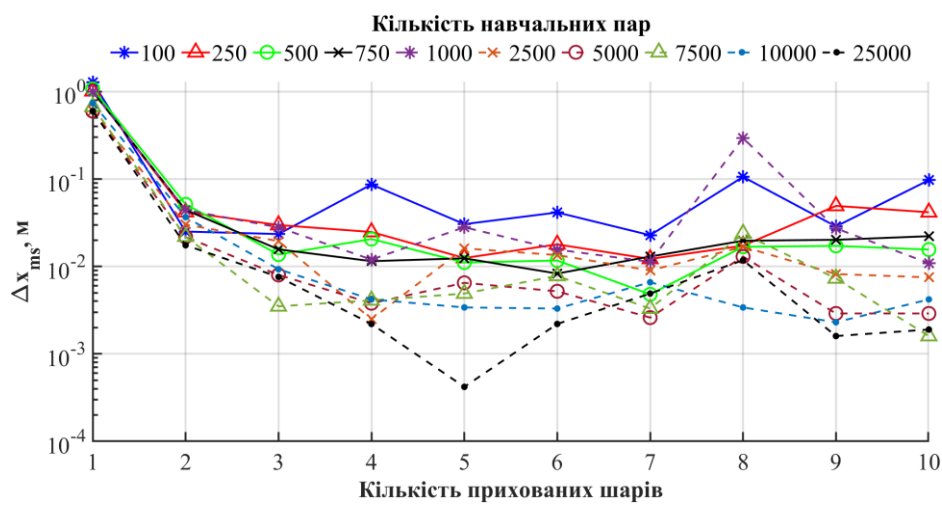


Рис. 3.2. Залежність середнього значення абсолютної похибки від кількості прихованих шарів НМ для різної кількості навчальних пар:

а) координати X, б) координати Y

Як видно з рисунку 3.2 найбільше середнє значення абсолютної похибки отримано для НМ, яка має 1 прихований шар, що спостерігається для всіх значень кількості навчальних пар. Із збільшенням кількості прихованих шарів середнє значення абсолютної похибки суттєво зменшується, а після 5 прихованих шарів, або залишається приблизно на одному рівні, або несуттєво зростає.

Мінімум середнього значення абсолютної похибки визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу припадає на нейронну мережу, яка має 5 прихованих шарів, а для навчання нейронної мережі використовувалось 25000 випадково розташованих на досліджуваному периметрі ДАС. Для оптимальних значень досліджуваних параметрів (кількість навчальних пар та прихованих шарів НМ) похибка за координатою X не перевищує  $4.2 \times 10^{-4}$  м, а для координати Y –  $5.4 \times 10^{-4}$  м.

На рисунках 3.3 та 3.4 представлено 3D графіки залежності середнього значення абсолютної похибки одночасно від кількості навчальних пар та кількості прихованих шарів НМ.

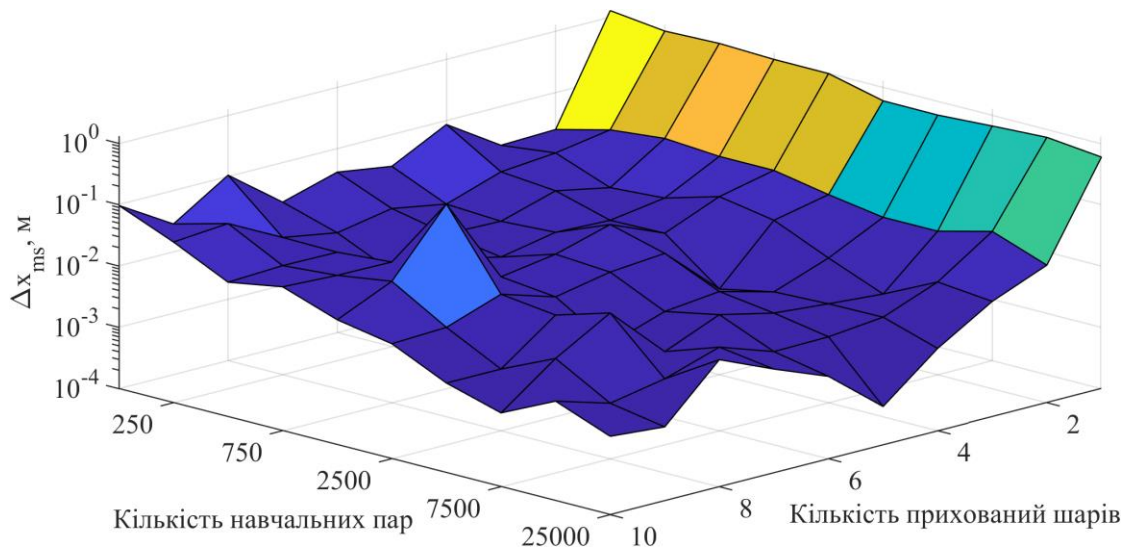


Рис. 3.3. 3D вигляд залежності абсолютної похибки від кількості навчальних пар і прихованих шарів для координати X

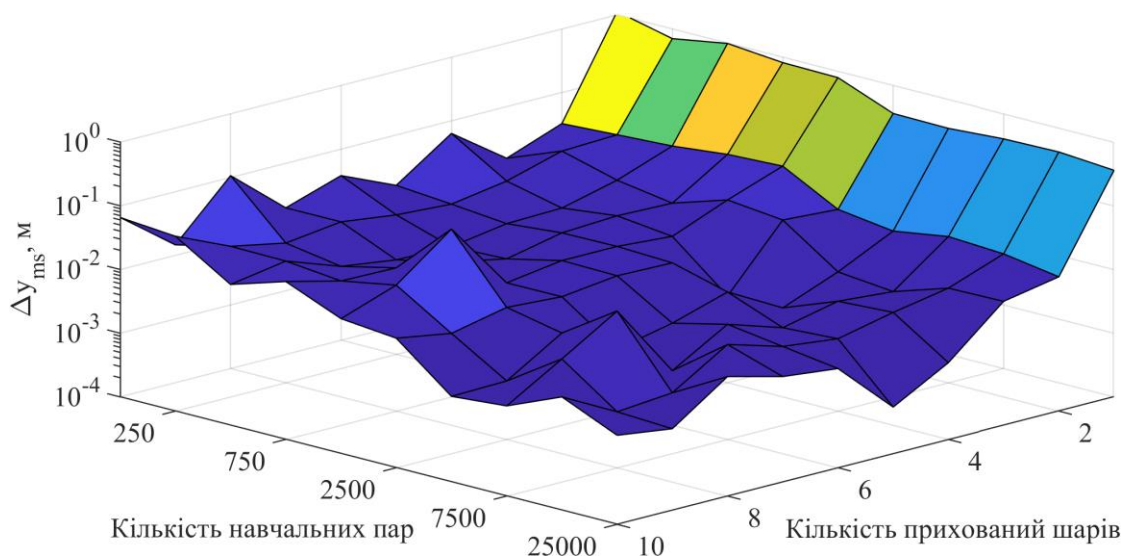


Рис. 3.4. 3D вигляд залежності абсолютної похибки від кількості навчальних пар і прихованих шарів для координати Y

Як можна побачити з рисунків 3.3 та 3.4 для координати X та Y для кількості навчальних пар 5000 та 25000 середнє значення абсолютної похибки для всіх значень кількості прихованих шарів крім оптимального (5 прихованих шарів) відрізняються несуттєво (таблиці 3.1 та 3.2). Проте тенденція зміни як для 5000 та і для 25000 навчальних пар є достатньо однаковою (рис. 3.5).

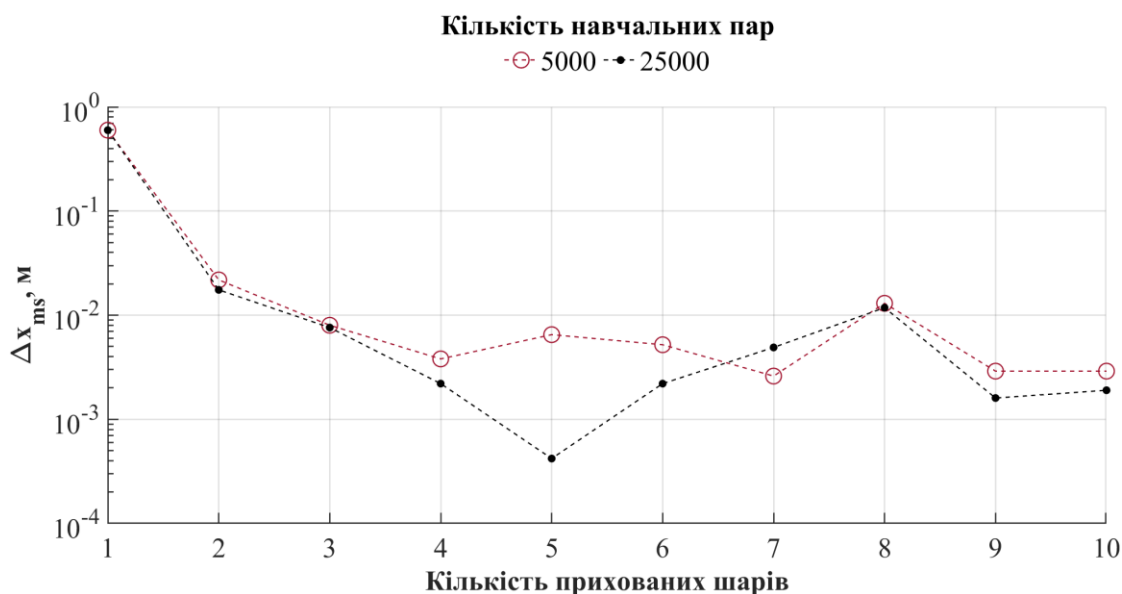


Рис. 3.5. Залежність середнього значення абсолютної похибки від кількості прихованих шарів для 5000 та 25000 навчальних пар

Оскільки при 25000 навчальних пар час навчання НМ суттєво зростає і бувають випадки, коли в процесі дослідження зависає комп'ютер або припиняється процес навчання НМ, було прийнято рішення для деяких експериментальних досліджень з оптимізації застосовувати для навчання НМ 5000 навчальних пар. У випадку, якщо навчання НМ відбувалося нетривалий проміжок часу, дослідження проводилось для 25000 навчальних пар.

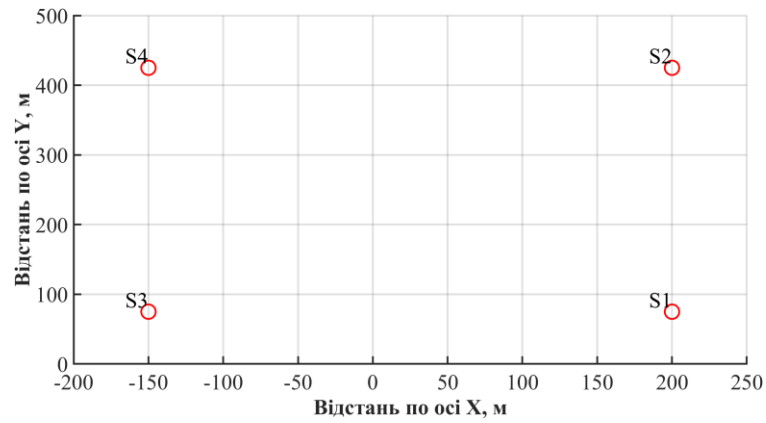
### 3.2. Оптимізація за формою розташування сенсорів

Форма розташування сенсорів на площині впливає на результат розрахунку різниць часу, які використовуються для навчання НМ. Оскільки сенсори один відносно одного, за різних форм, розташовані по різному, то і час реєстрації акустичного сигналу кожним з сенсорів буде різним. В цьому випадку ні структура даних ні структура НМ не зазнають змін, тому суттєвого впливу на тривалість навчання тут не виявлено. Однак змінюються самі дані, а значення різниці часу реєстрації можуть як збільшуватися так і зменшуватися залежно від форми розташування сенсорів.

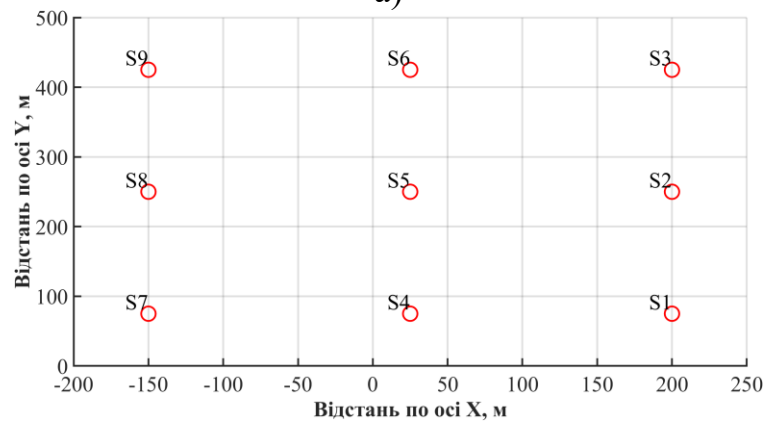
Дослідження проводилося для 4 форм розташування сенсорів на площині:

- пряма лінія;
- квадрат;
- рівнобедрені трикутники;
- розташування випадковим чином.

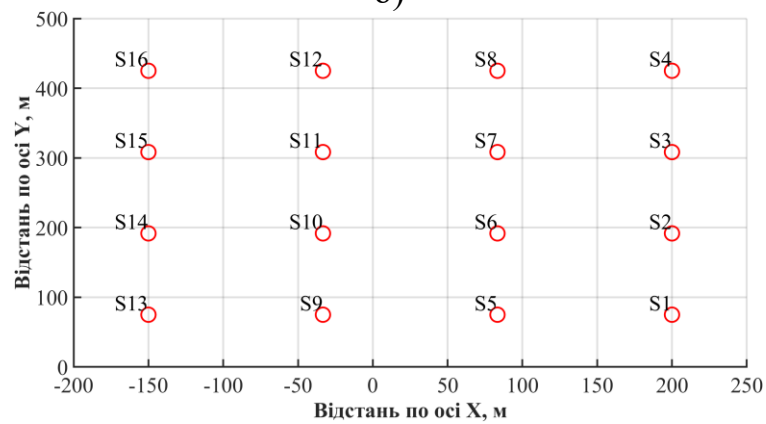
Для квадратного способу розташування сенсорів їх кількість  $N_s$  розраховується за формулою (2.4). У такому випадку кількість сенсорів  $N_s$  буде приймати такі значення: 4, 9, 16, 25 і т. д. На рисунку 3.6 представлено розташування сенсорів для  $N_s$ , яке рівне 4, 9, 16 та 25.



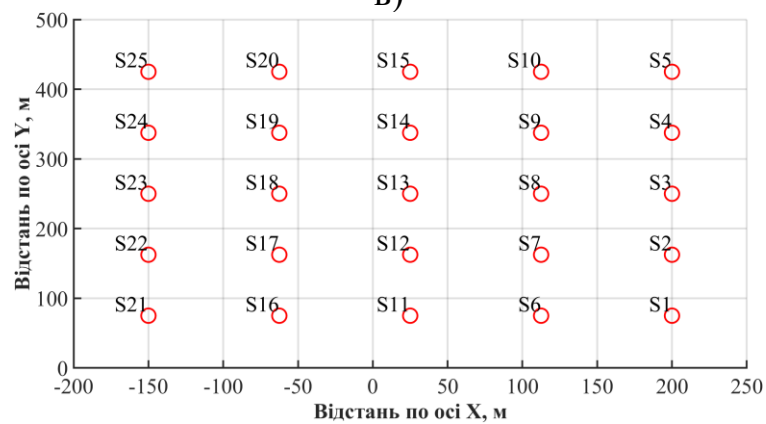
а)



б)



в)



г)

Рис. 3.6. Розташування сенсорів при різній кількості  $N_s$  для квадрата

Для трикутного способу розташування кількість сенсорів розраховується за формулою (2.5). Для отримання коректних результатів оптимізації СВК ДАС потрібно досліджувати НМ з однаковою кількістю входів для різних форм розташування сенсорів. Для лінійного та випадкового розташування сенсорів можна вибрати будь-яку кількість. Враховуючи формули (2.4) та (2.5), мінімальна кількість сенсорів для трикутного та квадратного розташування становить 9 сенсорів. Тому подальші дослідження проводилися для різних форм розташування сенсорів і  $N_s=9$ .

Дослідження проводилися із використанням розроблених програмно-математичних моделей, а також оптимізованих параметрів:

- кількість навчальних пар – 25000;
- кількість прихованих шарів – 5;

досліджуваних параметрів СВК ДАС (значення яких змінювалися):

- способи розташування сенсорів – пряма лінія, квадрат, трикутники, випадковим чином;

та параметрів за замовчуванням:

- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- кількість сенсорів – 9;
- алгоритм навчання НМ – trainlm;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;
- структура прихованих шарів НМ – рівномірна (кількість нейронів у кожному прихованому шарі однакова і рівна кількості входів НМ);



- периметр розташування ДАС – за координатою X від 500 до 2000 м, за координатою Y від 0 до 500 м.

Розташування сенсорів відносно периметру розташування ДАС в залежності від форми розташування сенсорів відображено на рисунку 2.5 та 2.6. В таблиці 3.3 наведено результати дослідження середнього значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$  визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу для 4 форм розташування сенсорів.

Таблиця 3.3.

Середнє значення абсолютних похибок для 4 форм розташування сенсорів

	Форма розташування сенсорів			
	Лінія	Квадрат	Трикутники	Випадкове розташування
$\Delta x_{m,s}$ , м	0.000380	0.000070	0.000062	0.000132
$\Delta y_{m,s}$ , м	0.000374	0.000122	0.000097	0.000290

На рисунку 3.7 представлено залежність середнього значення абсолютної похибки визначення координати X та Y від форми розташування сенсорів.

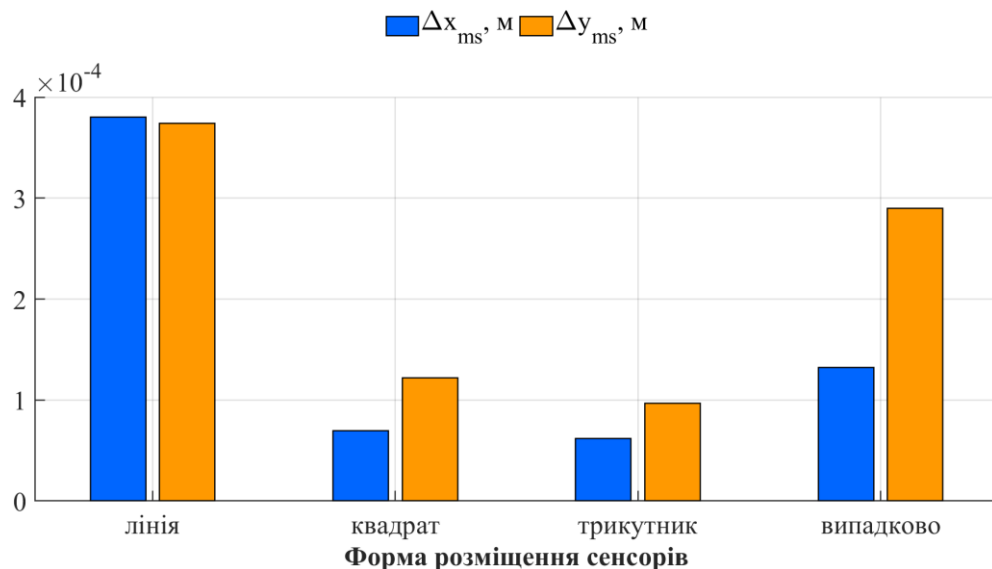


Рис. 3.7. Залежність середнього значення абсолютної похибки від форми розташування сенсорів

Аналізуючи результати подані на рисунку 3.7, можна зробити висновок, що найменші середні значення абсолютної похибки отримано для квадратної та

трикутної форм розташування сенсорів. Середнє значення абсолютної похибки для квадратного розташування сенсорів складає  $7.0 \times 10^{-5}$  м для координати X та  $12.2 \times 10^{-5}$  Y, а для трикутного –  $6.2 \times 10^{-5}$  м для координати X та  $9.7 \times 10^{-5}$  м для координати Y. Оскільки різниця між похибками визначення координат ДАС для трикутного та квадратного розташування є несуттєвою, а розташування сенсорів за квадратним способом є простішим в подальших дослідженнях з оптимізації параметрів СВК ДАС буде використовуватись квадратна форма розташування сенсорів.

### 3.3. Оптимізація за кількістю сенсорів і алгоритмом навчання НМ

Алгоритм навчання впливає на ефективність навчання НМ, а кількість сенсорів – на її структуру і дорівнює кількості входів НМ. Надмірна кількість входів може призвести до збільшення обчислювальної складності та вимог до обчислювальних ресурсів. Для отримання певної похибки визначення координат ДАС неможливо однозначно встановити потрібну кількість входів НМ. Крім того, важливо пам'ятати, що не завжди збільшення кількості входів НМ призводить до зменшення похибки і ефективності навчання НМ. Окрім цього важливим є правильний вибір алгоритму навчання НМ. Різні алгоритми мають різні методи регуляризації та оптимізації [125], які впливають на похибку навчання НМ.

Оскільки ці параметри (кількість сенсорів і алгоритм навчання НМ) впливають на структуру та ефективність навчання НМ, то їх оптимізація здійснювалася одночасно.

Дослідження проводилися із використанням розроблених програмно-математичних моделей, а також оптимізованих параметрів:

- кількість навчальних пар – 5000;
- кількість прихованих шарів – 5;
- форма розташування сенсорів – квадрат;

досліджуваних параметрів СВК ДАС (значення яких змінювалися):

- кількість сенсорів – змінюється в діапазоні від 4 до 49, конкретні значення 4, 9, 16, 25, 36, 49;
- алгоритми навчання НМ – `trainidx`, `traincgb`, `trainlm`, `traincgp`, `trainbfg`, `traincgp`, `trainrp`, `trainscg`, `trainoss` [126-134];

та параметрів за замовчуванням:

- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;
- структура прихованих шарів НМ – рівномірна (кількість нейронів у кожному прихованому шарі однакова і рівна кількості входів НМ);
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  від 500 до 2000 м, за координатою  $Y$  від 0 до 500 м.

В таблиці 3.4 представлено результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати  $X$  джерела акустичного сигналу для різної кількості сенсорів і алгоритмів навчання НМ.

Таблиця 3.4.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати  $X$  джерела акустичного сигналу

$\Delta x_{m,s}$ , м		Кількість сенсорів					
		4	9	16	25	36	49
Алгоритм навчання НМ	<b>trainlm</b>	0.0374	0.00034907	0.00025997	0.00031924	-	-
	<b>trainbfg</b>	72.6724	23.4963	10.2973	14.8751	10.6766	14.1373
	<b>trainrp</b>	39.0148	8.3348	6.0948	3.5947	4.8664	7.8777
	<b>trainscg</b>	17.826	1.7992	1.2446	1.5786	0.8227	1.0548

Продовження таблиці 3.4

$\Delta x_{m,s}$ , М		4	9	16	25	36	49
Алгоритм навчання НМ	<b>traincgb</b>	34.4143	5.4692	4.5233	6.7734	4.0779	1.4393
	<b>traincgf</b>	13.3588	2.3762	2.8372	2.2783	2.8132	4.2364
	<b>traincgp</b>	18.2072	5.2302	3.7573	3.6701	5.914	5.0646
	<b>trainoss</b>	59.5268	4.4375	5.0539	3.4493	4.4628	4.0814
	<b>traingdx</b>	84.4973	62.3097	46.1402	45.899	47.7498	59.1179

В таблиці 3.5 представлено результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати Y джерела акустичного сигналу.

Таблиця 3.5.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати Y джерела акустичного сигналу

$\Delta y_{m,s}$ , М		Кількість сенсорів					
		4	9	16	25	36	49
Алгоритм навчання НМ	<b>trainlm</b>	0.0431	0.00055339	0.00027428	0.00026703	-	-
	<b>trainbfg</b>	32.7128	16.9744	12.029	8.0495	7.6691	8.3486
	<b>trainrp</b>	26.2717	6.3605	3.3696	2.7007	2.4441	3.7917
	<b>trainscg</b>	13.9426	2.0475	1.0653	1.669	0.6578	1.0928
	<b>traincgb</b>	21.711	3.7315	3.3834	3.758	4.3286	1.0346
	<b>traincgf</b>	16.3249	2.2902	2.9041	1.3121	2.0231	2.4149
	<b>traincgp</b>	12.5872	3.67	3.216	2.4334	3.3878	2.5776
	<b>trainoss</b>	45.476	3.6109	3.7919	2.5759	2.4442	2.9279
	<b>traingdx</b>	127.9141	59.6549	25.0919	19.1214	35.7016	14.6803

Використання алгоритму **trainlm** для 36 і 49 сенсорів призводило до зависання комп'ютера та припинення процесу навчання НМ, що не дозволило отримати результати дослідження.

На рисунку 3.8 подано залежність середнього значення абсолютної похибки визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу від алгоритму навчання НМ за різної кількості сенсорів.

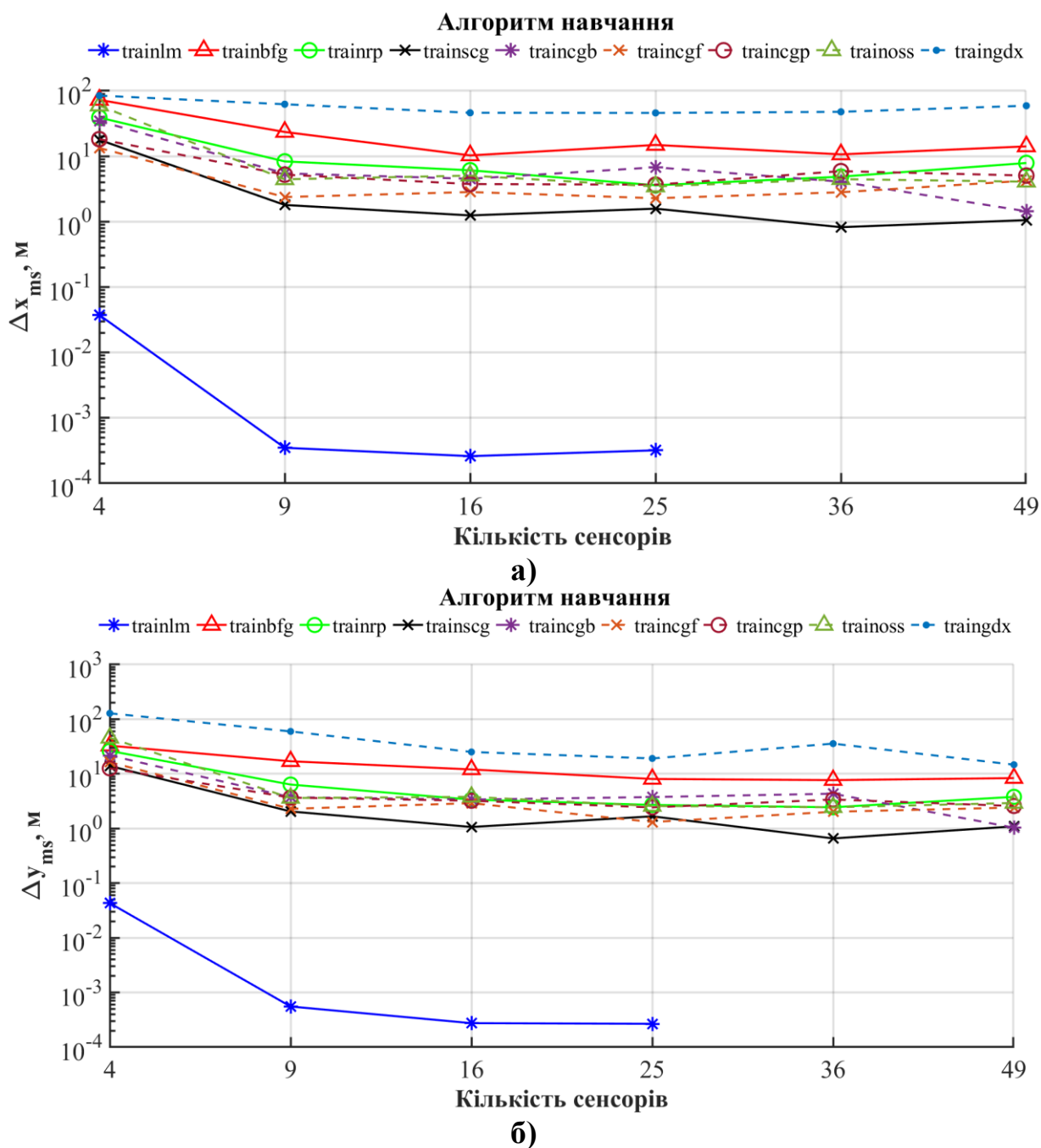


Рис. 3.8. Залежність середнього значення абсолютної похибки від алгоритму навчання НМ за різної кількості сенсорів: а) координати X, б) координати Y

Як видно з рисунку 3.8 мінімум середнього значення абсолютної похибки визначення координат X та Y джерела акустичного сигналу припадає на нейронну мережу із використанням алгоритму навчання `trainlm` та 16 сенсорів. Середнє значення абсолютної похибки при цьому становить  $2.6 \times 10^{-4}$  м для координати X та  $2.7 \times 10^{-4}$  м за координатою Y. Середні значення абсолютних

похибок інших алгоритмів є приблизно на 4 - 5 порядків більшими (для `tainseg` та `traingdx` відповідно). Проте недоліком алгоритму `trainlm` є те, що він не підтримує відеоприскорювачів і використовує лише обчислювальні потужності процесора. Тому максимальна кількість входів за якої вдалося дослідити алгоритм `trainlm` є 25 сенсорів.

Враховуючи тенденції зміни середнього значення абсолютних похибок інших алгоритмів навчання НМ від кількості сенсорів та результати дослідження алгоритму `trainlm` для кількості сенсорів від 4 до 25 (рис. 3.8), можна зробити висновок, що для 36 та 49 сенсорів середнє значення абсолютної похибки для алгоритму `trainlm` не буде суттєво відрізнятися від значення отриманого для 25 сенсорів.

Середнє значення абсолютної похибки визначення координат ДАС для алгоритму навчання `trainlm` за 9, 16 та 25 сенсорів відрізняються несуттєво. Проте для 16 та 25 сенсорів час навчання НМ суттєво зростає і тривав більше 3 днів. Тому для оптимізації системи як за часом навчання так і за мінімумом середнього значення абсолютної похибки в подальших дослідженнях використовується алгоритм навчання `trainlm` та 9 сенсорів.

### **3.4. Оптимізація за способом вибору базового сенсора і відстанню від сенсорів до початку периметру розташування ДАС**

Базовий сенсор – це сенсор час реєстрації акустичного сигналу якого використовується як від’ємник під час розрахунку різниць часу реєстрації акустичного сигналу для кожного з сенсорів. Спосіб вибору базового сенсора для розрахунку різниці часу і відстань від сенсорів до початку периметру розташування ДАС не змінюють структуру НМ, однак впливають на значення різниць часів, які передаються на НМ.

В програмно-математичних моделях використовуються два основні способи вибору базового сенсора. Для першого способу за базовий сенсор приймається

той, що зареєстрував сигнал першим. Тому під час застосування цього алгоритму базовий сенсор змінюватиметься із зміною координат ДАС, а значення різниці часу буде завжди додатнім, оскільки завжди відніматиметься менше значення від більшого. Для другого способу за базовий сенсор приймається один з сенсорів і він залишається незмінним. Тому під час застосування такого способу значення різниці часу можуть набувати від'ємних значень, а сама різниця залежить від номеру сенсора, який взято як базовий. Для способу із фіксованим базовим сенсором дослідження проводилися коли базовий сенсор розміщувався у 5 точках (рис. 3.9), які відповідають сенсорам  $S_1, S_3, S_5, S_7$  та  $S_9$ .

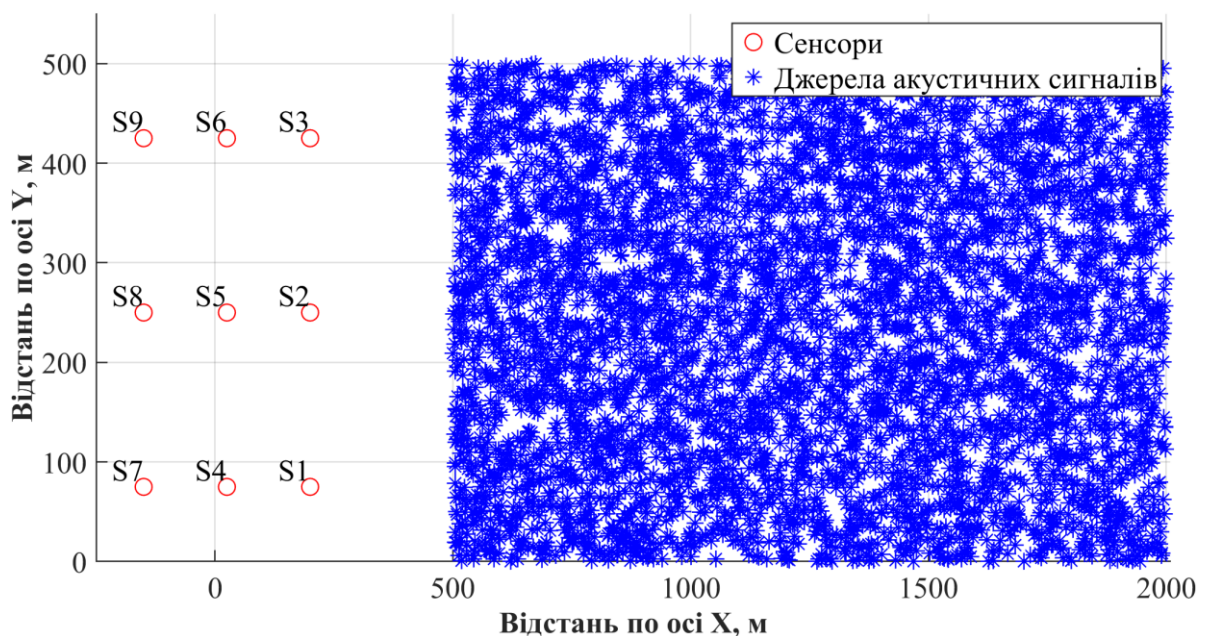


Рис. 3.9. Вибір сенсорів  $S_1, S_3, S_5, S_7$  та  $S_9$  як базових для способу із фіксованим базовим сенсором

Дослідження проводилися із використанням розроблених програмно-математичних моделей, а також оптимізованих параметрів:

- кількість навчальних пар – 5000;
- кількість прихованих шарів – 5;
- форма розташування сенсорів – квадрат;
- кількість сенсорів – 9;

- алгоритм навчання НМ – trainlm;

досліджуваних параметрів СВК ДАС (значення яких змінювалися):

- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим або фіксований ( $S_1, S_3, S_5, S_7, S_9$ );
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – змінюється в діапазоні від 100 до 900 м з кроком в 100 м, а також для окремого значення 1800 м;

та параметрів за замовчуванням:

- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- структура прихованих шарів НМ – рівномірна (кількість нейронів у кожному прихованому шарі однакова і рівна кількості входів НМ);
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  1500 м, за координатою  $Y$  500 м.

Під час дослідження середнього значення абсолютної похибки визначення координат ДАС використано додаткове значення відстані від сенсорів до периметру розташування ДАС рівне 1800 м, яке потрібне для перевірки тенденції зміни похибки. Разом з тим дослідження другого способу вибору базового сенсора проводилося для кожного з обраних сенсорів окремо. Завжди створювалась і навчалась нова НМ із використанням обраних параметрів СВК ДАС. Результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки представлено в таблицях 3.6 та 3.7. В таблиці 3.6 представлено середнє значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати  $X$  джерела акустичного сигналу для різної відстані від сенсорів до периметру розташування ДАС та способу вибору базового сенсора. В таблиці 3.7 подано середнє значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати  $Y$  джерела акустичного сигналу.



Таблиця 3.6.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  визначення координати X джерела акустичного сигналу

$\Delta x_{m,s}$ , М		Базовий сенсор					
		Перший спосіб	Другий спосіб				
			$S_1$	$S_3$	$S_5$	$S_7$	$S_9$
Відстань до ДАС	<b>100</b>	0.000262	0.000312	0.000349	0.000346	0.000582	0.000393
	<b>200</b>	0.000408	0.000249	0.000334	0.000371	0.000135	0.000216
	<b>300</b>	0.000494	0.000382	0.000363	0.00043	0.00024	0.000279
	<b>400</b>	0.000401	0.000406	0.000218	0.000322	0.000265	0.000468
	<b>500</b>	0.000273	0.000359	0.000282	0.000241	0.000248	0.00017
	<b>600</b>	0.000337	0.000324	0.000517	0.000287	0.000214	0.000298
	<b>700</b>	0.000262	0.000312	0.000349	0.000346	0.000582	0.000393
	<b>800</b>	0.000408	0.000249	0.000334	0.000371	0.000135	0.000216
	<b>900</b>	0.000494	0.000382	0.000363	0.00043	0.00024	0.000279
	<b>1800</b>	0.000401	0.000406	0.000218	0.000322	0.000265	0.000468

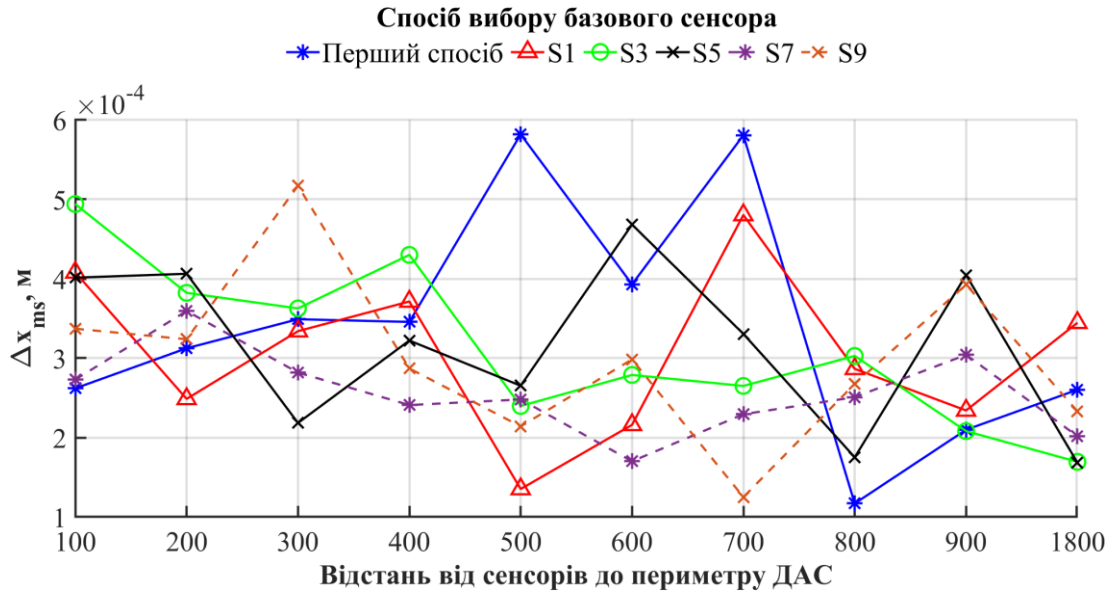
Таблиця 3.7.

Середнє значення абсолютної похибки  $\Delta y_{m,s}$  визначення координати Y джерела акустичного сигналу

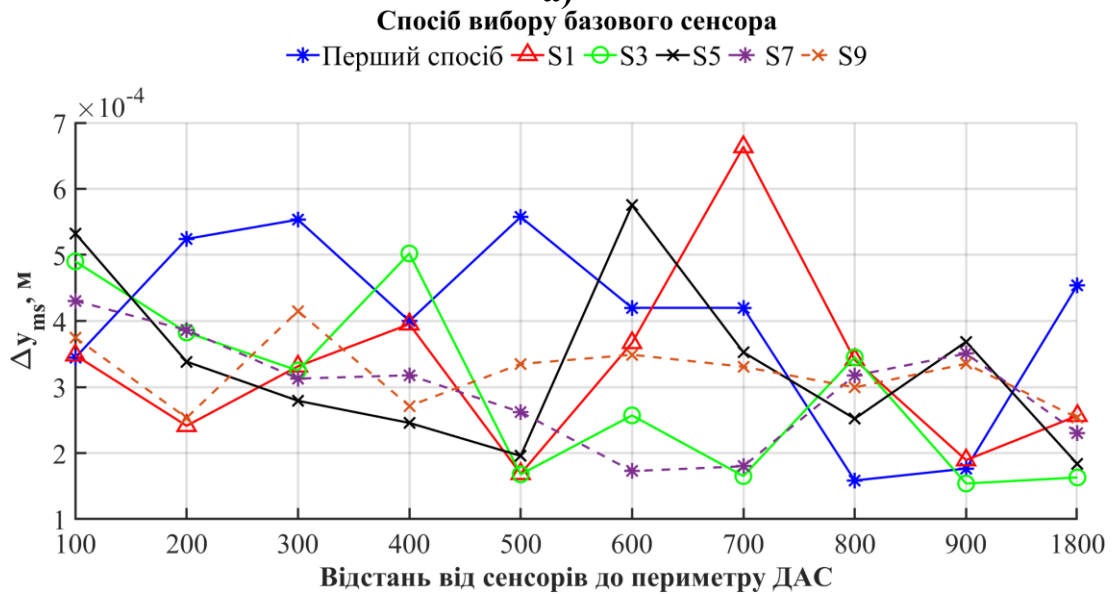
$\Delta y_{m,s}$ , М		Базовий сенсор					
		Перший спосіб	Другий спосіб				
			$S_1$	$S_3$	$S_5$	$S_7$	$S_9$
Відстань до ДАС	<b>100</b>	0.000345	0.000524	0.000553	0.0004	0.000557	0.00042
	<b>200</b>	0.000348	0.000241	0.000331	0.000395	0.000169	0.000367
	<b>300</b>	0.00049	0.000383	0.000325	0.000502	0.000168	0.000257
	<b>400</b>	0.000533	0.000338	0.000279	0.000246	0.000196	0.000575
	<b>500</b>	0.00043	0.000386	0.000313	0.000318	0.000262	0.000173
	<b>600</b>	0.000375	0.000253	0.000415	0.000271	0.000335	0.000349
	<b>700</b>	0.000345	0.000524	0.000553	0.0004	0.000557	0.00042
	<b>800</b>	0.000348	0.000241	0.000331	0.000395	0.000169	0.000367
	<b>900</b>	0.00049	0.000383	0.000325	0.000502	0.000168	0.000257
	<b>1800</b>	0.000533	0.000338	0.000279	0.000246	0.000196	0.000575

На рисунку 3.10 представлено залежність середнього значення абсолютної похибки визначення координати X та Y джерела акустичного сигналу від способу

вибору базового сенсора та відстані від сенсорів до периметру розташування ДАС.



а)



б)

Рис. 3.10. Залежність середнього значення абсолютної похибки від способу вибору базового сенсора і відстані до ДАС: а) координати X, б) координати Y

За результатами проведеного дослідження (рис. 3.10) можна зробити висновок, що в основному відстань та тип сенсору, що використовується як базовий для розрахунку різниць часу не впливають на похибку СВК ДАС. Спостерігається невелике зменшення середнього значення абсолютної похибки

із збільшенням відстані від сенсорів до периметру розташування ДАС. Для відстані 100 м середнє значення абсолютної похибки для усіх базових сенсорів знаходиться у діапазоні від  $2.6 \times 10^{-4}$  до  $5.8 \times 10^{-4}$  м для координати X та від  $3.5 \times 10^{-4}$  до  $5.6 \times 10^{-4}$  м для координати Y. А для відстані 1800 м - від  $1.7 \times 10^{-4}$  до  $3.5 \times 10^{-4}$  м для координати X та від  $1.6 \times 10^{-4}$  до  $4.5 \times 10^{-4}$  м для координати Y.

Оскільки, відстань від сенсорів до периметру розташування ДАС та спосіб вибору базових сенсорів суттєво не впливають на похибку СВК ДАС, то для подальших досліджень оптимальними параметрами залишено значення відстані рівне 300 м, а базовим сенсором обирається той, що зареєстрував акустичний сигнал першим.

### **3.5. Оптимізація за структурою прихованих шарів**

В більшості випадків різна кількість нейронів у кожному з прихованих шарів, а також характер їх зміни можуть призвести як до покращення так і до погіршення точності НМ. Для кожної конкретної задачі заздалегідь зрозуміти якою має бути ця кількість практично неможливо. Тому завжди потрібно проводити оптимізацію за цим параметром.

Дослідження проводилося для кількох структур прихованих шарів НМ з різною кількістю нейронів в прихованих шарах, а саме:

- рівномірна;
- спадна;
- розширювана;
- звужувана;
- періодична.

На рисунку 3.11 представлено графічне зображення досліджуваних структур прихованих шарів НМ. Для покращення візуального сприйняття різниці між структурами було використано НМ з 5 входами та 2 виходами.

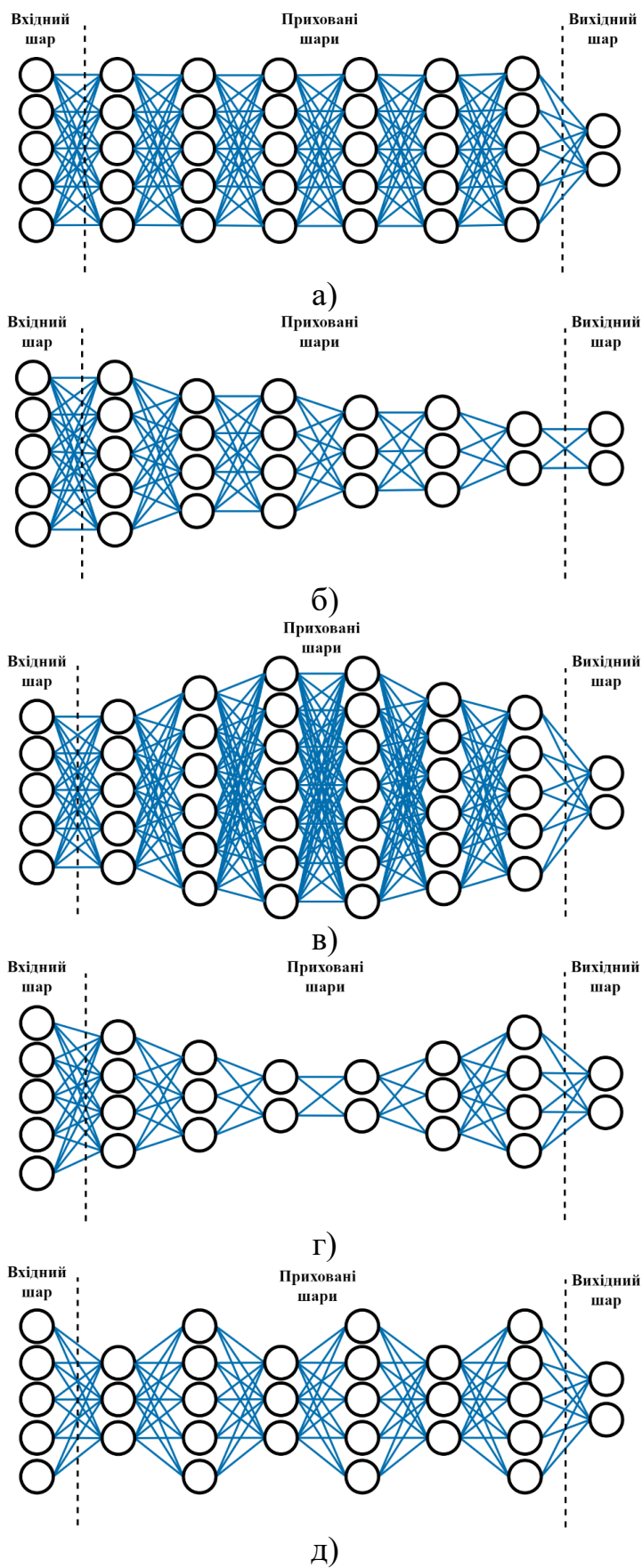


Рис. 3.11. Структури прихованих шарів НМ: а) рівномірна, б) спадна, в) розширювана, г) звужувана, д) періодична

У рівномірній структурі кількість нейронів в кожному з прихованих шарів завжди є однаковою. Перший прихований шар може мати однакову з вхідним, меншу або більшу кількість нейронів. Це може спостерігатися у будь-якій структурі прихованих шарів НМ. Так, наприклад, на рисунку 3.11 а представлено рівномірну структуру з 5 нейронами в кожному з прихованих шарів.

У спадній структурі прихованих шарів кількість нейронів зменшується від вхідного шару до вихідного. Крім того деякі приховані шари можуть мати однакову кількість нейронів. На рисунку 3.11 б відображено спадну структуру, яка має однакову кількість нейронів у 2, 3 та 4, 5 прихованих шарах. Останній прихований шар має однакову з вихідним шаром кількість нейронів. А перший – однакову з вхідним.

У розширюваній структурі кількість нейронів в кожному з прихованих шарів зростає від вхідного до середнього, а потім спадає від середнього прихованого до вихідного шару нейронної мережі (рис. 3.11 в).

Звужувана структура є оберненою до розширюваної. Кількість нейронів в кожному шарі зменшується від вхідного шару до середнього прихованого, і збільшується від середнього до вихідного. На рисунку 3.11 г зображено НМ з звужуваною структурою прихованих шарів. Перший прихований шар має 4 нейрони, середні – 2, останній – 4. Кількість нейронів в першому та останньому прихованих шарах не обов'язково повинна бути однаковою.

У періодичній структурі кількість нейронів в кожному з шарів періодично збільшується та зменшується. На рисунку 3.11 д представлено періодичну структуру, період якої складається з двох прихованих шарів з 3 та 5 нейронами. Проте період може складатися із різної кількості прихованих шарів, як наприклад, період з чотирма прихованими шарами з 3, 4, 5 та 4 нейронами.

Дослідження проводилися із використанням розроблених програмно-математичних моделей, а також оптимізованих параметрів:

- кількість навчальних пар – 5000;
- кількість прихованих шарів – 5;

- форма розташування сенсорів – квадрат;
- кількість сенсорів – 9;
- алгоритм навчання НМ – trainlm;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;

досліджуваних параметрів СВК ДАС (значення яких змінювалися):

- структура прихованих шарів НМ – рівномірна, спадна, розширювана, звужувана, періодична;

та параметрів за замовчуванням:

- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  від 500 до 2000 м, за координатою  $Y$  від 0 до 500 м.

Враховуючи значення попередньо оптимізованих параметрів СВК ДАС структури прихованих шарів матимуть таку кількість нейронів:

- рівномірна – [9 9 9 9 9];
- спадна – [8 7 6 5 4];
- розширювана – [9 14 18 11 4];
- звужувана – [9 5 2 3 4];
- періодична – [4 8 4 8 4].

Під час дослідження для кожної із структур було навчено окрему нейронну мережу і для кожної з них отримано середнє значення абсолютної похибки визначення координат  $X$  та  $Y$  розташування ДАС. В таблиці 3.8 наведено результати розрахунку середнього значення абсолютної похибки  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$  для п'яти структур прихованих шарів.

Таблиця 3.8.

Середнє значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,s}$  та  $\Delta y_{m,s}$  для різної структури прихованих шарів

	Структура нейронів в прихованих шарах				
	рівномірна	спадна	розширювана	звужувана	періодична
$\Delta x_{m,s}, \text{ м}$	0.0003	0.0013	0.00017	0.0013	0.0011
$\Delta y_{m,s}, \text{ м}$	0.0006	0.0017	0.00015	0.0013	0.0009

На рисунку 3.12 відображена залежність середнього значення абсолютної похибки визначення координат X та Y від різної структури прихованих шарів НМ.

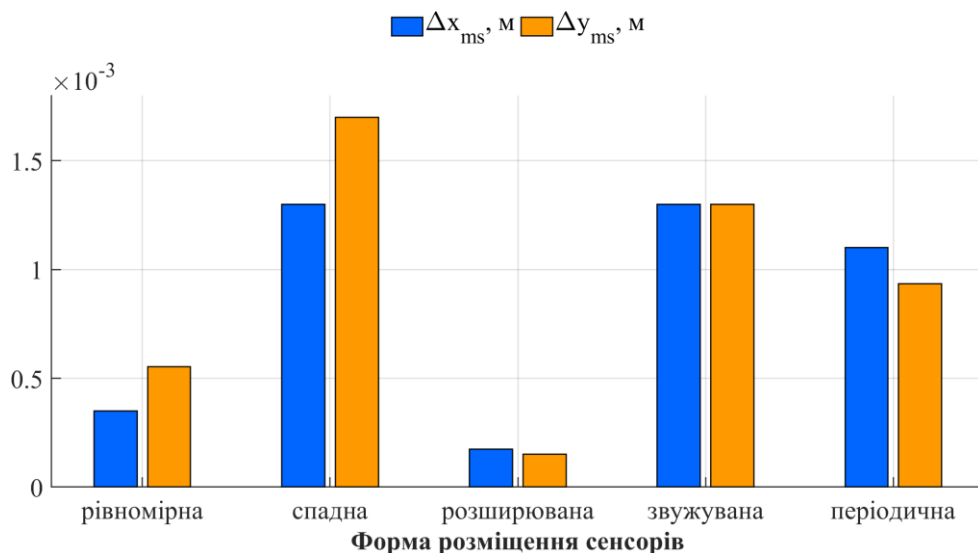


Рис. 3.12. Залежність середнього значення абсолютної похибки від структури прихованих шарів НМ

За результатами досліджень (рис. 3.12) найкращою є розширювана структура прихованих шарів НМ, для якої середнє значення абсолютної похибки становить  $1.7 \times 10^{-4}$  м для координати X та  $1.5 \times 10^{-4}$  м для координати Y.

За результатами проведених досліджень отримано СВК ДАС з оптимізованими параметрами, які забезпечують найменше середнє значення абсолютної похибки визначення координат ДАС. В наступному підрозділі

проведено дослідження метрологічних характеристик СВК ДАС з оптимізованими параметрами.

### **3.6. Порівняння метрологічних характеристик СВК ДАС із оптимізованими та неоптимізованими параметрами**

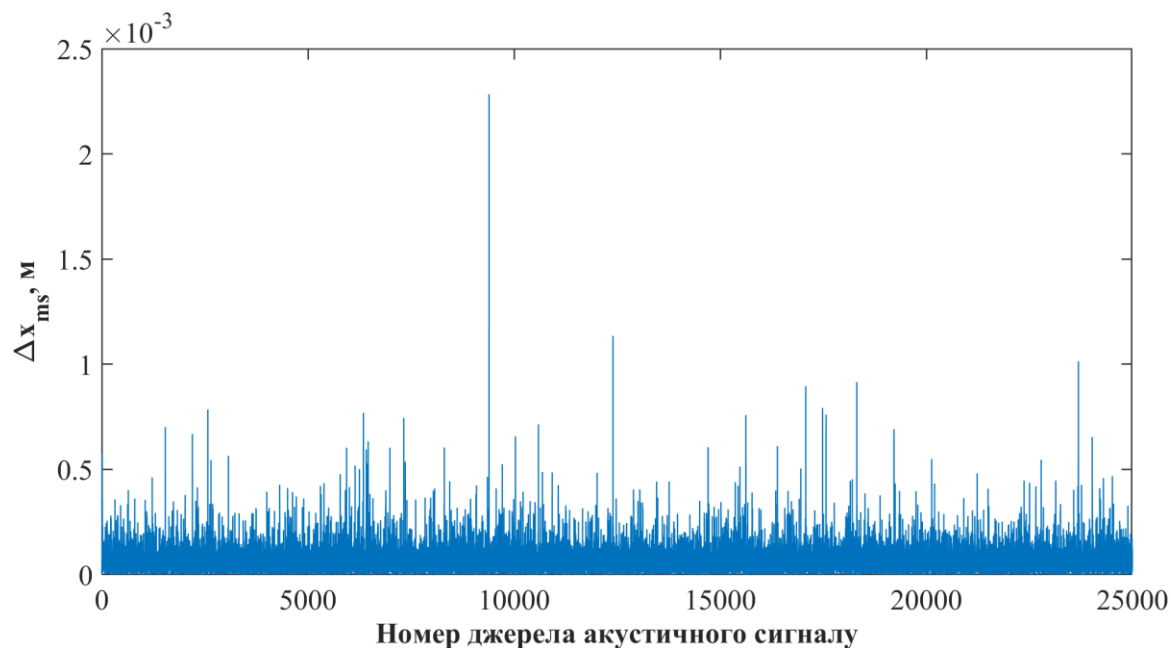
В результаті проведених досліджень отримано такі оптимальні параметри СВК ДАС [135]:

- кількість навчальних пар – 25000;
- кількість прихованих шарів – 5;
- форма розташування сенсорів – квадрат;
- кількість сенсорів – 9;
- алгоритм навчання НМ – trainlm;
- спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим;
- відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м;
- структура прихованих шарів НМ – розширювана;
- найближча координата  $X$  розташування сенсорів до периметру розташування ДАС – 200 м;
- мінімальна та максимальна координата  $Y$  розташування сенсорів –  $Y_{\min} = 75$  м,  $Y_{\max} = 425$  м, відстань між сенсорами – однакова;
- периметр розташування ДАС – за координатою  $X$  від 500 до 2000 м, за координатою  $Y$  від 0 до 500 м.

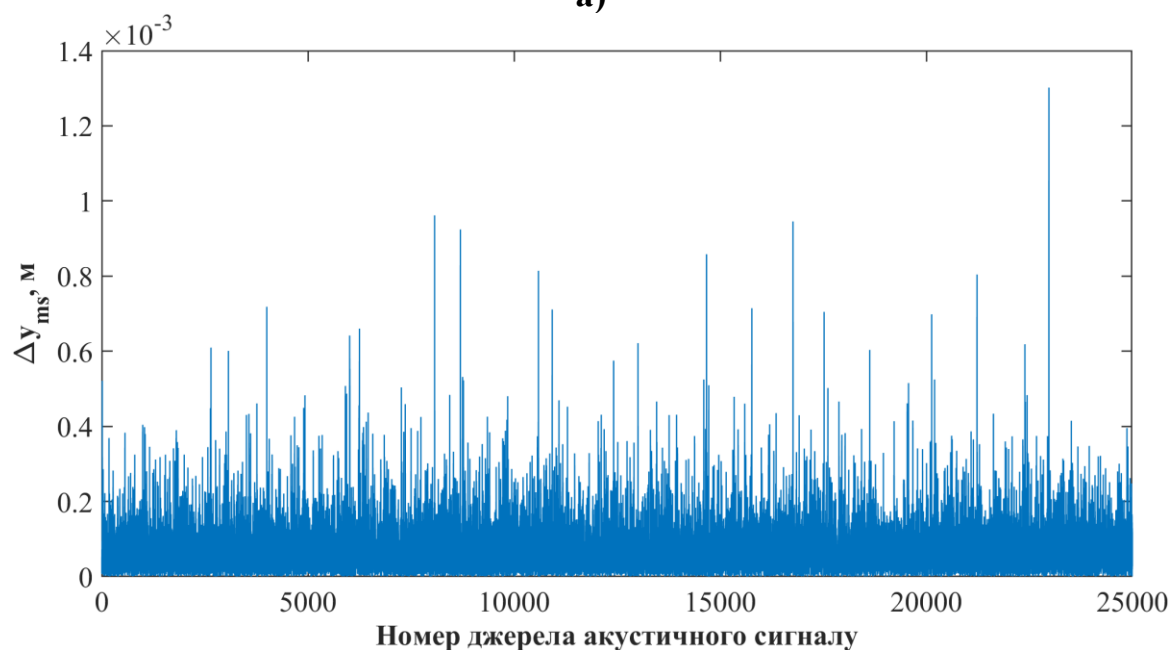
Для оптимальних параметрів СВК ДАС із використанням алгоритму навчання НМ (рис. 2.13) навчено нейронну мережу із використанням набору даних *dataset1*. Перевірку навченої НМ (оцінювання абсолютної похибки НМ) проведено за допомогою *dataset1* та *dataset2*. Набір даних *dataset2* формувався окремо і не використовувався під час навчання НМ [136].



На рисунку 3.13 представлено значення абсолютної похибки визначення координат для 25000 випадково розташованих на периметрі ДАС. Для цього використовувався набір даних *dataset1*.



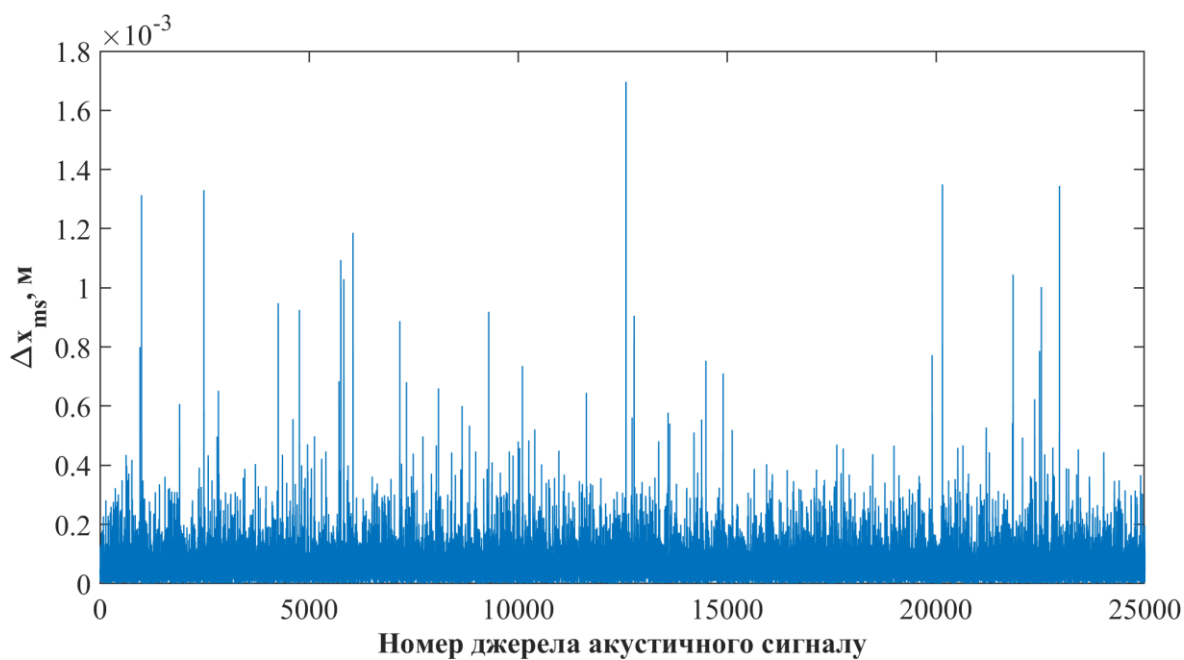
а)



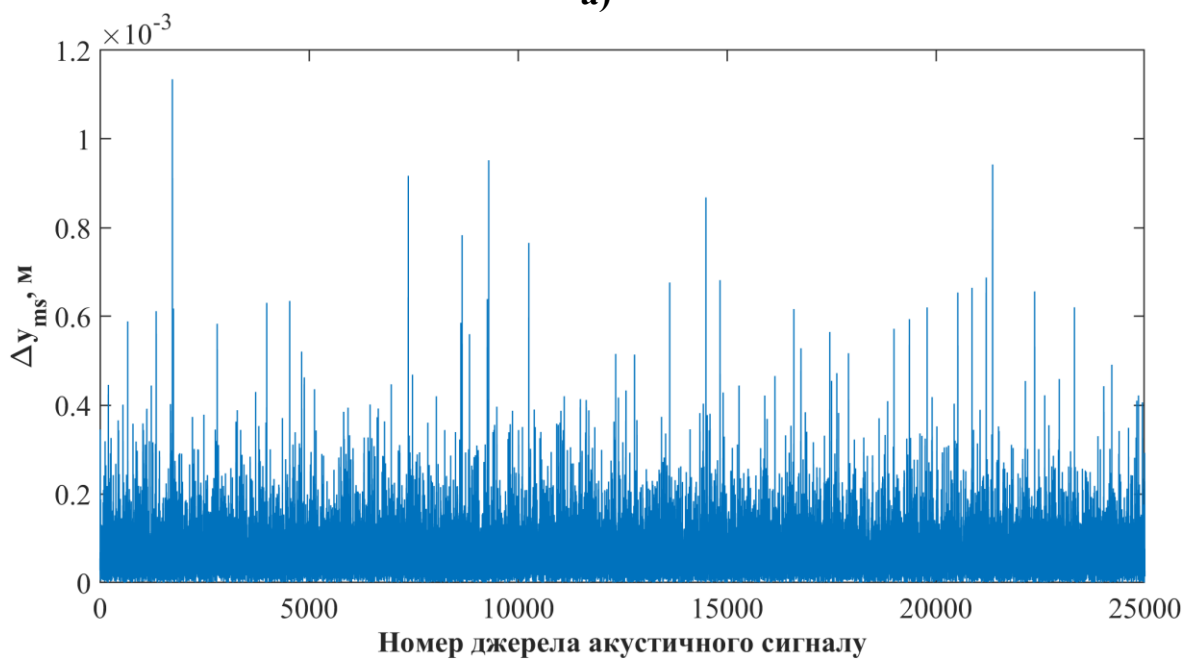
б)

Рис. 3.13. Абсолютна похибка визначення координати X (а) та Y (б) для набору даних *dataset1* із оптимізованими параметрами

На рисунку 3.14 відображено значення абсолютної похибки визначення координат ДАС для даних, на яких НМ не навчалася (*dataset2*).



а)



б)

Рис. 3.14. Абсолютна похибка визначення координати X (а) та Y (б) для набору даних *dataset2* із оптимізованими параметрами

Для набору даних *dataset1*, на якому навчалася НМ (рис. 3.13), максимальне значення абсолютної похибки не перевищує  $2.5 \times 10^{-3}$  м за координатою X та  $1.4 \times 10^{-3}$  м за координатою Y, а середнє значення абсолютної похибки становить  $6.5336 \times 10^{-5}$  та  $6.7614 \times 10^{-5}$  м відповідно. Для набору даних *dataset2*, на якому НМ

не навчалася (рис. 3.14), максимальне значення похибки не перевищує  $1.8 \times 10^{-3}$  м за координатою X та  $1.2 \times 10^{-3}$  м за координатою Y, а середнє значення абсолютної похибки становить  $6.6120 \times 10^{-5}$  та  $6.7681 \times 10^{-5}$  м відповідно. Як видно із результатів проведених досліджень середнє значення абсолютної похибки визначення координат ДАС для наборів даних *dataset1* та *dataset2* суттєво не відрізняється. Це свідчить про можливість застосування розробленої СВК ДАС для визначення координат для нових даних, на яких НМ не навчалася.

В таблиці 3.9 представлено результати дослідження середніх та максимальних значень абсолютних похибок визначення координат ДАС для оптимізованих та неоптимізованих параметрів системи визначення координат джерела акустичного сигналу.

Таблиця 3.9.

Середні та максимальні значення абсолютних похибок для оптимізованих та неоптимізованих параметрів СВК ДАС

Набір даних	$\Delta x_{m,s}, \text{ м}$		$\Delta y_{m,s}, \text{ м}$	
	Неоптимізовані параметри	Оптимізовані параметри	Неоптимізовані параметри	Оптимізовані параметри
<i>dataset1</i>	0.4626	$6.5336 \times 10^{-5}$	1.0759	$6.7614 \times 10^{-5}$
<i>dataset2</i>	0.5011	$6.6120 \times 10^{-5}$	1.2327	$6.7681 \times 10^{-5}$
	$\Delta x_{m, \max}, \text{ м}$		$\Delta y_{m, \max}, \text{ м}$	
	Неоптимізовані параметри	Оптимізовані параметри	Неоптимізовані параметри	Оптимізовані параметри
<i>dataset1</i>	2.5	$2.5 \times 10^{-3}$	9	$1.4 \times 10^{-3}$
<i>dataset2</i>	4.5	$1.8 \times 10^{-3}$	16	$1.2 \times 10^{-3}$

Як видно з таблиці 3.9 у порівнянні з неоптимізованими параметрами, середнє значення абсолютної похибки для оптимізованих параметрів СВК ДАС без врахування додаткових похибок є меншою на 4 порядки і не перевищує 68 мкм за кожною із координат для периметру розташування ДАС розміром  $1500 \times 500$  м.

### 3.7. Висновки до розділу 3

1. Отримано залежності середнього значення абсолютної похибки від параметрів СВК ДАС, які дозволяють оптимізувати параметри СВК ДАС, розрахувати похибку при певних параметрах і визначити параметри для певної похибки.

2. Визначено оптимальні параметри системи визначення координат джерела акустичного сигналу за яких отримуємо мінімум похибки. Параметри є наступними: кількість навчальних пар – 25000, кількість прихованих шарів – 5, форма розташування сенсорів – квадрат, кількість сенсорів – 9, алгоритм навчання НМ – trainlm, спосіб визначення базового сенсора – базовим сенсором є той, що зареєстрував сигнал першим, відстань між найближчим сенсором і периметром розташування ДАС – 300 м, структура прихованих шарів НМ – розширювана.

3. За перелічених оптимальних параметрів вдалося досягнути максимального значення похибки на рівні  $2.5 \times 10^{-3}$  м за координатою X та  $1.4 \times 10^{-3}$  м за координатою Y для даних на яких навчалася нейронна мережа. Для даних на яких нейронна мережа не навчалася вдалося досягнути максимального значення похибки на рівні  $1.8 \times 10^{-3}$  м за координатою X та  $1.2 \times 10^{-3}$  м за координатою Y.

4. В порівнянні з неоптимізованою системою середнє значення абсолютної похибки якої становить 0.5011 та 1.2327 м за координатою X та Y відповідно, оптимізована забезпечує середнє значення абсолютної похибки на рівні  $6.6120 \times 10^{-5}$  та  $6.7681 \times 10^{-5}$  м для координати X та Y відповідно.

5. Середнє значення абсолютної похибки системи визначення координат джерела акустичного сигналу з оптимізованими параметрами та без врахування додаткових похибок не перевищує 68 мкм за координатою X та Y для досліджуваного периметру  $1500 \times 500$  м.

## **РОЗДІЛ 4. ДОСЛІДЖЕННЯ ПОХИБОК СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА АКУСТИЧНОГО СИГНАЛУ**

У четвертому розділі проведено дослідження впливу на похибку СВК ДАС зміни швидкості акустичного сигналу від температури і вологості навколишнього середовища. Досліджено неоднозначність результатів визначення координат ДАС. Запропоновано спосіб корекції різниць часу для зменшення впливу температури та вологості навколишнього середовища на результати визначення координат.

Досліджено залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від:

- зміни швидкості акустичного сигналу;
- похибки вимірювання температури;
- похибки вимірювання вологості.

Проведено оцінювання максимального значення абсолютних похибок визначення координат ДАС за сумарного впливу усіх факторів та із врахуванням похибки НМ.

### **4.1. Дослідження проблеми неоднозначності результатів визначення координат ДАС**

Суть неоднозначності визначення координат ДАС полягає у тому, що кільком різним об'єктам з різними координатами можуть відповідати одні і ті ж значення вимірюваних параметрів (відстані, кута, часу проходження сигналу або різниць часу реєстрації акустичного сигналу). В такому випадку система визначення координат може хибно визначати координати вимірюваного об'єкту. Для прикладу в роботі [17] автор вказує, що для фазового методу існує неоднозначність визначення відстані, спричинена неможливістю визначити кількість повних періодів зміни різниці фаз. В тій же роботі [17] для частотного

методу існує неоднозначність визначення відстані, що виникає внаслідок виникнення хибної частоти зсуву. Для пасивного фазового методу [17] існує неоднозначність визначення кута, спричинена занадто великою відстанню акустичної бази системи. В роботі [137] визначення координат здійснюється за допомогою різницево-часового методу та розв'язку системи нелінійних рівнянь. Це призводить до того, що отримуємо кілька розв'язків, один з яких відповідає реальних координатам об'єкту, а решта є хибними. В [138] автор вказує, що неоднозначність визначення координат виникає, якщо область вимірювання перевищує відстань між ультразвуковими перетворювачами. В амплітудних методах неідеальна форма головної пелюстки (наявність декількох піків) може призвести до неоднозначності оцінки приходу сигналу [139]. В роботі [140] описується метод оцінювання напрямку, з якого надходить сигнал і виникає неоднозначність визначення кута при специфічному розташуванні сенсорів.

Тобто майже кожен метод визначення координат містить неоднозначність, яка спричинена його особливостями застосування. Враховуючи вищесказане, проведено дослідження можливої неоднозначності результатів визначення координат ДАС для запропонованого різницево-часового методу із використанням НМ [141]. Одним із можливих джерел неоднозначності результатів може бути розташування ДАС на горизонтальній лінії, що проходить через середні сенсори  $S_2$ ,  $S_5$  та  $S_8$  (рис. 4.1). Наприклад, для джерел акустичного сигналу  $M_1$ ,  $M_2$  та  $M_3$ , певні різниці часу є однаковими:

$$\begin{aligned} t_1 - t_2 &= t_3 - t_2 \\ t_4 - t_2 &= t_6 - t_2, \\ t_7 - t_2 &= t_9 - t_2 \end{aligned} \tag{4.1}$$

де  $t_1, t_2, t_3, t_4, t_6, t_7, t_9$  – час надходження акустичного сигналу відповідно на сенсори  $S_1, S_2, S_3, S_4, S_6, S_7$  та  $S_9$ .

У такому випадку, під час навчання НМ, є ймовірність, що функція перетворення може сформуватися таким чином, що для двох різних ДАС, наприклад  $M_1$  та  $M_2$ , отримуємо однакові результати  $x_m$  та  $y_m$ . Якщо такі ДАС розташовані достатньо далеко один від одного, то похибка визначення координат суттєво зростає.

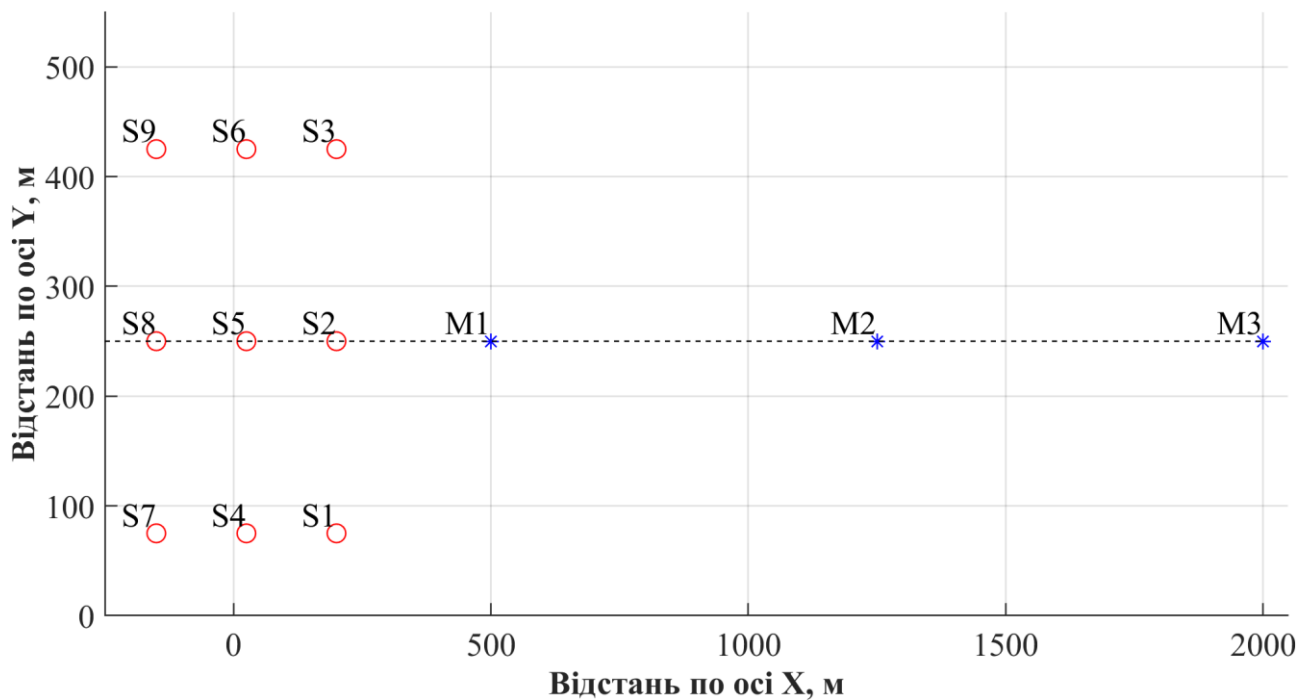


Рис. 4.1. Джерело можливої неоднозначності різницево-часового методу із використанням НМ

Для виявлення можливої наявності неоднозначності проведено дослідження похибки визначення координат ДАС, які розміщені на горизонтальних лініях і проходять через сенсори (рис. 4.2). Досліджувалося два способи розташування сенсорів: квадратний та лінійний, для яких отримано найменше (квадрат) та найбільше (пряма лінія) середнє значення абсолютної похибки під час оптимізації (рис. 3.7).

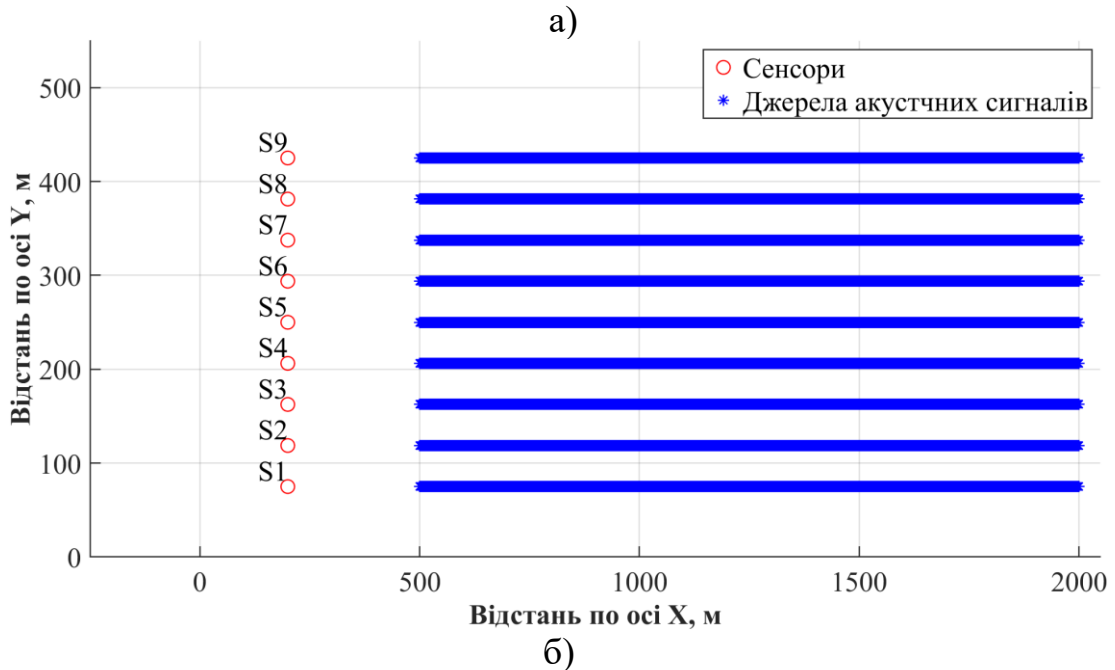
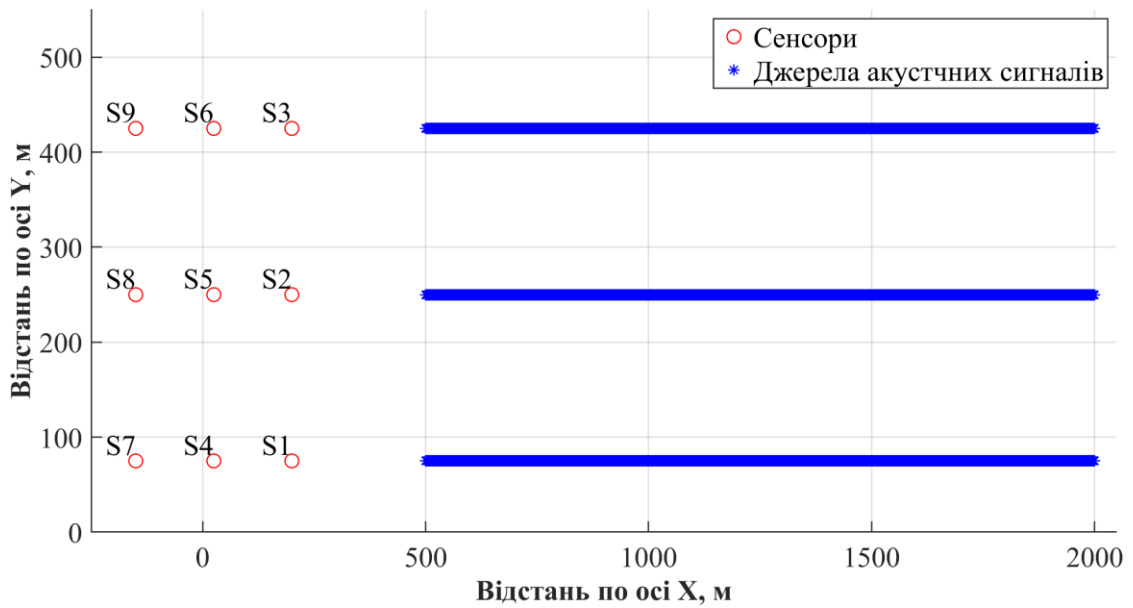


Рис. 4.2. Розташування ДАС на горизонтальних лініях для способів розташування сенсорів: а) квадратного, б) лінійного

На кожній горизонтальній лінії, що проходить через сенсори  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  для квадратного та всі сенсори для лінійного способів розташування, було сформовано координати ДАС. Значення  $X$  змінювалося в діапазоні від 500 м до 2000 м з кроком 1 мм, а значення  $Y$  відповідало координаті певної горизонтальної лінії. Для кожного із згенерованих ДАС розраховувалися відповідні різниці часу,



що подавалися на НМ, на виході якої отримувалися координати  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$ . Далі обчислювалися абсолютні похибки за (2.15) та (2.16).

На рисунку 4.3 представлено залежність абсолютної похибки визначення координат  $X$  та  $Y$  від місця знаходження ДАС на горизонтальних лініях (рис. 4.2 а) для квадратного способу розташування сенсорів.

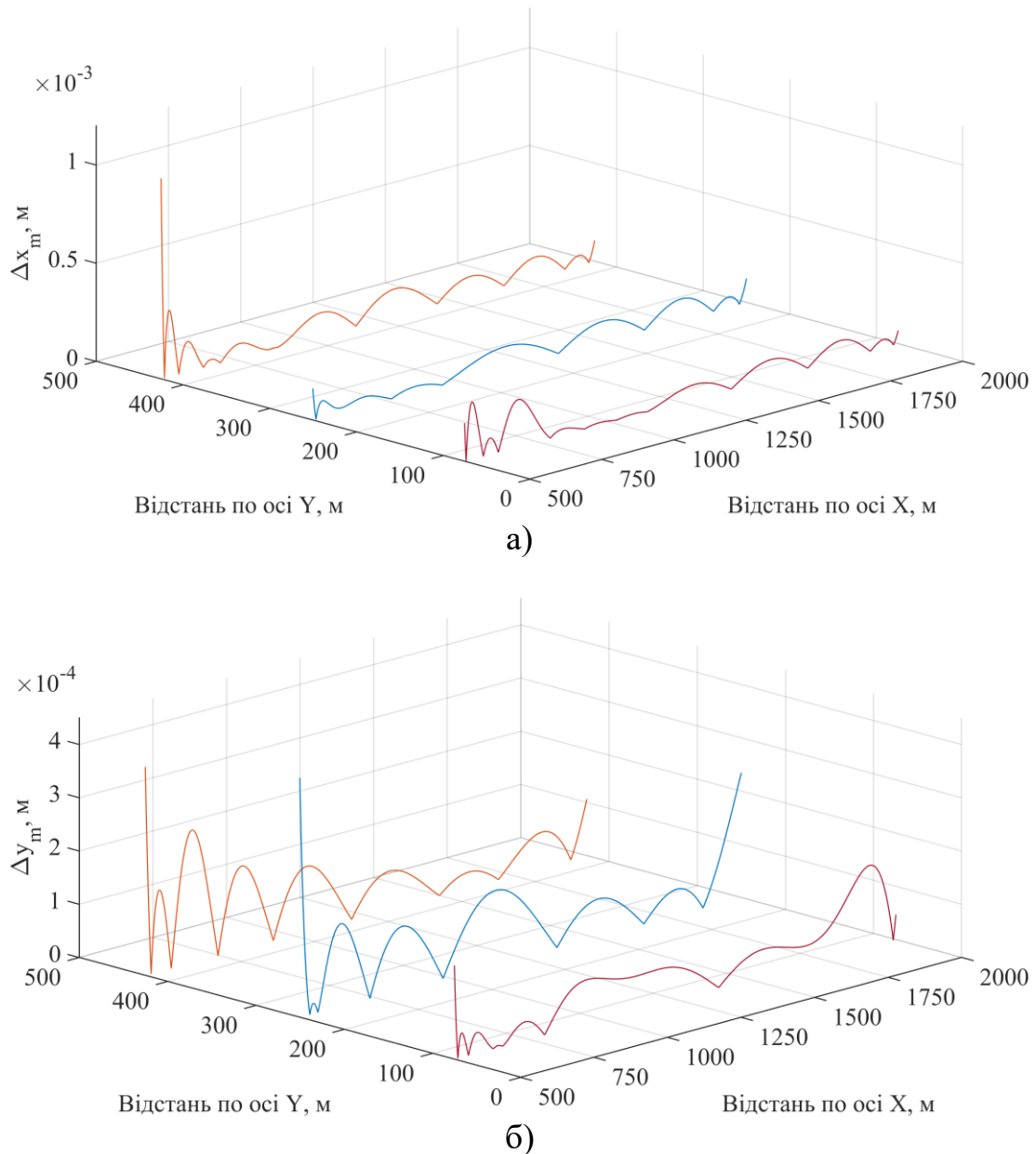
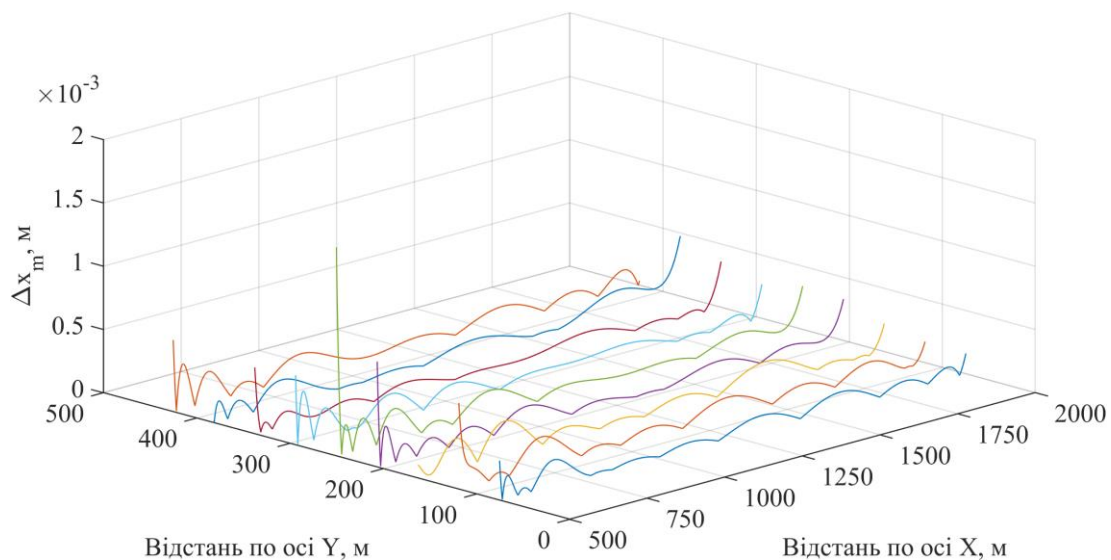
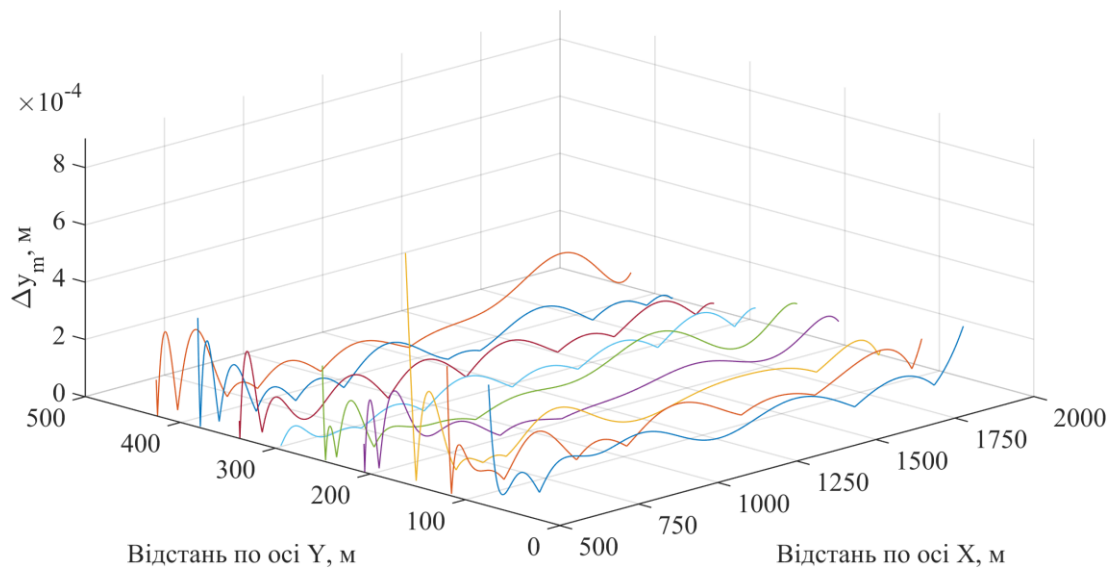


Рис. 4.3. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця знаходження ДАС на горизонтальних лініях для квадратного способу розташування: а) координата  $X$ , б) координата  $Y$

На рисунку 4.4 представлено залежність абсолютної похибки визначення координат від місця знаходження ДАС на горизонтальних лініях (рис. 4.2 б) для лінійного способу розташування сенсорів.



а)



б)

Рис. 4.4. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця знаходження ДАС на горизонтальних лініях для лінійного способу розташування: а) координата X, б) координата Y

Як видно з рисунків 4.3 та 4.4 найбільший приріст похибки відповідає ДАС, що розташовані найближче до сенсорів. Однак значення цієї похибки є на рівні  $1 \times 10^{-3}$  м для квадратного способу розташування та не перевищує  $1.8 \times 10^{-3}$  м для лінійного. Суттєвого зростання похибки (до одиниць або десятків метрів) не спостерігається у всьому досліджуваному діапазоні, що свідчить про відсутність проблеми неоднозначності визначення координат ДАС.

Окрім цього проведено дослідження, у якому ДАС розташовувалися рівномірно по всьому периметру від 500 до 2000 м за координатою X та від 0 до 500 м за координатою Y. Розташування ДАС та сенсорів для квадратного способу розташування зображено на рисунку 4.5. Для лінійного способу розташування сенсорів джерела акустичного сигналу розташовувалися аналогічно.

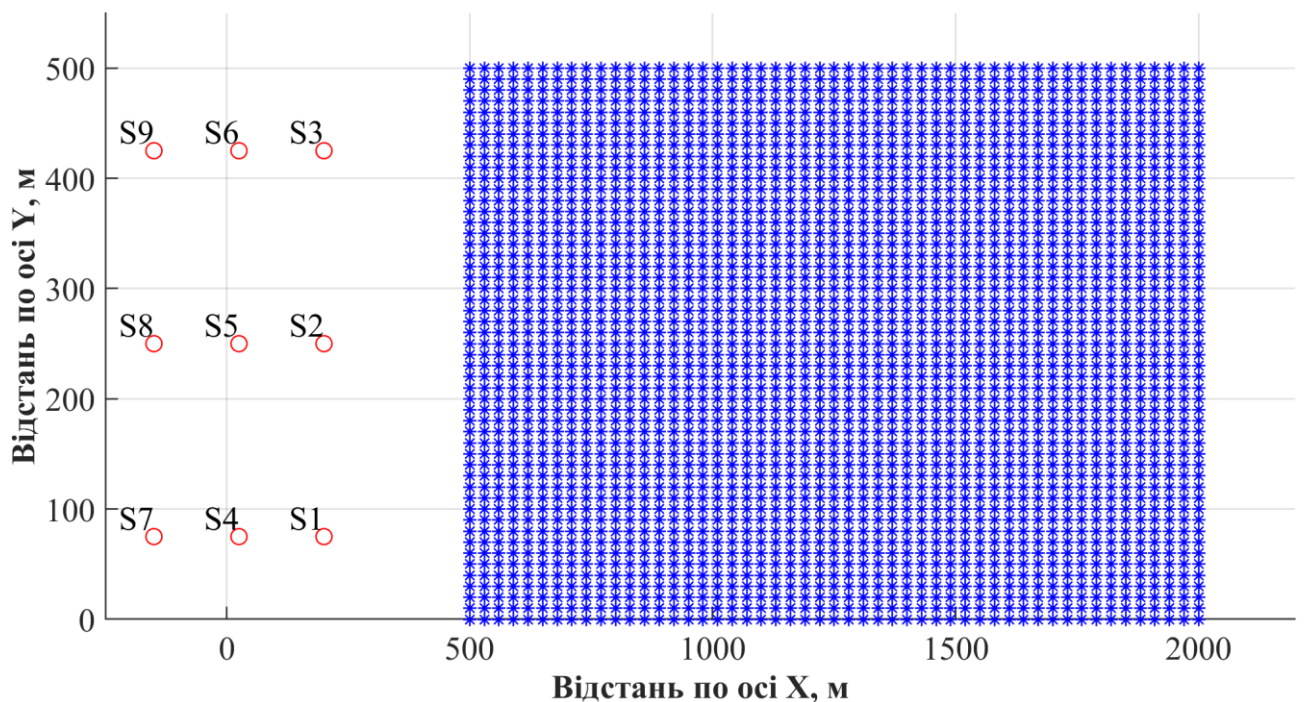
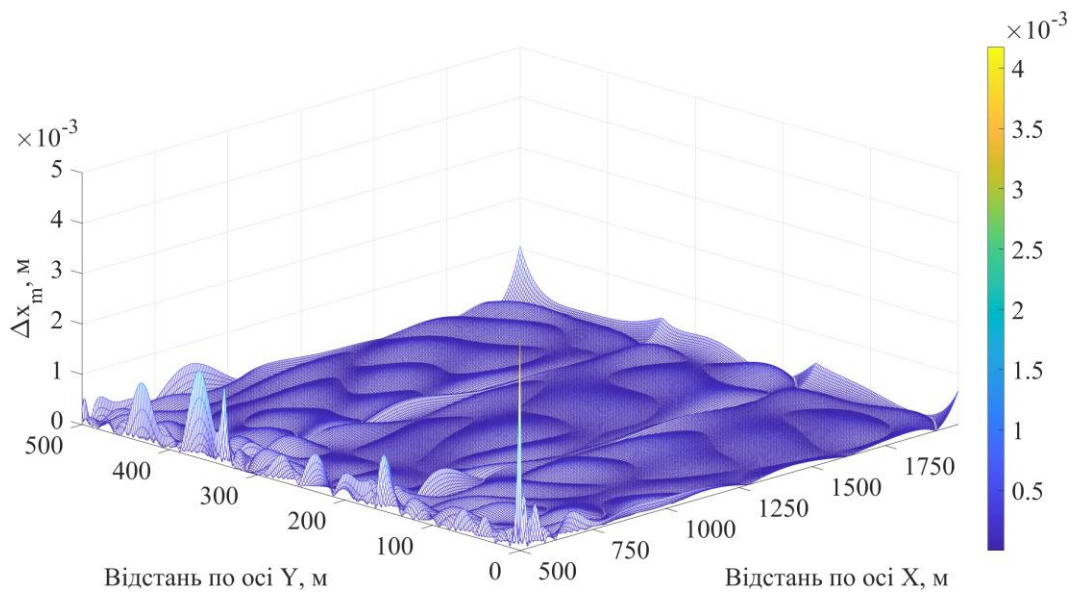
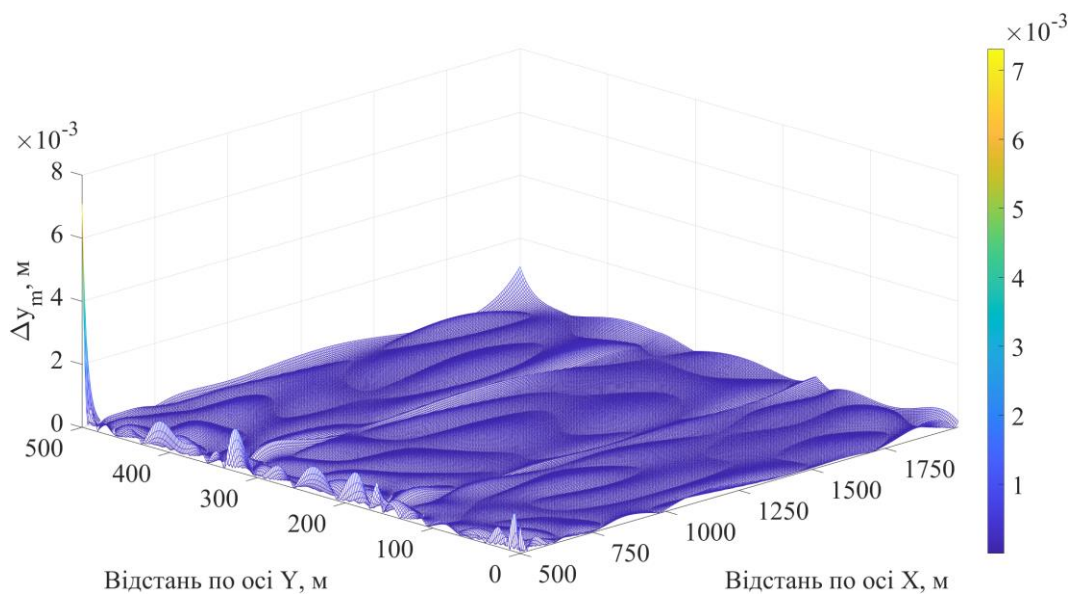


Рис. 4.5. Рівномірне розташування ДАС

Результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для квадратного способу розміщення сенсорів представлено на рисунку 4.6.



а)



б)

Рис. 4.6. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для квадратного способу розміщення сенсорів у всьому периметрі: а) координата X, б) координата Y

Результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для лінійного способу розміщення сенсорів представлено на рисунку 4.7.

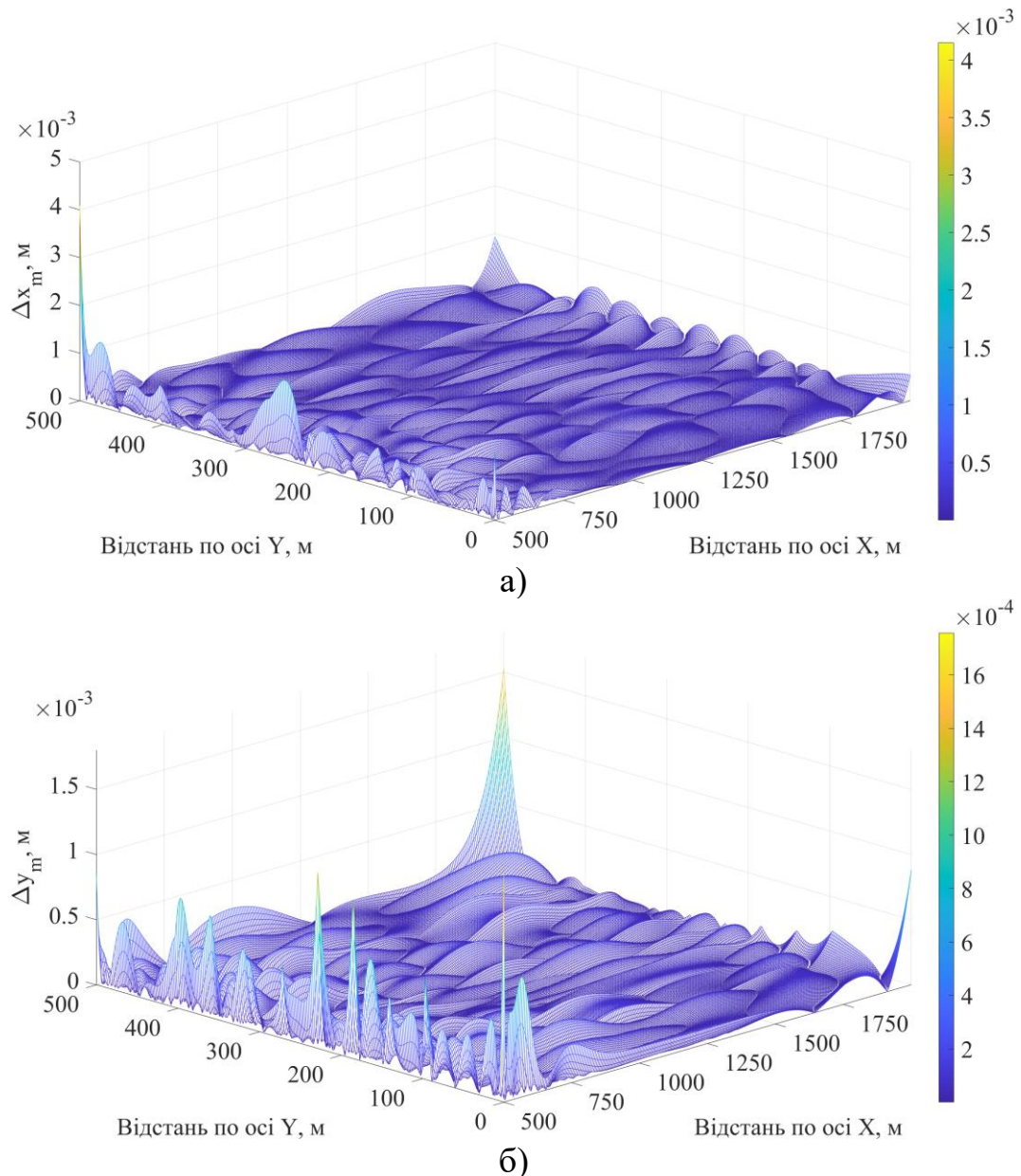


Рис. 4.7. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для лінійного способу розміщення сенсорів у всьому периметрі: а) координата X, б) координата Y

Результати, які представлені на рисунках 4.6 та 4.7, мають таку ж тенденцію як і в попередньому дослідженні. Суттєвого зростання похибки також не виявлено, що свідчить про відсутність проблеми неоднозначності визначення координат ДАС. Окрім цього, похибка як для лінійного так і для квадратного розташування сенсорів майже однакова і не перевищує  $8 \times 10^{-3}$  м. Найбільші



значення абсолютної похибки спостерігаються для ДАС, які знаходяться близько до межі периметру розташування сенсорів.

#### **4.2. Дослідження залежності похибки СВК ДАС від зміни швидкості поширення акустичного сигналу зумовленою температурою повітря**

За результатами дослідження залежності швидкості акустичного сигналу від температури (рис. 2.2 а) встановлено, що в діапазоні від  $-10^{\circ}\text{C}$  до  $50^{\circ}\text{C}$  за відносної вологості повітря 50% різниця максимального та мінімального значення швидкості становить 38.47 м/с. Навчання нейронної мережі здійснювалось для різниць часу, які розраховувалися за швидкості акустичного сигналу, що відповідала температурі  $20^{\circ}\text{C}$  (нормальні умови) та відносної вологості 50%. Швидкість поширення акустичного сигналу становила 343.9958 м/с. Максимальне відхилення температури відносно  $20^{\circ}\text{C}$  складає  $\pm 30^{\circ}\text{C}$ . За температури  $-10^{\circ}\text{C}$  швидкість  $V_s$  дорівнює 325.4036 м/с і відхиляється відносно швидкості за  $20^{\circ}\text{C}$  на 18.5922 м/с. Для  $50^{\circ}\text{C}$  відхилення швидкості відносно  $20^{\circ}\text{C}$  має максимальне значення, яке рівне 19.8869 м/с і буде спричиняти максимальне значення похибки. Тому подальше дослідження проводиться переважно для температури  $50^{\circ}\text{C}$ .

Враховуючи велику зміну швидкості акустичного сигналу від температури було проведено дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат ДАС не тільки для найкращого способу розташування сенсорів – квадратного, але й для найгіршого – лінійного (рис. 3.8). Крім того, для можливого забезпечення компактності СВК ДАС та щоб сенсорна система була реалізована як одна конструкція було зменшено відстань між сенсорами для двох способів їх розташування до 1 м. Тобто досліджувалося 4 конфігурації розташування сенсорів: великий квадрат (відстань між сенсорами 175 м); малий квадрат (відстань між сенсорами 1 м); велика лінія (відстань між сенсорами 43.75 м); мала лінія (відстань між сенсорами 1 м).

Сформовано джерела акустичного сигналу, координати яких змінювалися в межах від 500 до 2000 м за координатою X та від 0 до 500 м за координатою Y (рис. 4.5). Для кожного ДАС розраховувалися різниці часу з врахуванням швидкості  $V_s=363.8827$  м/с (температура 50°C, вологість 50%). Отримані різниці часу подавалися на НМ на виході якої отримувалися координати  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$ . Далі обчислювалися абсолютні похибки за (2.15) та (2.16). Результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС [142], для великого квадрату представлено на рисунку 4.8, для малого квадрату – на рисунку 4.9, для великої лінії – на рисунку 4.10 та для малої лінії – на рисунку 4.11.

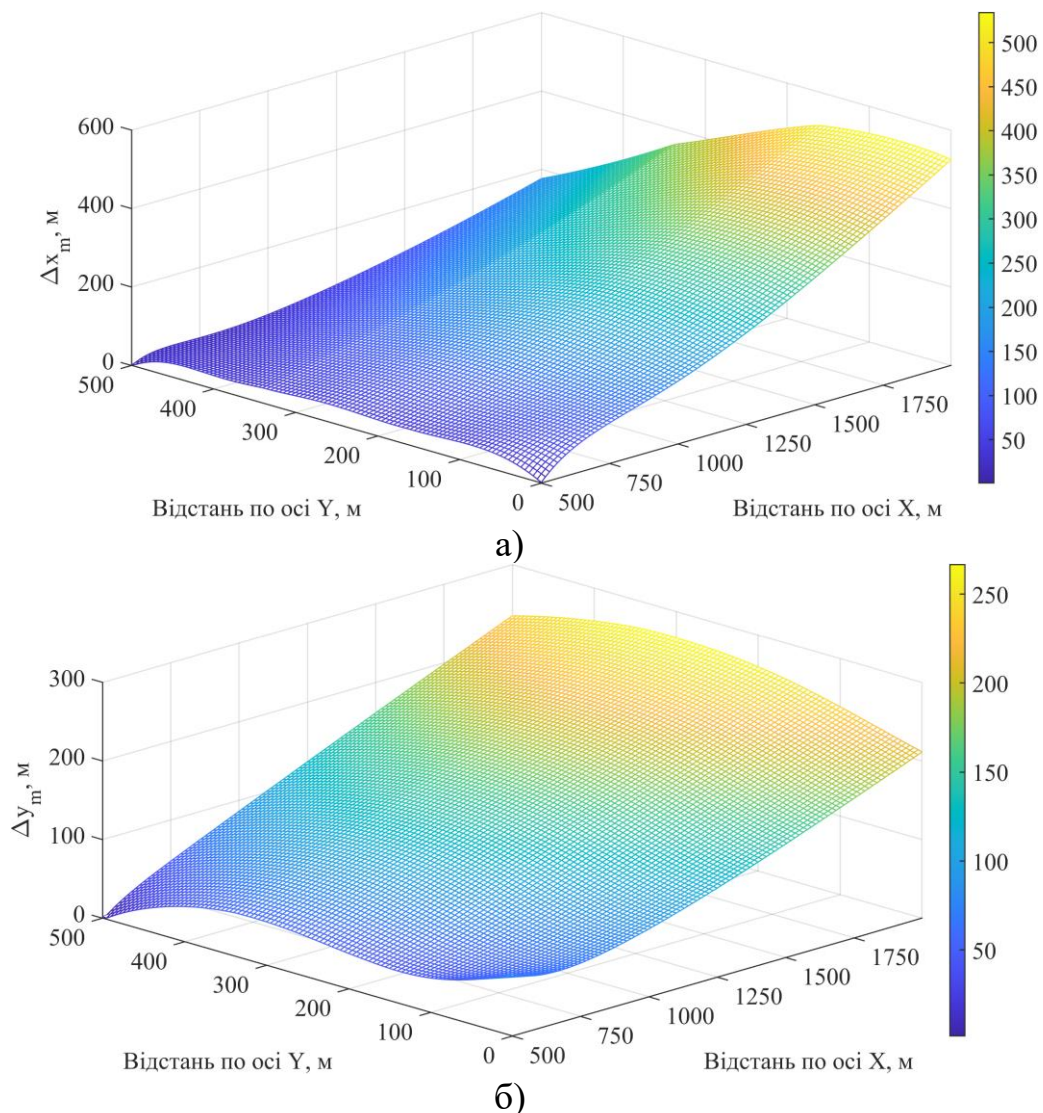
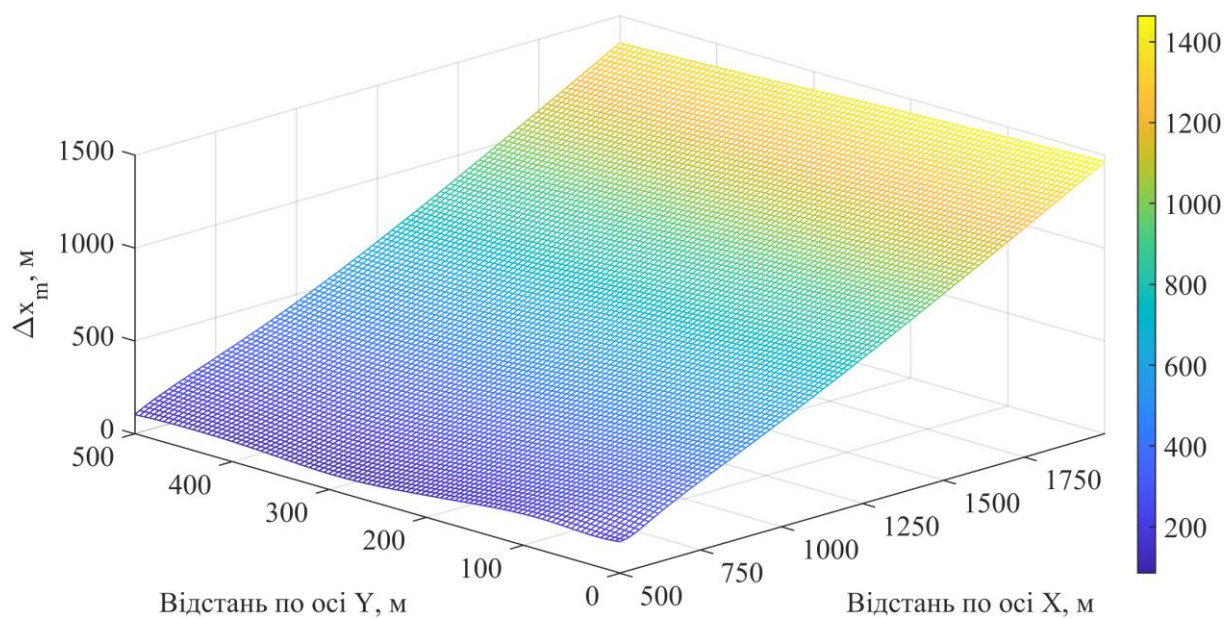
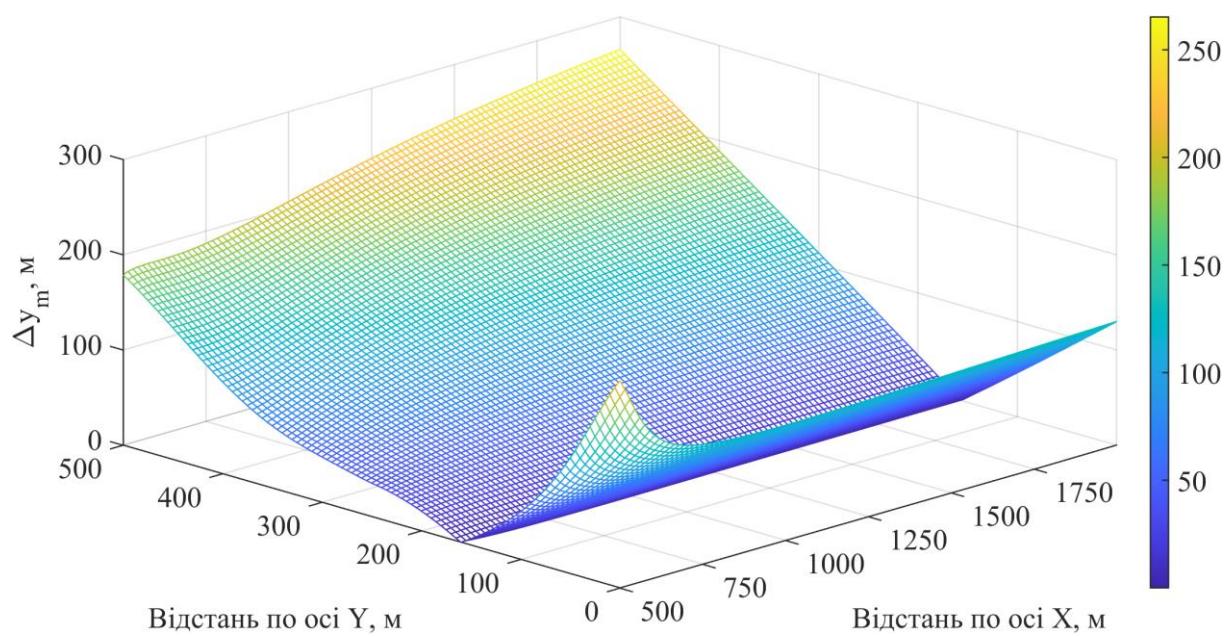


Рис. 4.8. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для великого квадрату: а) координата X, б) координата Y



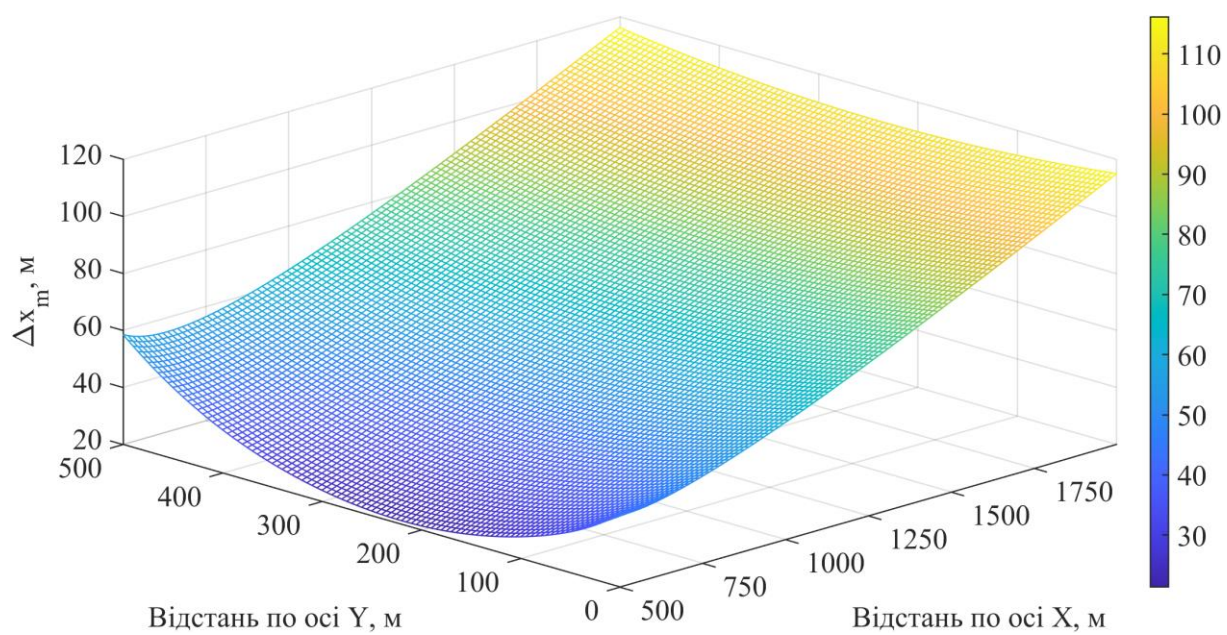
а)



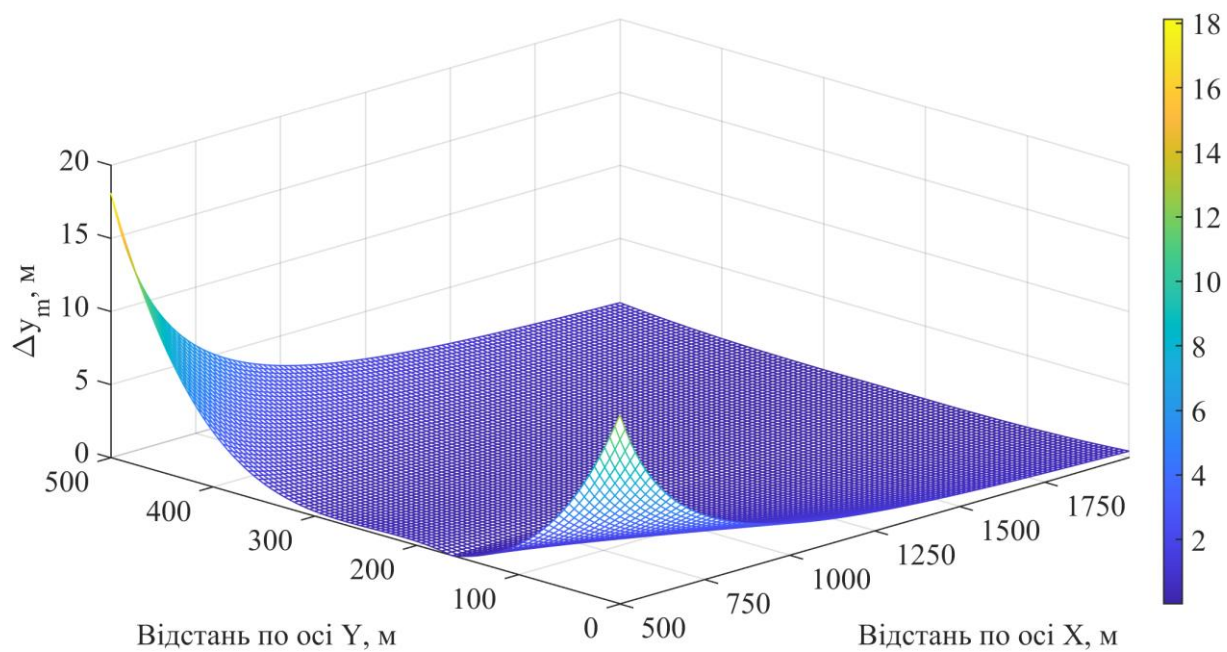
б)

Рис. 4.9. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для малого квадрату: а) координата X, б) координата Y





а)



б)

Рис. 4.10. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для великої лінії: а) координата X, б) координата Y

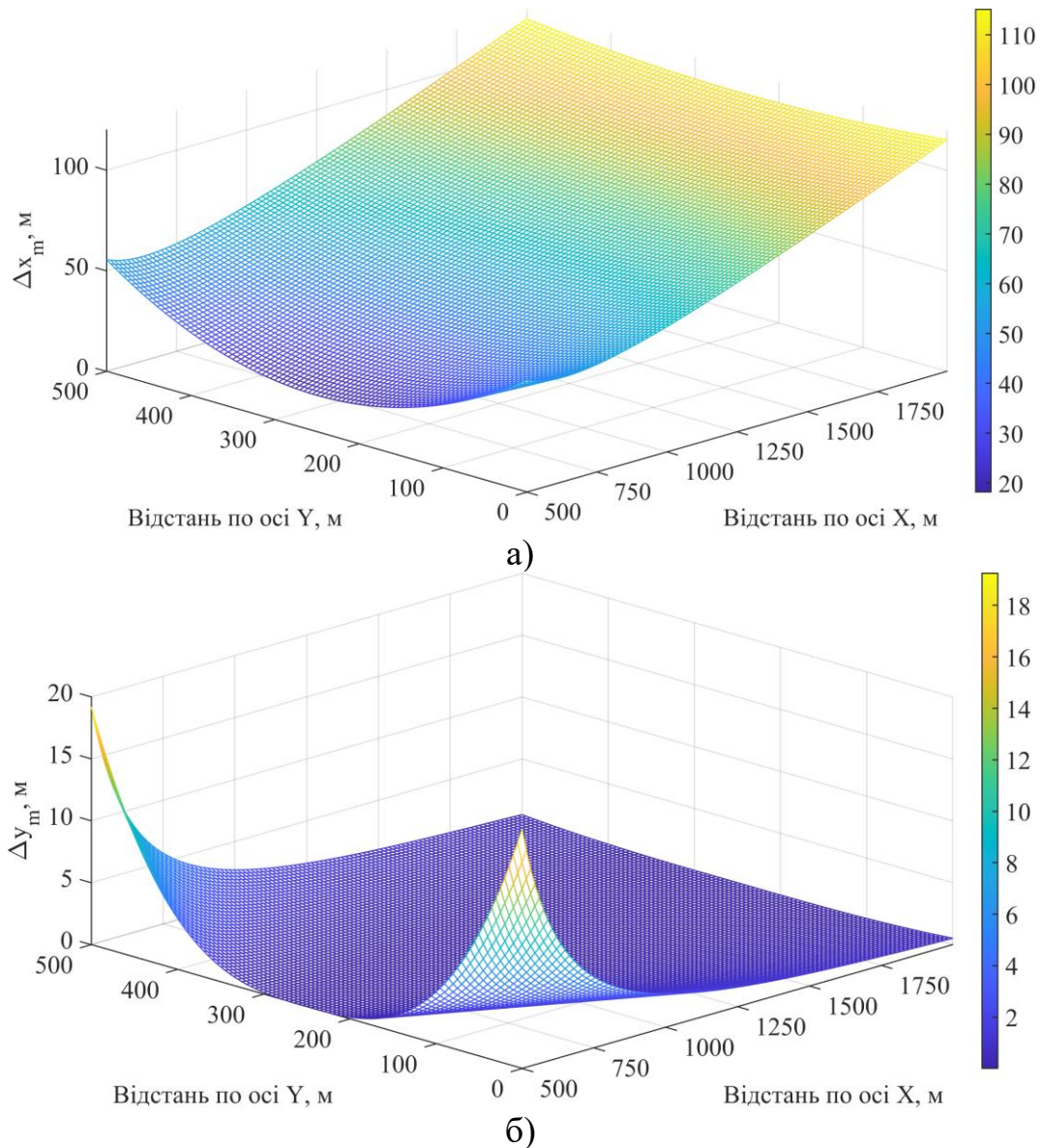


Рис. 4.11. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для малої лінії: а) координата X, б) координата Y

За результатами дослідження (рис. 4.8, рис. 4.9) встановлено, що зменшення відстані між сенсорами для квадратного способу розташування призводить до значного зростання похибки. Проте для лінійного способу розташування таке зростання похибки не спостерігається (рис. 4.10, рис. 4.11). Абсолютні похибки як для великої так і для малої лінії мають однаковий характер по всій площині досліджуваного периметру і приблизно однакові значення. У порівнянні із великим квадратом, для лінійного способу розташування сенсорів максимальне

значення абсолютної похибки за координатою  $X$  є меншою у 5 разів, а за координатою  $Y$  – більш ніж на порядок.

Крім цього, для 4 конфігурацій розміщення сенсорів було проведено подібні дослідження у діапазоні температур  $\theta$  від  $-10^{\circ}\text{C}$  до  $50^{\circ}\text{C}$  з кроком  $5^{\circ}\text{C}$ . Максимальна похибка для кожного значення температури визначалась як максимальне значення абсолютних похибок отриманих для всіх ДАС розташованих в досліджуваному периметрі. Наприклад для температури  $50^{\circ}\text{C}$  (рис. 4.11) максимальне значення похибки за координатою  $X$  становить приблизно 110 м, а за координатою  $Y$  – 20 м. Для подальших досліджень залежності похибки від температури і вологості максимальне значення похибки визначалося аналогічно. В таблиці 4.1. представлено максимальні значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,max}$  та  $\Delta y_{m,max}$  в залежності від способу розташування сенсорів та температури (з кроком  $10^{\circ}\text{C}$ ). Повна таблиця (з кроком  $5^{\circ}\text{C}$ ) представлена в додатку В.

Таблиця 4.1.

Максимальні значення абсолютних похибок визначення координат ДАС в залежності від способу розташування сенсорів та температури

$\theta, ^{\circ}\text{C}$	Великий квадрат	Малий квадрат	Велика лінія	Мала лінія
<b><math>\Delta x_{m,max}, \text{ м}</math></b>				
<b>-10</b>	405.093742	8594.004230	104.332345	103.346442
<b>0</b>	295.304655	7710.673211	69.448038	68.799376
<b>10</b>	158.734791	4605.197705	34.781773	34.460400
<b>20</b>	0.004175	0.048068	0.004152	0.012589
<b>30</b>	172.010771	931.681844	35.395630	35.075777
<b>40</b>	346.286799	1275.018445	72.127664	71.484565
<b>50</b>	514.080089	1448.961694	111.182686	110.206138
<b><math>\Delta y_{m,max}, \text{ м}</math></b>				
<b>-10</b>	229.101058	1201.627077	19.63762202	20.4608565
<b>0</b>	155.4077816	1235.618658	12.65409954	13.24856199
<b>10</b>	78.964985	460.806581	6.142778235	6.465252331
<b>20</b>	0.00730840932	0.02168125768	0.001757186269	0.01774595922

Продовження таблиці 4.1.

<b>30</b>	82.11796305	164.5335607	5.890117918	6.219108154
<b>40</b>	167.6273041	231.4420034	11.64992233	12.33989686
<b>50</b>	255.7118519	262.8376456	17.41734696	18.49585955

На рисунку 4.12 представлено залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат X та Y від температури (діапазон від -10 до 50°C) для 4 конфігурацій розташування сенсорів.

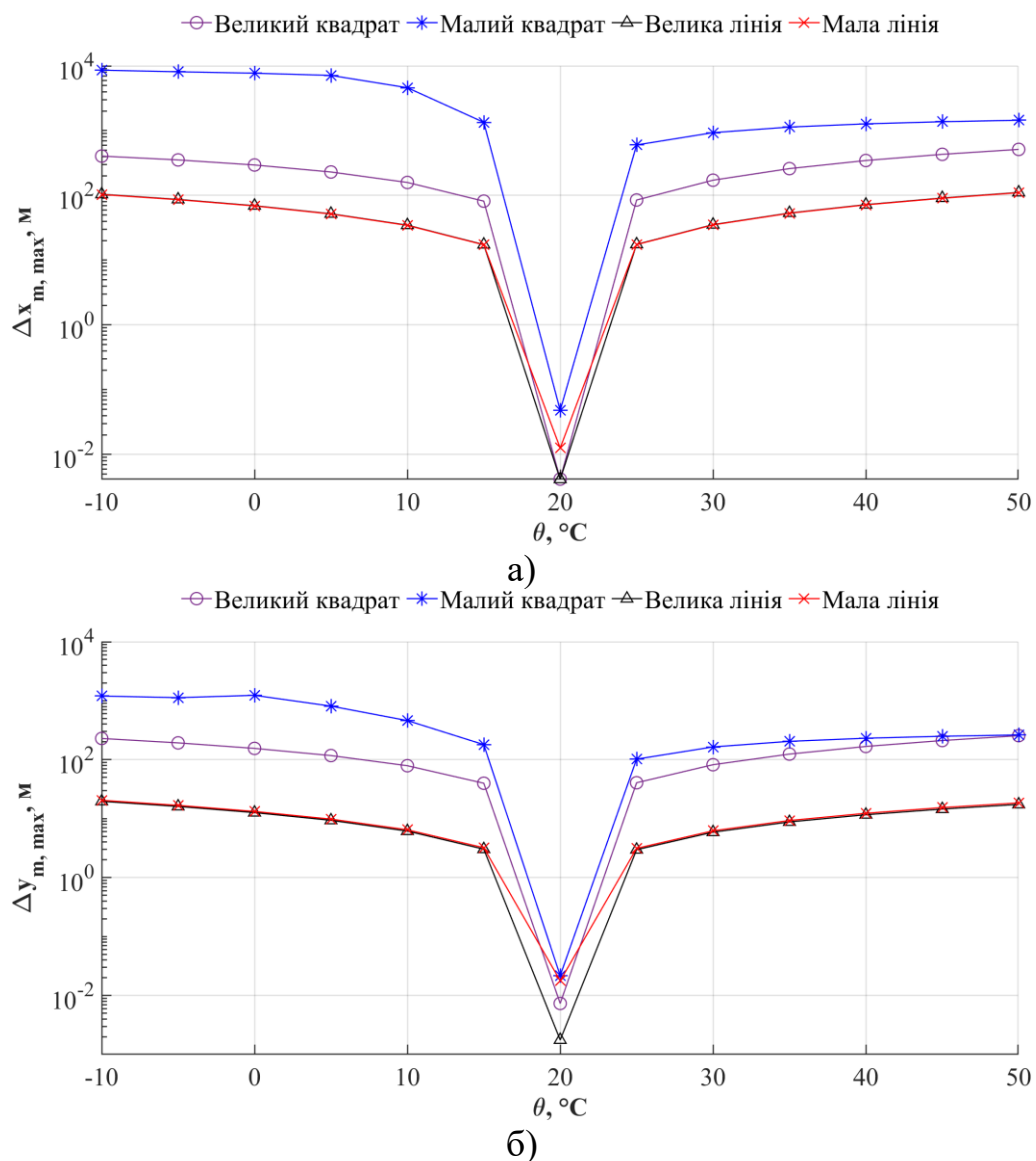


Рис. 4.12. Залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від температури для 4 конфігурацій розташування сенсорів:

а) координата X, б) координата Y

Як видно з отриманих результатів (рис. 4.12 та табл. 4.1) для більшості конфігурацій залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від температури має однаковий характер як в діапазоні від  $-10^{\circ}\text{C}$  до  $20^{\circ}\text{C}$  так і в діапазоні від  $20^{\circ}\text{C}$  до  $50^{\circ}\text{C}$  із приблизно однаковими значеннями при температурах  $-10^{\circ}\text{C}$  і  $50^{\circ}\text{C}$ . Лише для малого квадрату спостерігається майже десятикратне збільшення похибки при  $-10^{\circ}\text{C}$ . Як і для результатів дослідження для  $50^{\circ}\text{C}$  (рис. 4.10, рис. 4.11), у повному діапазоні температур найменші похибки отримано для малої та великої ліній, що говорить про меншу чутливість такої конфігурації сенсорів до зміни швидкості поширення акустичного сигналу у порівнянні з іншими способами. Отже, за компактністю і значенням похибки у розробленій СВК ДАС доцільним є використання лінійного способу розташування сенсорів із відстанню між ними 1 м.

#### **4.3. Дослідження залежності похибки СВК ДАС від зміни швидкості поширення акустичного сигналу зумовленою вологістю повітря**

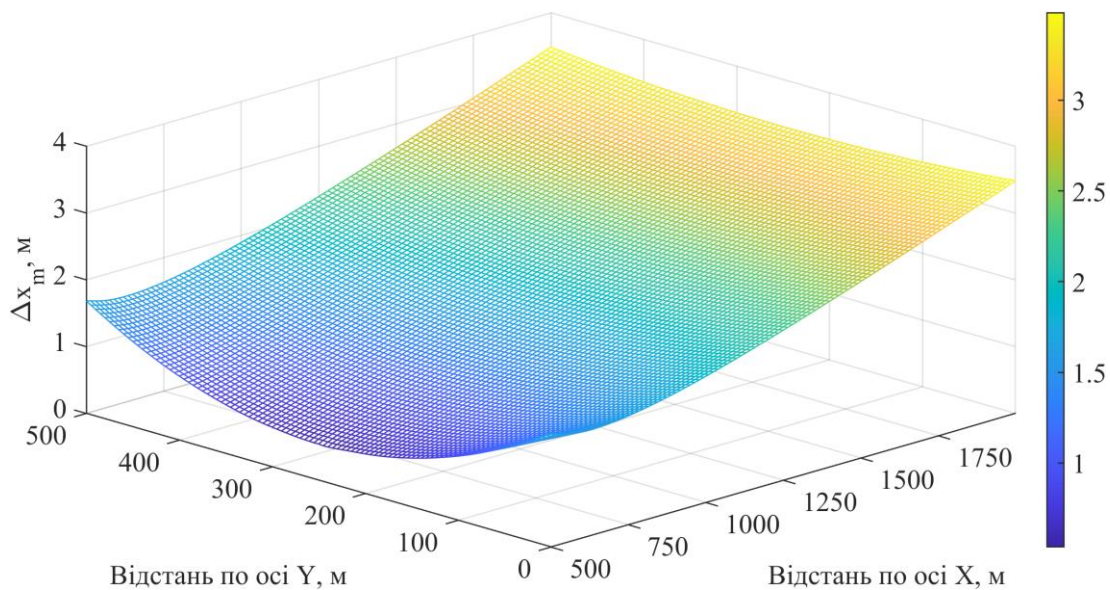
За результатами дослідження залежності швидкості акустичного сигналу від відносної вологості  $h$  (рис. 2.2 б) встановлено, що в діапазоні від 0% до 100% за температури повітря  $20^{\circ}\text{C}$  різниця максимального та мінімального значення швидкості становить 1.25 м/с. За  $h=0\%$  швидкість  $V_s=343.3684$  м/с і відхиляється відносно середнього значення вологості ( $h=50\%$ ) на 0.6274 м/с. Для  $h=100\%$  відхилення швидкості становить 0.6266 м/с. Оскільки відхилення в обидві сторони майже однакові, то подальші дослідження проводилися для двох граничних значень відносної вологості ( $h=0\%$  та  $h=100\%$ ).

Дослідження проводилося подібно як і в підрозділі 4.2, однак лише для малої лінії, для якої отримано найменші похибки у порівнянні з іншими конфігураціями сенсорів. Для кожного ДАС розраховувалися різниці часу з врахуванням швидкості  $V_s=344.6224$  м/с ( $\theta=20^{\circ}\text{C}$ ,  $h=100\%$ ) та  $V_s=343.3684$  м/с ( $\theta=20^{\circ}\text{C}$ ,

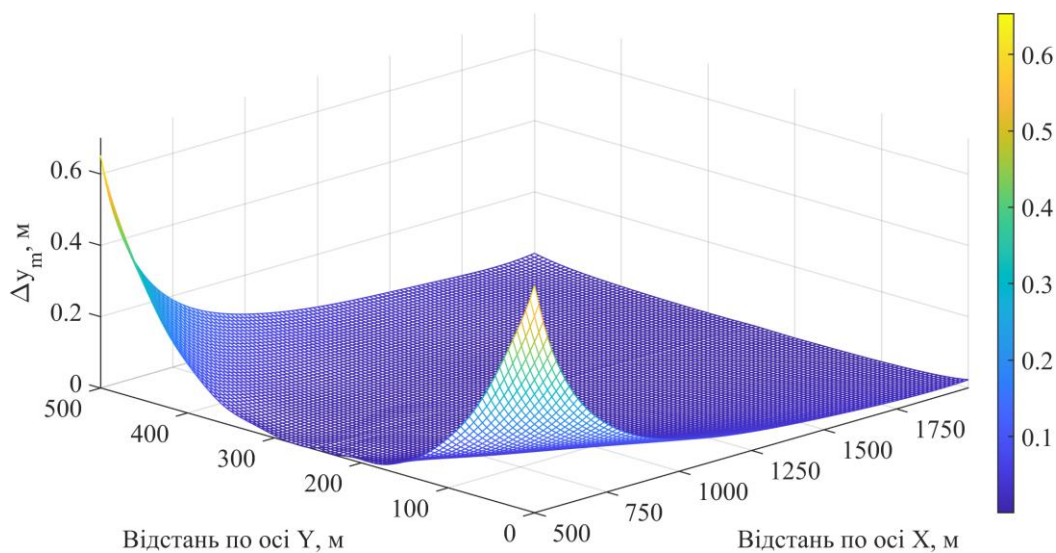


$h=0\%$ ). Отримані різниці часу подавалися на НМ на виході якої отримувалися координати  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$ . Далі обчислювалися абсолютні похибки за (2.15) та (2.16).

Результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС і відносної вологості  $h=0\%$  представлено на рисунку 4.13, а для  $h=100\%$  – на рисунку 4.14.



а)



б)

Рис. 4.13. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для  $h=0\%$ : а) координата X, б) координата Y

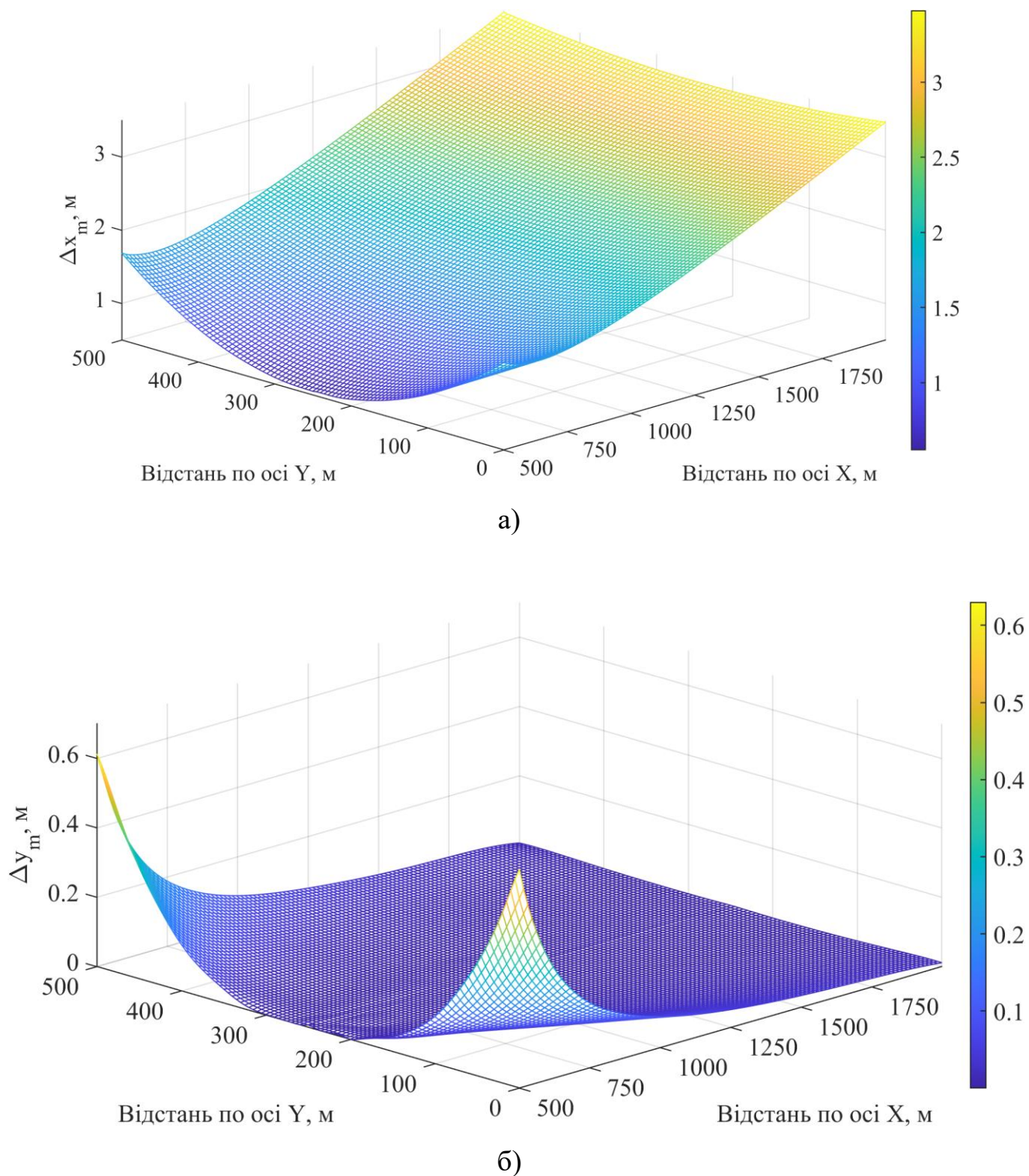


Рис. 4.14. Залежність абсолютної похибки визначення координат від місця розташування ДАС для  $h=100\%$ : а) координата X, б) координата Y

У порівнянні з температурою (рис. 4.11) для вологості повітря абсолютна похибка визначення координат ДАС є на порядок меншою (рис. 4.14). Зміна абсолютної похибки по всьому периметру дослідження як для температури так і для вологості має приблизно однаковий характер і відрізняється лише за значеннями. Абсолютні похибки як для  $h=0\%$  (рис. 4.13) так і для  $h=100\%$  (рис. 4.14) є приблизно однаковими.

Крім цього було проведено дослідження залежності максимального значення абсолютної похибки від вологості для діапазону від  $h=0\%$  до  $h=100\%$  з кроком 10%. В таблиці 4.2 представлено максимальні значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,max}$  та  $\Delta y_{m,max}$  в залежності від значення відносної вологості повітря, а на рисунку 4.15 візуалізовано дані із таблиці.

Таблиця 4.2.

Максимальні значення абсолютних похибок визначення координат ДАС в залежності від  $h$

$h, \%$	$\Delta x_{m,max}, \text{м}$	$\Delta y_{m,max}, \text{м}$
<b>0</b>	3.483058	0.653591
<b>10</b>	2.786319	0.526080
<b>20</b>	2.089763	0.398740
<b>30</b>	1.393389	0.271572
<b>40</b>	0.697198	0.144574
<b>50</b>	0.012589	0.017746
<b>60</b>	0.695131	0.125210
<b>70</b>	1.390787	0.251646
<b>80</b>	2.086260	0.377917
<b>90</b>	2.781550	0.504023
<b>100</b>	3.476657	0.629965

Із результатів поданих в таблиці 4.2 та на рисунку 4.15 можна зробити висновок, що характер зміни максимального значення похибки визначення координат ДАС є однаковим як в діапазоні відносної вологості від  $h=0\%$  до



$h=50\%$  так і в діапазоні від  $h=50\%$  до  $h=100\%$ , а максимальне значення похибки при  $h=0\%$  та  $h=100\%$  є приблизно однаковими.

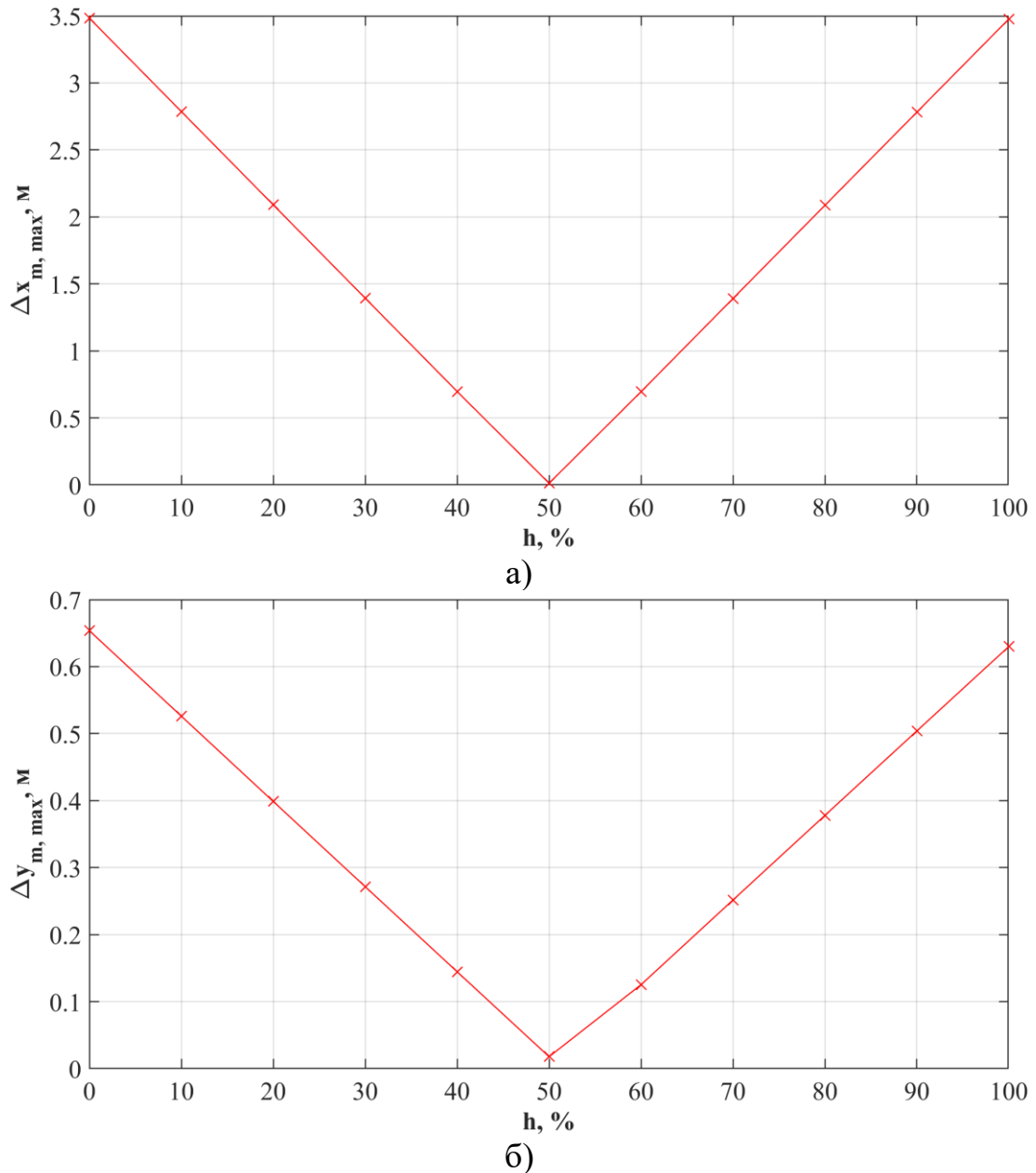


Рис. 4.15. Залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від відносної вологості: а) координата X, б) координата Y

Як показали результати дослідження, проведені в підрозділах 4.2 та 4.3, спостерігається суттєве зростання максимального значення похибки у порівнянні з оптимізованою СВК ДАС (табл. 3.9). Максимальне значення абсолютної

похибки за координатою  $X$  зростає від  $2.5 \times 10^{-3}$  м до 110 м за рахунок зміни швидкості акустичного сигналу від температури та до 3.5 м – за впливу вологості. Для координати  $Y$  – від  $1.4 \times 10^{-3}$  м до 20 м та до 0.7 м відповідно. Тому для зменшення абсолютної похибки, яка зумовлена зміною температури та вологості повітря, необхідно здійснювати корекцію результатів вимірювань.

#### 4.4. Корекція результатів визначення координат ДАС

НМ навчалася при швидкості акустичного сигналу 343.99 м/с за температури  $20^\circ\text{C}$  та 50% вологості. Враховуючи (2.7), якщо змінюється швидкість акустичного сигналу, за однакової відстані час реєстрації акустичного сигналу також змінюється, що призводить до додаткової похибки. Оскільки (2.7) має лінійну залежність між часом реєстрації та відстанню між сенсором та ДАС, то є можливість визначити коефіцієнт корекції вимірявши значення температури та вологості і розрахувавши реальну швидкість акустичного сигналу за формулою Крамера (2.1).

Для визначення коефіцієнту корекції розглянемо систему, яка складається з двох сенсорів  $S_1$  та  $S_2$ . Час реєстрації надходження акустичного сигналу  $t_{p,1,N}$  та  $t_{p,2,N}$  за номінальної швидкості акустичного сигналу  $V_{S,N} = 343.99$  м/с для кожного із сенсорів становитимуть:

$$t_{p,1,N} = \frac{R_1}{V_{S,N}}, \quad (4.2)$$

$$t_{p,2,N} = \frac{R_2}{V_{S,N}}, \quad (4.3)$$

де  $R_1$  та  $R_2$  – відстань від ДАС до сенсора  $S_1$  та  $S_2$  відповідно.

Тоді різниця часу реєстрації акустичного сигналу  $\Delta t_{p,N}$  між сенсорами  $S_1$  та  $S_2$  буде рівна:

$$\Delta t_{p,N} = t_{p,1,N} - t_{p,2,N} = \frac{R_1 - R_2}{V_{S,N}}. \quad (4.4)$$

У випадку відхилення швидкості  $V_S$  акустичного сигналу від номінального значення  $V_{S,N}$  час реєстрації акустичного сигналу  $t_{p,1}$  та  $t_{p,2}$  розраховуються за наступними формулами:

$$t_{p,1} = \frac{R_1}{V_S}, \quad (4.5)$$

$$t_{p,2} = \frac{R_2}{V_S}. \quad (4.6)$$

У цьому випадку різниця часу  $\Delta t_p$  розраховується як:

$$\Delta t_p = t_{p,1} - t_{p,2} = \frac{R_1 - R_2}{V_S}. \quad (4.7)$$

Взявши відношення  $\Delta t_{p,N} / \Delta t_p$  отримаємо:

$$\frac{\Delta t_{p,N}}{\Delta t_p} = \frac{R_1 - R_2}{V_{S,N}} \cdot \frac{V_S}{R_1 - R_2} = \frac{V_S}{V_{S,N}}. \quad (4.8)$$

Вимірявши температуру та вологість навколишнього середовища, можна розрахувати дійсну швидкість акустичного сигналу  $V_S$  та скоригувати різницю часу  $\Delta t_p$  до номінальної  $\Delta t_{p,N}$  за формулою:

$$\Delta t_{p,N} = \Delta t_p \cdot \frac{V_S}{V_{S,N}}. \quad (4.9)$$

Таким чином різниці часу  $\Delta t_{p,i}$  будуть приведені до  $\Delta t_{p,N,i}$ , що відповідають швидкості розповсюдження акустичного сигналу за нормальних умов навколишнього середовища, для якої і навчалася НМ. Якщо позначити коефіцієнт корекції  $k = V_S / V_{S,N}$ , то вираз (4.9) матиме вигляд:

$$\Delta t_{p,N} = \Delta t_p \cdot k. \quad (4.10)$$

Під час дослідження способу зменшення додаткових похибок, які зумовлені зміною швидкості акустичного сигналу від температури та вологості використовувався коефіцієнт корекції, а корекція  $\Delta t_{p,i}$  проводилася за формулою (4.9).

**Корекція результатів вимірювання за температурою.** Дослідження проводилося за значення похибки вимірювання температури  $\Delta\theta = \pm 0.1^\circ\text{C}$ , яке забезпечується метрологічними характеристиками платиного термометра опору [143], а також температури  $\theta = 50^\circ\text{C}$ . Значення вологості не змінювалося і становило  $h = 50\%$ . За такої похибки вимірювання температури при показі термометра  $50^\circ\text{C}$  реальне значення температури може бути від  $\theta_1 = 49.9^\circ\text{C}$  до  $\theta_2 = 50.1^\circ\text{C}$ . Для цих двох значень розраховувалися швидкості поширення акустичного сигналу за (2.1). Розраховані значення швидкостей використовувалися для розрахунку часу реєстрації акустичного сигналу за формулами:

$$t_{p,49.9} = \frac{R}{V_{S,49.9}}, \quad (4.11)$$

$$t_{p,50.1} = \frac{R}{V_{S,50.1}}, \quad (4.12)$$

де  $V_{S,49.9}$  та  $V_{S,50.1}$  - швидкості поширення акустичного сигналу за температури  $49.9^\circ\text{C}$  та  $50.1^\circ\text{C}$  відповідно,  $t_{p,49.9}$  та  $t_{p,50.1}$  - час реєстрації акустичного сигналу за швидкостей акустичного сигналу  $V_{S,49.9}$  та  $V_{S,50.1}$  відповідно.

За отриманими значеннями часу реєстрації розраховувалися різниці часу, а значення коефіцієнта корекції  $k$  визначалося для температури  $\theta = 50^\circ\text{C}$ :

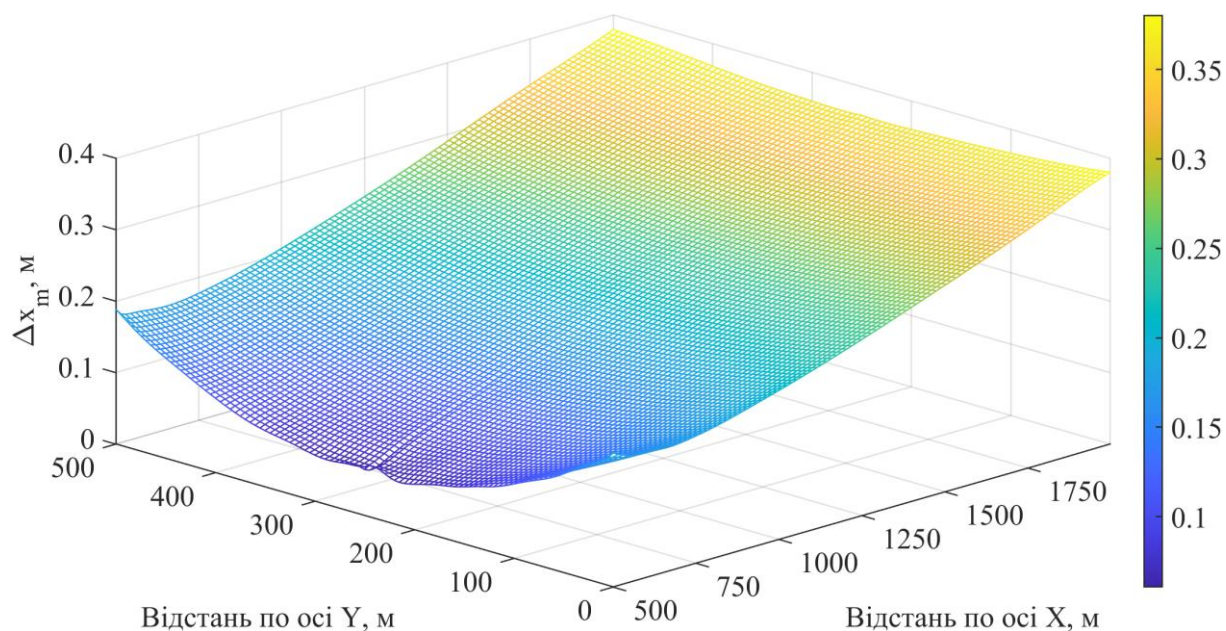
$$k = \frac{V_{S,50}}{V_{S,N}}. \quad (4.13)$$

Отриманий коефіцієнт  $k$  використовувався для корекції різниць часу за (4.10) [142]. Дослідження проводилося для координат ДАС, що розміщувалися в діапазоні 500 - 2000 м за координатою  $X$  та 0 - 500 м за координатою  $Y$ . Для кожного ДАС розраховувалися відповідні скориговані різниці часу і подавалися на НМ для визначення координат  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$  і розрахунку абсолютних похибок за (2.15) та (2.16).

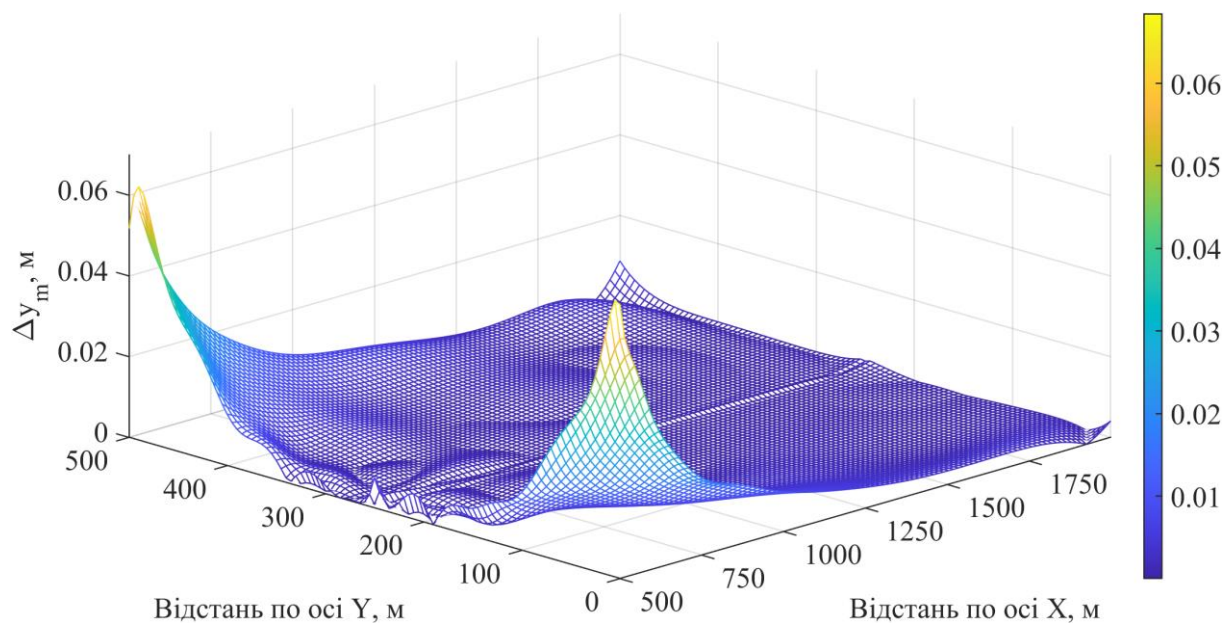
На рисунку 4.16 представлено результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС на досліджуваній площині для  $\theta = 50.1^\circ\text{C}$  (із застосуванням корекції). На рисунку 4.17 представлено результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат ДАС від розташування ДАС на досліджуваній площині для  $\theta = 49.9^\circ\text{C}$  (із застосуванням корекції).

За результатами представленими на рисунках 4.16 та 4.17 можна зробити висновок, що корекція різниць часу дозволяє суттєво зменшити значення абсолютної похибки у порівнянні з результатами, які отримані без застосування корекції (рис. 4.11). Похибка зменшилася на два порядки як за координатою  $X$

так і за координатою  $Y$ . За від'ємної (рис. 4.17) та додатної (рис. 4.16) похибки результатів вимірювання температури характер зміни абсолютної похибки визначення координат ДАС є подібним, а їх значення приблизно однаковими.



а)



б)

Рис. 4.16. Залежність абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС для  $\theta = 50.1^\circ\text{C}$ : а) координата  $X$ , б) координата  $Y$

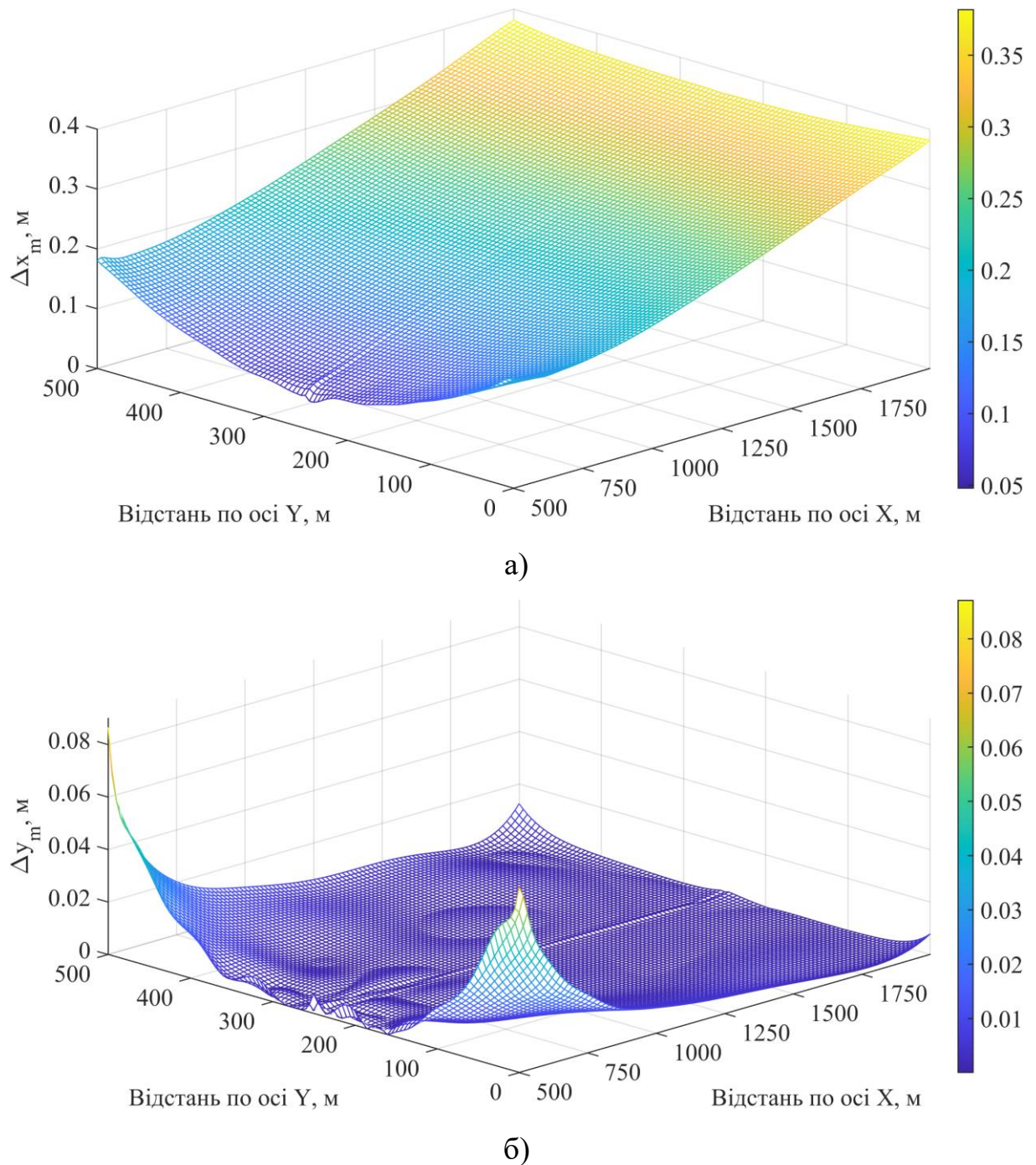


Рис. 4.17. Залежність абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС для  $\theta = 49.9^\circ\text{C}$ : а) координата X, б) координата Y

Також проведено дослідження залежності максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від температури (діапазон від -

10°C до 50°C з кроком 5°C). Для кожного значення температури визначалася швидкість поширення акустичного сигналу із врахуванням похибки вимірювання температури  $\Delta\theta = \pm 0.1^\circ\text{C}$ , а далі здійснювалася корекція за (4.10). В таблиці 4.3 представлено результати дослідження залежності максимального значення похибки визначення координат ДАС від температури навколишнього середовища.

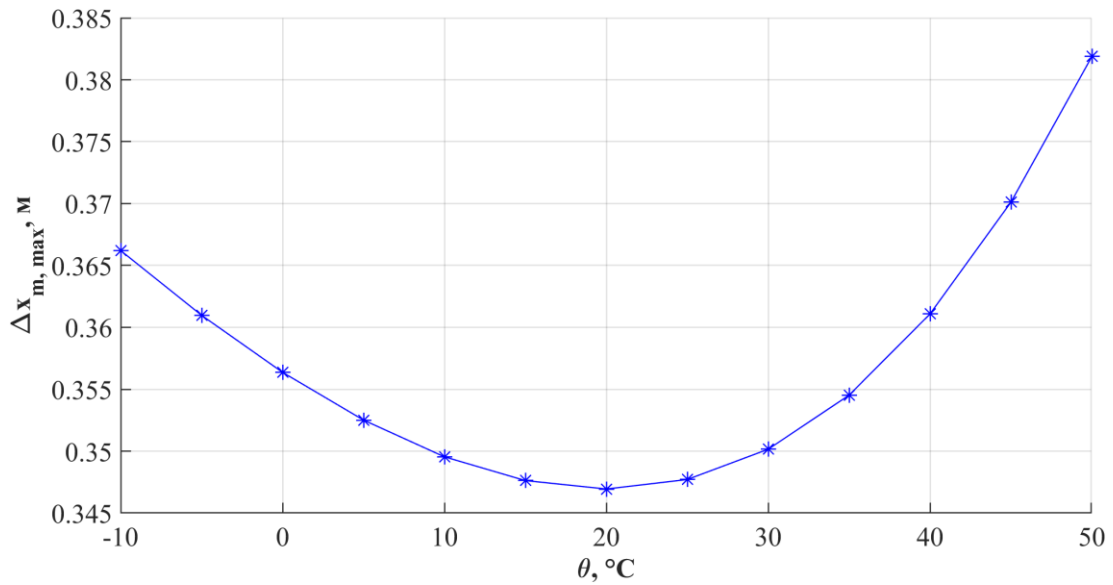
Таблиця 4.3.

Максимальне значення абсолютної похибки визначення координат ДАС  
залежно від температури

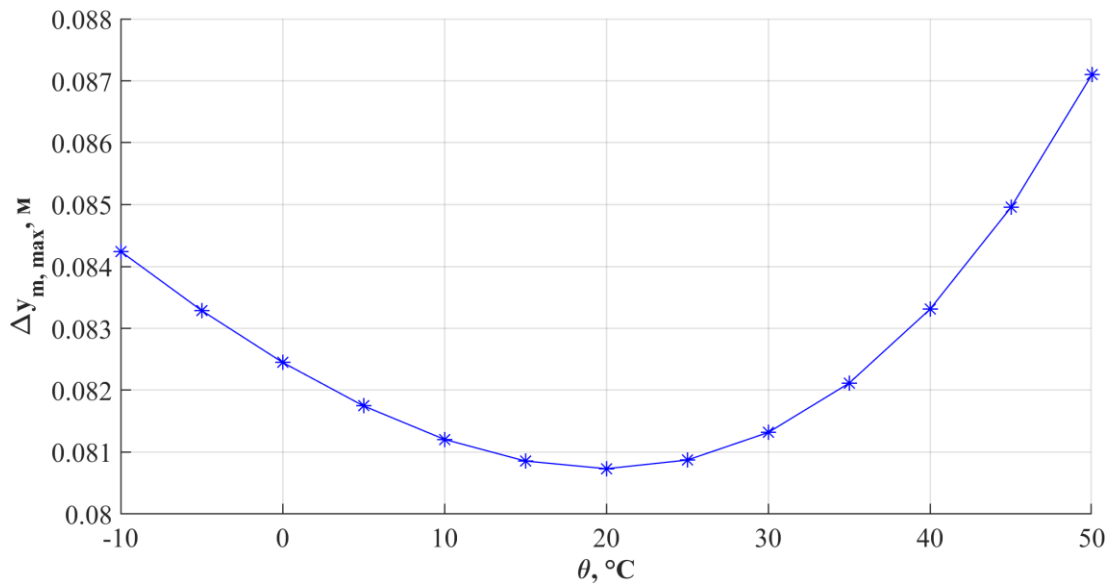
$\theta, ^\circ\text{C}$	$\Delta x_{t,max}, \text{м}$	$\Delta y_{t,max}, \text{м}$
<b>-10</b>	0.366201	0.084242
<b>-5</b>	0.360970	0.083288
<b>0</b>	0.356366	0.082450
<b>5</b>	0.352509	0.081747
<b>10</b>	0.349540	0.081206
<b>15</b>	0.347621	0.080856
<b>20</b>	0.346940	0.080732
<b>25</b>	0.347707	0.080872
<b>30</b>	0.350152	0.081317
<b>35</b>	0.354524	0.082114
<b>40</b>	0.361088	0.083310
<b>45</b>	0.370117	0.084955
<b>50</b>	0.381884	0.087099

На рисунку 4.18 представлено залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від значення температури в діапазоні від -10°C до 50°C для  $\Delta\theta = \pm 0.1^\circ\text{C}$  (із застосуванням корекції).





а)



б)

Рис. 4.18. Залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від температури: а) координата X, б) координата Y

В порівнянні із результатами представленими на рисунку 4.12 (без корекції), застосування корекції дозволило зменшити максимальне значення абсолютної похибки на 2 порядки. За координатою X максимальне значення абсолютної похибки зменшилося від 110 м (табл. 4.1) до 0.38 м (табл. 4.3), а за координатою Y – від 18.49 м до 0.087 м.

**Корекція результатів вимірювання за вологістю.** Корекція різниць часу для зменшення похибки визначення координат ДАС зумовленої зміною швидкості акустичного сигналу внаслідок зміни відносної вологості повітря здійснювалася аналогічно до температурної корекції. Дослідження проведено для відносної вологості  $h=98\%$ . Похибка вимірювання вологості становила  $\Delta h = \pm 2\%$ , що забезпечується метрологічними характеристиками ємнісного сенсора вологості [144]. З врахуванням похибки вимірювання відносної вологості повітря для показу вологоміра  $h=98\%$  реальне значення вологості може бути від  $h_1=96\%$  до  $h_2=100\%$ . Для цих двох значень розраховувались значення швидкості поширення акустичного сигналу аналогічно як і для температури. Розраховані значення швидкостей використовувалися для розрахунку часу реєстрації акустичного сигналу за формулами:

$$t_{p,96} = \frac{R}{V_{S,96}}, \quad (4.14)$$

$$t_{p,100} = \frac{R}{V_{S,100}}, \quad (4.15)$$

де  $V_{S,96}$  та  $V_{S,100}$  - швидкості поширення акустичного сигналу за вологості 96% та 100% відповідно,  $t_{p,96}$  та  $t_{p,100}$  - час реєстрації акустичного сигналу за швидкостей акустичного сигналу  $V_{S,96}$  та  $V_{S,100}$  відповідно.

Однак цього разу під час розрахунку швидкості змінювалася лише вологість, а значення температури навколишнього середовища залишалось незмінним і становило  $\theta = 20^\circ\text{C}$ . Для розрахунку коефіцієнта корекції використовувалось значення швидкості за  $h=98\%$ :

$$k = \frac{V_{S,98}}{V_{SN}}, \quad (4.16)$$

де  $V_{S,98}$  – швидкість поширення акустичного сигналу за відносної вологості повітря 98%.

Далі аналогічно як і для температури розраховувались абсолютні похибки. На рисунку 4.19 представлено результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС на досліджуваній площині для  $h = 96\%$  (із застосуванням корекції).

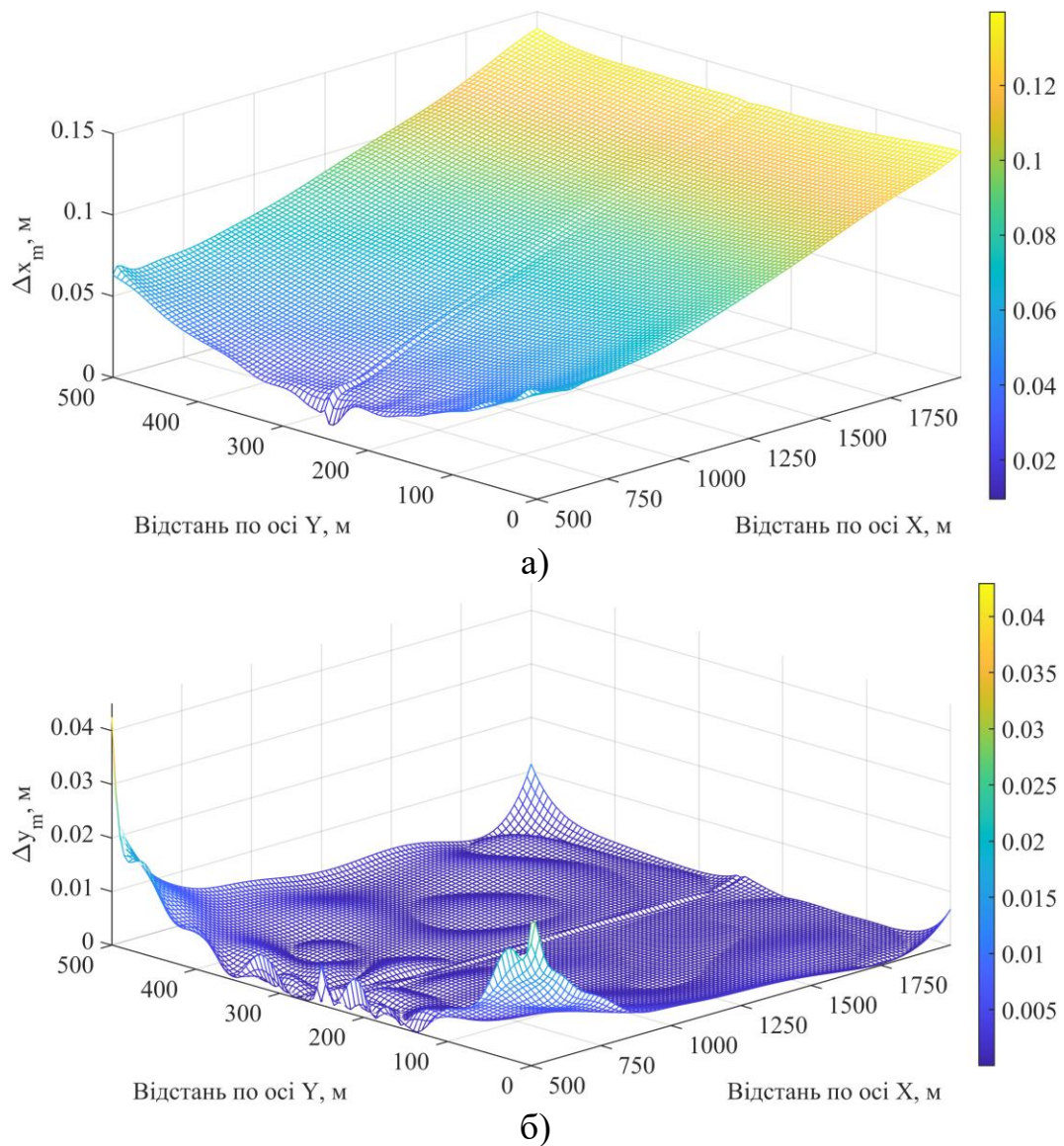


Рис. 4.19. Залежність абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС для  $h=96\%$ : а) координата X, б) координата Y

На рисунку 4.20 представлено результати дослідження залежності абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС на досліджуваній площині для  $h = 100\%$  (із застосуванням корекції).

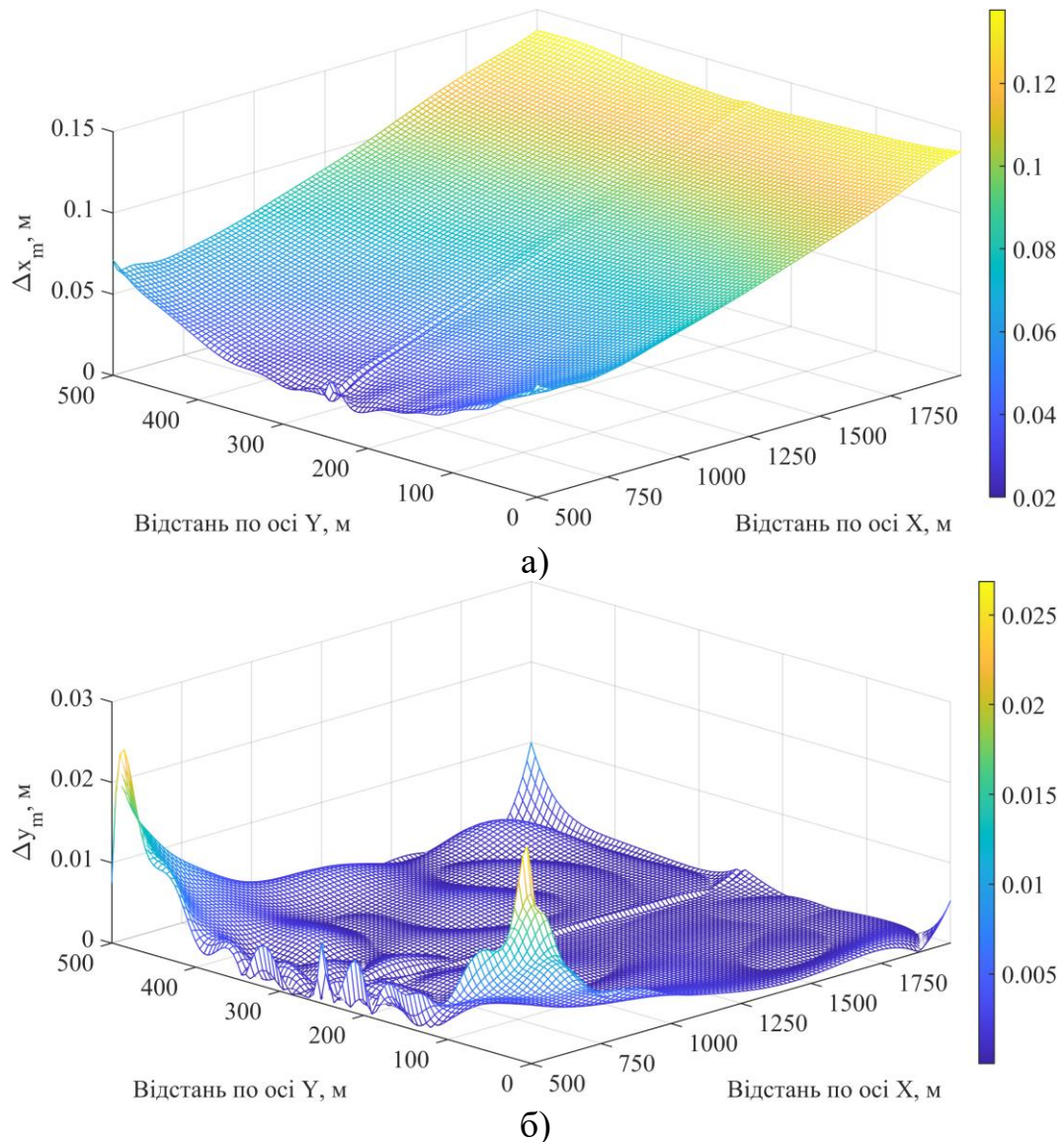


Рис. 4.20. Залежність абсолютної похибки визначення координат від розташування ДАС для  $h = 100\%$  : а) координата X, б) координата Y

У порівнянні із результатами без корекції (рис. 4.14), застосування корекції різниці часу (рис. 4.19, рис. 4.20) дозволило зменшити значення абсолютної похибки на один порядок як за координатою X так і за координатою Y. За від'ємної (рис. 4.19) та додатної (рис. 4.20) похибки результатів вимірювання

вологості характер зміни абсолютної похибки визначення координат ДАС є подібним, а їх значення приблизно однаковими.

Дослідження залежності максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від відносної вологості здійснювалося для діапазону вологості від  $h=2\%$  до  $h=98\%$ . Конкретні значення: 2, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 98%. Для кожного значення вологості визначалася швидкість поширення акустичного сигналу, а потім здійснювалася корекція. Максимальні значення абсолютної похибки визначалися аналогічно як і для температури.

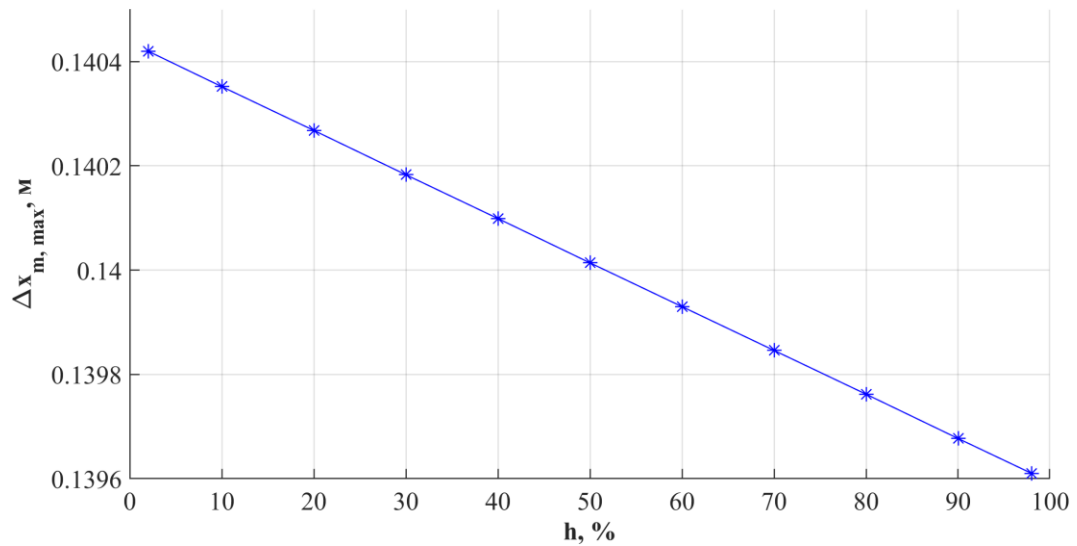
В таблиці 4.4 представлено результати дослідження залежності максимального значення похибки визначення координат ДАС від відносної вологості повітря.

Таблиця 4.4.

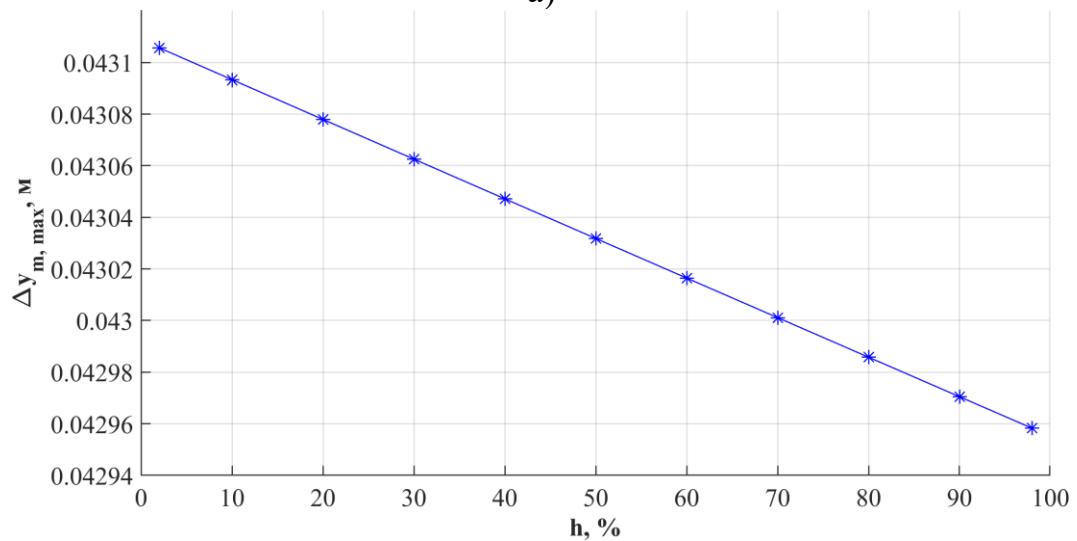
Максимальне значення абсолютної похибки визначення координат ДАС  
залежно від вологості

$h, \%$	$\Delta x_{m,max}, \text{м}$	$\Delta y_{m,max}, \text{м}$
2	0.140420	0.043106
10	0.140352	0.043093
20	0.140268	0.043078
30	0.140183	0.043063
40	0.140099	0.043047
50	0.140014	0.043032
60	0.139930	0.043016
70	0.139846	0.043001
80	0.139762	0.042986
90	0.139677	0.042970
98	0.139610	0.042958

На рисунку 4.21 представлено залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від значення відносної вологості повітря в діапазоні від 2% до 98% для  $\Delta h = \pm 2\%$  (із застосуванням корекції).



а)



б)

Рис. 4.21. Залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат ДАС від значення відносної вологості повітря в діапазоні від 2% до 98% : а) координата X, б) координата Y

В порівнянні із результатами представленими на рисунку 4.15 (без корекції), застосування корекції дозволило зменшити максимальне значення абсолютної похибки на один порядок. За координатою X максимальне значення абсолютної похибки зменшилося від 3.48 м (табл. 4.2) до 0.14 м (табл. 4.4), а за координатою Y – від 0.65 м до 0.043 м.

Отже, за результатами корекції як температури так і вологості вдалося суттєво зменшити абсолютну похибку визначення координат ДАС. Варто зазначити, що

у даному підрозділі під час дослідження корекції змінювався лише один параметр (вологість або температура). Інший параметр залишався незмінним і відповідав значенню, що рівний значенню під час навчання НМ. Однак під час застосування СВК ДАС одночасно вимірюватиметься і температура і вологість. За отриманими значеннями розраховуватиметься швидкість поширення акустичного сигналу і саме це значення швидкості застосовуватиметься для корекції.

#### 4.5. Сумарна похибка СВК ДАС

Дослідження сумарної абсолютної похибки проводилося із врахуванням похибки НМ та часу реєстрації акустичного сигналу, а також похибок, які зумовлені зміною температури та вологості навколишнього середовища. Дослідження сумарної похибки проводилося методом Монте-Карло за таким алгоритмом:

1. Задаються координати  $x_i$  та  $y_i$  сенсорів  $S_i$  де  $i = 1, 2, \dots, 9$  та значення номінальної швидкості  $V_{S,N} = 343.996$  м/с.

2. Задаються значення температури  $\theta_0$  та вологості  $h_0$  навколишнього середовища і розраховується швидкість поширення акустичного сигналу  $V_{S,0}$  за (2.1).

3. Генеруються координати  $x_m$  та  $y_m$  джерела акустичного сигналу в діапазоні від 500 до 2000 м з кроком 15 м за координатою  $X$  та від 0 до 500 м з кроком 5 м за координатою  $Y$  (таким чином у досліджуваному периметрі сформується  $100 \times 100$  джерел акустичного сигналу (рис. 4.5)).

4. Розраховуються випадкові значення температури  $\theta_j$  та вологості  $h_j$  з похибкою  $\Delta\theta = \pm 0.1^\circ\text{C}$  та  $\Delta h = \pm 2\%$  за формулами:

$$\theta_j = \theta_0 + (\text{rand} - 0.5) \cdot 2 \cdot \Delta\theta, \quad (4.17)$$

$$h_j = h_0 + (\text{rand} - 0.5) \cdot 2 \cdot \Delta h, \quad (4.18)$$

де  $rand$  – функція, що генерує випадкове число з плаваючою комою в діапазоні від 0 до 1.

5. Для отриманих випадкових значень температури  $\theta_j$  та вологості  $h_j$  розраховується швидкість акустичного сигналу  $V_{S,j}$  за (2.1).

6. Для усіх сенсорів з координатами  $x_i$ ,  $y_i$  та координатами ДАС  $x_m$ ,  $y_m$  розраховуються відстані  $R_i$  за (2.6) і визначається час реєстрації акустичного сигналу  $t_{p,i,j}$  для кожного сенсора за (2.7) із врахуванням швидкості  $V_{S,j}$ .

7. Для кожного  $t_{p,i,j}$  додається випадкова похибка  $\Delta\tau = \pm 10^{-9} c$  [20, 145, 146] за формулою:

$$t_{p,i,j} = t_{p,i,j} + \text{sign}(rand - 0.5) \cdot \Delta\tau, \quad (4.19)$$

де  $\text{sign}(rand-0.5)$  – функція, що випадковим чином генерує значення -1 або 1.

8. Для отриманих значень  $t_{p,i,j}$  розраховуються різниці часу реєстрації акустичного сигналу  $\Delta t_{i,j}$  за (2.8).

9. Розраховується коефіцієнт корекції за формулою:

$$k = \frac{V_{S,0}}{V_{S,N}}, \quad (4.20)$$

та здійснюється корекція за (4.10).

10. Різниці часу  $\Delta t_{i,j}$  подаються на НМ і визначаються координати  $\hat{x}_m$  та  $\hat{y}_m$  джерела акустичного сигналу, а також абсолютні похибки  $\Delta x_m$  та  $\Delta y_m$  за (2.15) та (2.16).

11. За координатами  $x_m$ ,  $y_m$  та  $\hat{x}_m$ ,  $\hat{y}_m$  відносно середнього сенсора  $S_5$ , який розташований за координатами  $x_r=200$  м,  $y_r=250$  м, розраховуються відстані до ДАС та кути за формулами:



$$R = \sqrt{(x_m - x_r)^2 + (y_m - y_r)^2}, \quad (4.21)$$

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{y_m - y_r}{R}\right), \quad (4.22)$$

$$\hat{R} = \sqrt{(\hat{x}_m - x_r)^2 + (\hat{y}_m - y_r)^2}, \quad (4.23)$$

$$\hat{\alpha} = \arcsin\left(\frac{\hat{y}_m - y_r}{\hat{R}}\right), \quad (4.24)$$

де  $R$  та  $\hat{R}$  – дійсна та обчислена СВК ДАС відстань до джерела акустичного сигналу відповідно,  $\alpha$  та  $\hat{\alpha}$  – дійсний та обчислений кут до джерела акустичного сигналу відповідно.

12. За отриманими значеннями  $R$ ,  $\hat{R}$ ,  $\alpha$ ,  $\hat{\alpha}$  розраховуються абсолютні похибки  $\Delta R$  та  $\Delta\alpha$  як:

$$\Delta R = |\hat{R} - R| \quad (4.25)$$

$$\Delta\alpha = |\hat{\alpha} - \alpha| \quad (4.26)$$

13. Пункти 4-12 повторюються 1000 разів.

14. За отриманими значеннями абсолютних похибок визначаються максимальні значення абсолютних похибок  $\Delta x_{m,\max}$ ,  $\Delta y_{m,\max}$ ,  $\Delta R_{\max}$  та  $\Delta\alpha_{\max}$ .

15. Також розраховується математичні сподівання  $M(\Delta x_m)$ ,  $M(\Delta y_m)$ ,  $M(\Delta R)$ ,  $M(\Delta\alpha)$ , дисперсії  $D(\Delta x_m)$ ,  $D(\Delta y_m)$ ,  $D(\Delta R)$ ,  $D(\Delta\alpha)$  та непевності  $u(\Delta x_m)$ ,  $u(\Delta y_m)$ ,  $u(\Delta R)$ ,  $u(\Delta\alpha)$ .

16. Пункти 3-15 виконуються для кожного з 10000 джерел акустичного сигналу.

17. Результати дослідження похибок СВК ДАС виводяться у графічній формі.

Дослідження за даним алгоритмом проводилося для всіх можливих комбінацій  $\theta_0$  та  $h_0$  для значень температури  $\theta_0$  із ряду  $-10^\circ\text{C}$ ,  $20^\circ\text{C}$ ,  $50^\circ\text{C}$  та вологості  $h_0$  із ряду 2%, 50% 98%.

На рисунку 4.22 представлено залежність максимального значення абсолютної похибки визначення координат X та Y від розташування ДАС на площині для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$ . Для такої температури та вологості отримано найбільші похибки. Графіки залежності для інших комбінацій  $\theta_0$  та  $h_0$  подано в додатку Г.

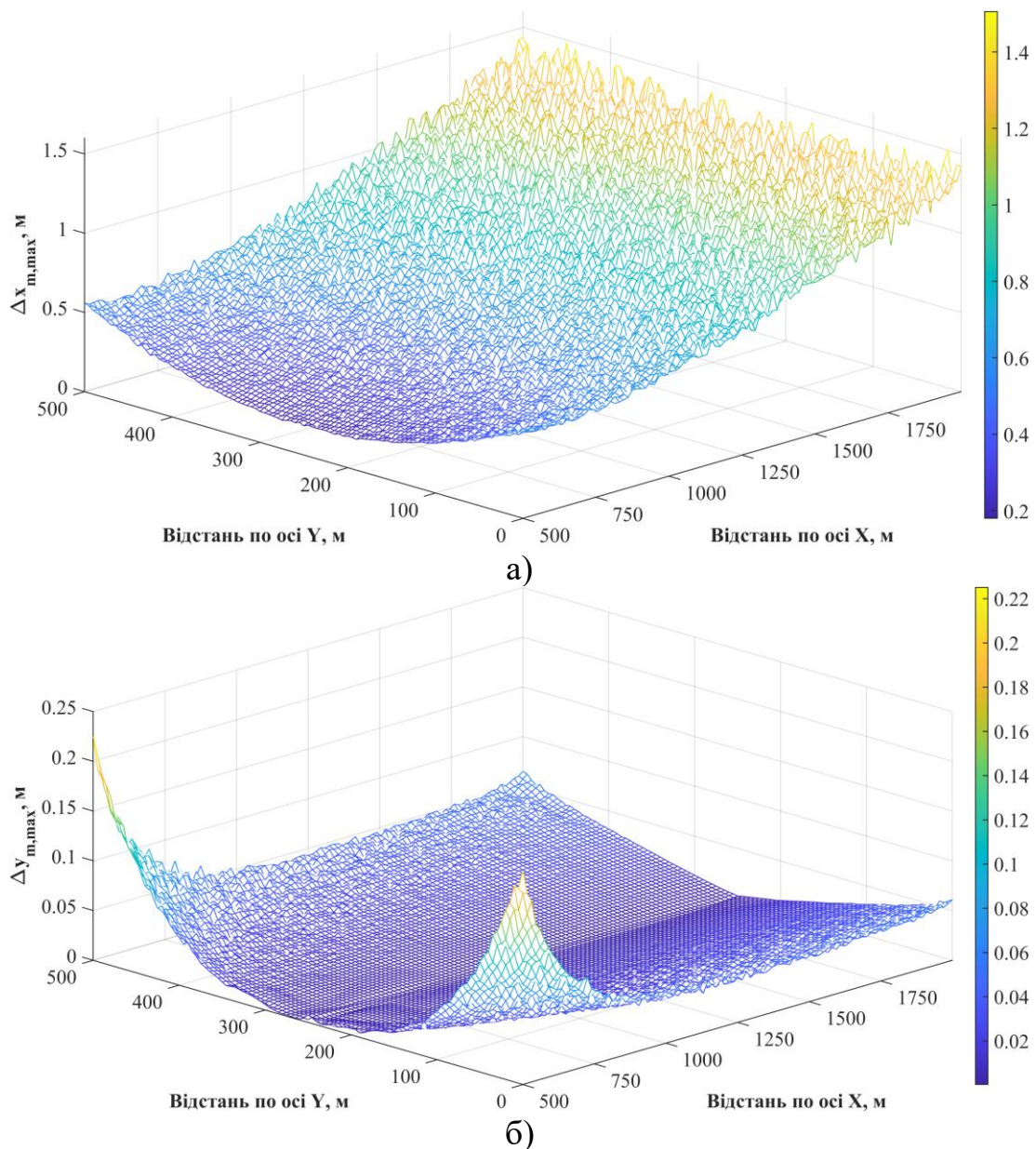


Рис. 4.22. Залежність максимального значення абсолютної похибки від місця розташування ДАС: а) координата X, б) координата Y

На рисунку 4.23 представлено залежність максимального значення абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування ДАС на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$ . Графіки залежності для інших комбінацій  $\theta_0$  та  $h_0$  подано в додатку Д.

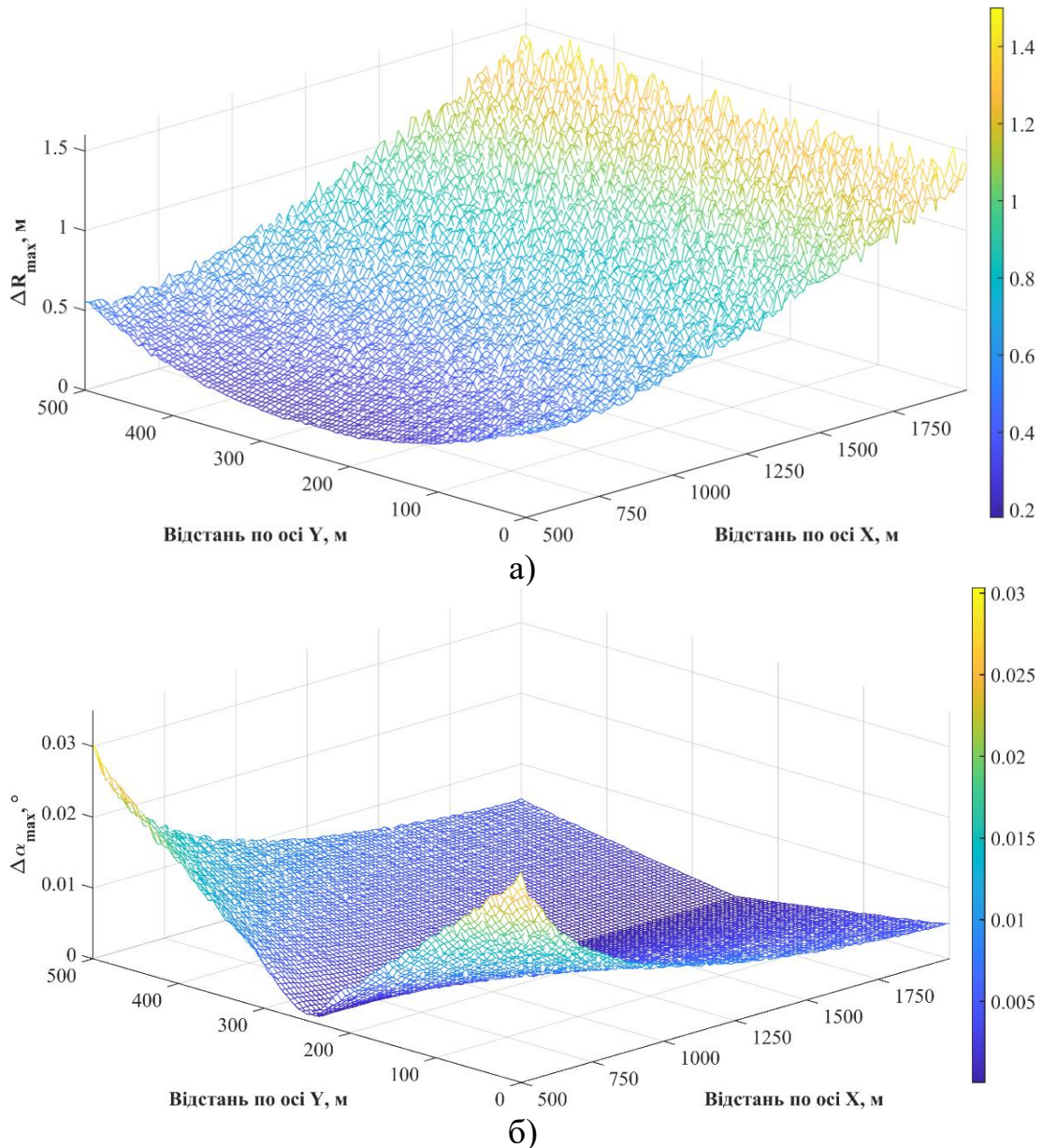


Рис. 4.23. Залежність максимального значення абсолютної похибки від місця розташування ДАС: а) відстань  $R$ , б) кут  $\alpha$

Як видно з рисунку 4.22 максимальне значення абсолютної похибки не перевищує 1.5 м за координатою  $X$  та 0.25 м за координатою  $Y$ , а максимальне

значення абсолютної похибки визначення відстані до ДАС та кута (рис. 4.23) не перевищує 1.5 м та  $0.031^\circ$  відповідно.

Для коректного порівняння різних методів визначення координат ДАС (табл. 1.1) розраховано відносні похибки для максимальних значень відстані  $R_{\max}$  та кута  $\alpha_{\max}$  за формулами:

$$\delta_R = \frac{\Delta R_{\max}}{R_{\max}} \cdot 100, \quad (4.27)$$

$$\delta_\alpha = \frac{\Delta \alpha_{\max}}{\alpha_{\max}} \cdot 100, \quad (4.28)$$

В даній конфігурації СВК ДАС максимальна відстань  $R_{\max} = 1800\text{м}$ , а максимальний кут  $\alpha_{\max} = 40^\circ$ . Використавши (4.27) та (4.28) отримано відносні похибки визначення відстані та кута  $\delta_R = 0.08\%$  та  $\delta_\alpha = 0.08\%$ . У порівнянні з існуючими методами (табл. 1.1) запропонований метод визначення координат ДАС дозволяє зменшити похибку в 15 та 5 разів для визначення відстані та кута відповідно.

На рисунках 4.24 та 4.25 подано результати оцінювання непевності проведених досліджень.

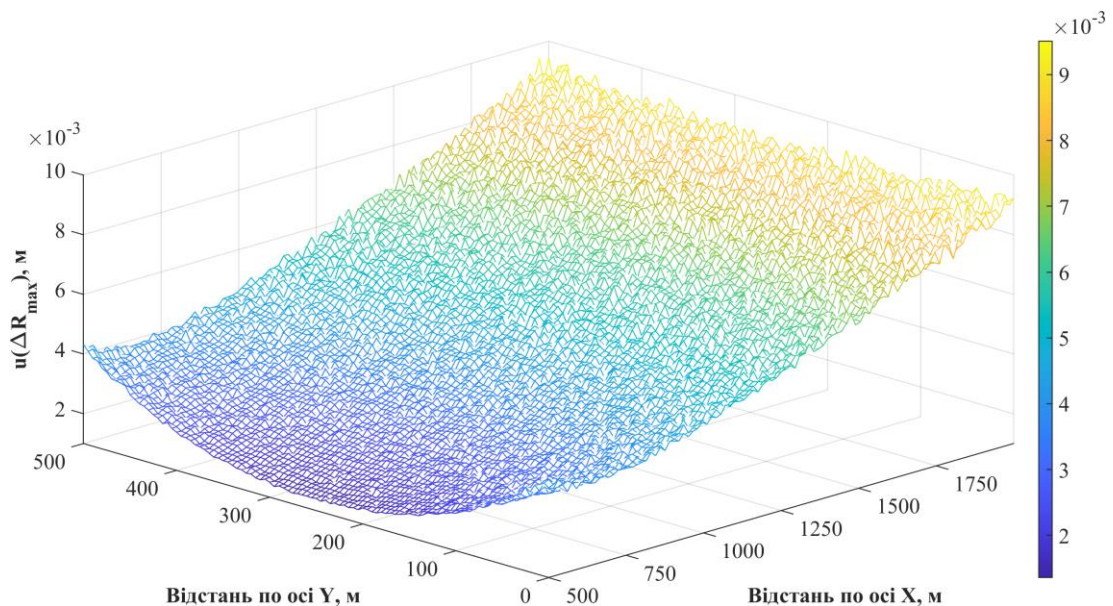


Рис. 4.24. Непевність результатів визначення відстані  $R$



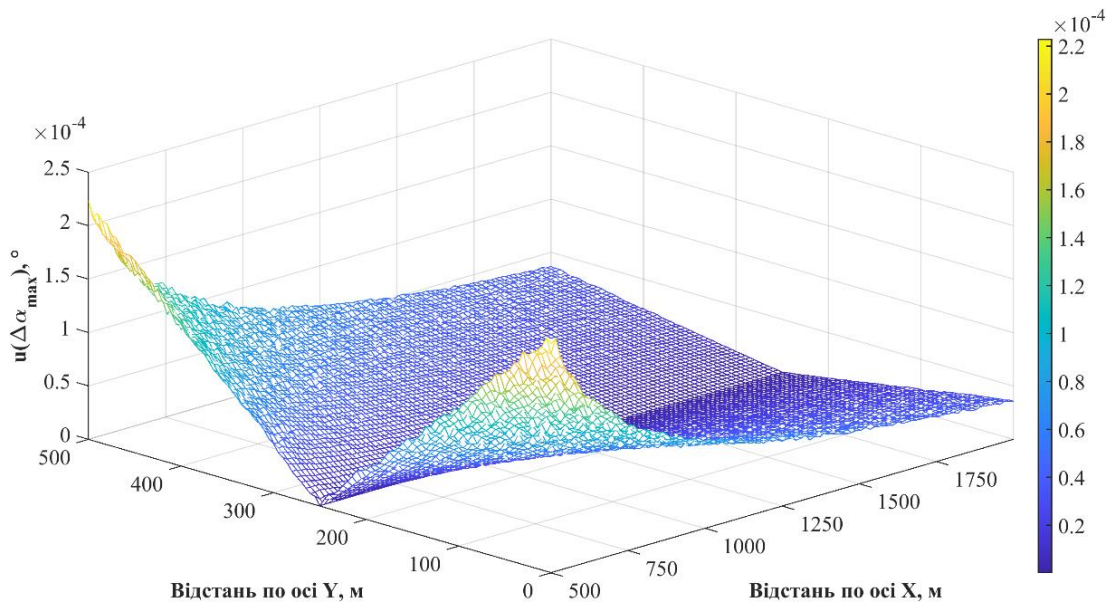


Рис. 4.25. Непевність результатів визначення кута  $\alpha$

За результатами досліджень (рис. 4.24, рис. 4.25) непевність отриманих значень абсолютної похибки визначення відстані  $R$  до ДАС та кут  $\alpha$  не перевищує  $10 \times 10^{-3}$  м та  $2.5 \times 10^{-4}$  ° відповідно.

#### 4.6. Висновки до розділу 4

1. За результатами дослідження неоднозначності як для лінійного так і квадратного способу розташування сенсорів суттєвого зростання похибки не виявлено, що свідчить про відсутність хибного визначення координат джерела акустичного сигналу. Значення абсолютної похибки не перевищує  $8 \times 10^{-3}$  м, що за порядком близьке до похибки оптимізованої СВК ДАС ( $2.5 \times 10^{-3}$  м).

2. Спостерігається суттєве зростання абсолютної похибки за рахунок зміни швидкості акустичного сигналу від температури та вологості у порівнянні з оптимізованою СВК ДАС. Найбільше зростання похибки спричиняється температурою, а максимальне значення абсолютної похибки становить

приблизно 110 м за координатою X та 20 м за координатою Y. Вплив вологості приблизно на порядок менший.

3. У порівнянні з квадратним способом, який був найкращим для оптимізованої системи, найменші похибки отримано для лінійного способу розташування сенсорів. Лінійна конфігурація сенсорів має меншу чутливість до зміни швидкості поширення акустичного сигналу. За компактністю і значенням похибки у розробленій СВК ДАС доцільним є використання лінійного способу розташування з малою відстанню між сенсорами.

4. Запропоновано спосіб корекції різниць часу на зміну швидкості акустичного сигналу від температури та вологості, що дозволило зменшити абсолютну похибку визначення координат ДАС на два (для температури) та один (для вологості) порядки. Для температури значення абсолютної похибки за координатою X зменшилося до 0.38 м, а за координатою Y – до 0.087 м. Для вологості значення абсолютної похибки за координатою X зменшилося до 0.14 м, а за координатою Y – до 0.043 м.

5. За одночасного сумарного впливу похибки нейронної мережі, часу реєстрації акустичного сигналу, а також похибок, які зумовлені зміною температури та вологості навколишнього середовища значення абсолютної похибки визначення координат ДАС не перевищує 1.5 м та 0.25 м за координатою X та Y відповідно. А значення абсолютної похибки визначення відстані до ДАС та кута не перевищує 1.5 м та  $0.031^\circ$  відповідно.

6. У порівнянні з існуючими методами вдалося зменшити похибку в 15 та 5 разів для визначення відстані та кута відповідно. Відносні похибки визначення відстані до джерела акустичного сигналу та кута не перевищують 0.08%.

## ВИСНОВКИ

1. Враховуючи переваги та недоліки розглянутих методів оптимальним для вирішення задачі визначення координат джерела акустичного сигналу є різницево-часовий метод із використанням нейронної мережі як обчислювального компоненту.

2. Розроблено програмно-математичні моделі, одна з яких розраховує координати сенсорів залежно від способу їх розташування, а друга – різниці часу реєстрації акустичних сигналів, з допомогою яких формують набір даних для навчання і перевірки нейронної мережі.

3. Отримано залежності абсолютної похибки визначення координат  $X$  та  $Y$  джерел акустичного сигналу від їх розташування на досліджуваному периметрі. Визначено середнє та максимальне значення абсолютної похибки системи локалізації об'єктів із параметрами за замовчуванням. За координатою  $X$  середнє значення абсолютної похибки є на рівні 0.5 м, а за координатою  $Y$  – 1.2 м. Максимальне значення абсолютної похибки не перевищує 4.2 м за координатою  $X$  та 16 м – за координатою  $Y$ .

4. Отримано залежності середнього значення абсолютної похибки від кількості навчальних пар, кількості прихованих шарів, форми розташування сенсорів та їх кількості, алгоритму навчання нейронної мережі, способу визначення базового сенсора, відстані між найближчим сенсором і периметром розташування джерел акустичного сигналу та структури прихованих шарів нейронної мережі, які дозволяють оптимізувати параметри системи локалізації об'єктів за критерієм мінімуму похибки.

5. Для системи із оптимізованими параметрами середнє значення абсолютної похибки є на рівні  $6.6 \times 10^{-5}$  м за координатою  $X$  та  $6.8 \times 10^{-5}$  м за координатою  $Y$ . Максимальне значення абсолютної похибки не перевищує  $2.5 \times 10^{-3}$  м за координатою  $X$  та  $1.4 \times 10^{-3}$  м – за координатою  $Y$ .

6. Проведені дослідження показали, що застосування різницево-часового методу із використанням нейронної мережі усуває неоднозначність результатів визначення координат.

7. Отримано залежності абсолютної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу від температури та вологості. У діапазоні температур від  $-10^{\circ}\text{C}$  до  $50^{\circ}\text{C}$  максимальне значення абсолютної похибки суттєво зростає та рівне 110 м за координатою X та 20 м за координатою Y. У діапазоні вологості від 0% до 100% максимальне значення абсолютної похибки на порядок менше.

8. Запропоновано спосіб корекції результатів вимірювання, який дозволяє мінімізувати вплив температури і вологості та зменшити абсолютну похибку визначення координат джерела акустичного сигналу на два порядки для температури та один – для вологості. Для температури максимальне значення абсолютної похибки зменшилося до 0.38 м за координатою X та 0.087 м за координатою Y, а для вологості – до 0.14 м та 0.043 м відповідно.

9. Сумарна абсолютна похибка визначення координат джерела акустичного сигналу не перевищує 1.5 м за координатою X, 0.25 м за координатою Y, 1.5 м за відстанню та  $0.031^{\circ}$  за кутом.

10. Застосування різницево-часового методу та нейронної мережі забезпечило зменшення відносної похибки визначення координат джерела акустичного сигналу у порівнянні з існуючими системами локалізації об'єктів в 15 разів для відстані та 5 – для кута, а отримане значення відносної похибки не перевищує 0.08%.



## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. F. Aliew, 'An Approach for Precise Distance Measuring Using Ultrasonic Sensors', in *IECMA 2022*, MDPI, 2022, p. 8. doi: [10.3390/IECMA2022-12901](https://doi.org/10.3390/IECMA2022-12901).
2. S. Shin, M.-H. Kim, and S. B. Choi, 'Ultrasonic Distance Measurement Method With Crosstalk Rejection at High Measurement Rate', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 68, no. 4, pp. 972–979, 2019, doi: [10.1109/TIM.2018.2863999](https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2863999).
3. M. Pisani, M. Astrua, and M. Zucco, 'Improved Acoustic Thermometry for Long-Distance Temperature Measurements', *Sensors*, vol. 23, no. 3, p. 1638, 2023, doi: [10.3390/s23031638](https://doi.org/10.3390/s23031638).
4. J. Musiał, K. Horiashchenko, S. Horiashchenko, and M. Szyca, 'Automatic diagnostic device with measurement of distances to damages by the combined pulse-phase method', *MATEC Web Conf.*, vol. 351, p. 01010, 2021, doi: [10.1051/mateconf/202135101010](https://doi.org/10.1051/mateconf/202135101010).
5. Z. Qiu, Y. Lu, and Z. Qiu, 'Review of Ultrasonic Ranging Methods and Their Current Challenges', *Micromachines*, vol. 13, no. 4, p. 520, 2022, doi: [10.3390/mi13040520](https://doi.org/10.3390/mi13040520).
6. S. Laureti, M. Mercuri, D. A. Hutchins, F. Crupi, and M. Ricci, 'Modified FMCW Scheme for Improved Ultrasonic Positioning and Ranging of Unmanned Ground Vehicles at Distances < 50 mm', *Sensors*, vol. 22, no. 24, p. 9899, 2022, doi: [10.3390/s22249899](https://doi.org/10.3390/s22249899).
7. M. Case, M. Micheli, D. Arroyo, J. Hillard, and M. Kocanda, 'Ultrasonic Blood Flow Sensing using Doppler Velocimetry', *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, vol. 6, no. 4, pp. 1298–1316, 2013, doi: [10.21307/ijssis-2017-591](https://doi.org/10.21307/ijssis-2017-591).
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), 2012, pp. 1-4. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6309397>.

9. H.-C. Chen, T.-H. Lin, H. T. Kung, C.-K. Lin, and Y. Gwon, 'Determining RF angle of arrival using COTS antenna arrays: A field evaluation', in *MILCOM 2012 - 2012 IEEE Military Communications Conference*, Orlando, FL, USA: IEEE, 2012, pp. 1–6. doi: [10.1109/MILCOM.2012.6415851](https://doi.org/10.1109/MILCOM.2012.6415851).
10. 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), 2018, pp. 5559-5563. Available: <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8462269>.
11. M. F. Iqbal, Z. Khalid, M. Zahid, and A. Abdullah, 'Accuracy improvement in amplitude comparison-based passive direction finding systems by adaptive squint selection', *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 14, no. 5, pp. 662–668, 2020, doi: [10.1049/iet-rsn.2019.0465](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2019.0465).
12. S. Gombots, J. Nowak, and M. Kaltenbacher, 'Sound source localization – state of the art and new inverse scheme', *Elektrotech. Inftech.*, vol. 138, no. 3, pp. 229–243, 2021, doi: [10.1007/s00502-021-00881-6](https://doi.org/10.1007/s00502-021-00881-6).
13. R. Rabenstein and P. Annibale, 'Acoustic Source Localization under Variable Speed of Sound Conditions', *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2017, pp. 1–17, 2017, doi: [10.1155/2017/9524943](https://doi.org/10.1155/2017/9524943).
14. Nur Syaza Syahira Mohammad-Mahmud, Ili Shairah Abdul Halim, Siti Lailatul Mohd Hassan, and Wan Fazlida Hanim Abdullah, 'Design and Performance Analysis of Sound Source Localization using Time Difference of Arrival Estimation', *ARAM*, vol. 106, no. 1, pp. 14–26, 2023, doi: [10.37934/aram.106.1.1426](https://doi.org/10.37934/aram.106.1.1426).
15. 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, 2016. Available: <https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2601878>.
16. Y. Chiu, C. Wang, D. Gong, N. Li, S. Ma, and Y. Jin, 'A Novel Ultrasonic TOF Ranging System Using AIN Based PMUTs', *Micromachines*, vol. 12, no. 3, p. 284, 2021, doi: [10.3390/mi12030284](https://doi.org/10.3390/mi12030284).

17. С. О. Козерук, О.І. Нижник та Н.І. Лисенко, *Акустичні інформаційні системи*. Київ, КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018, 168 с.

18. R. Raišutis, O. Tumšys, R. Kažys, «Feasibility study of application of ultrasonic method for precise measurement of the long distances in air», *Ultragarsas Journal*, vol. 65, no. 3, pp. 7-10, 2010. [https://www.ndt.net/article/ultragarsas/Vol.65-No.3-2010\\_01-Raisutis.pdf](https://www.ndt.net/article/ultragarsas/Vol.65-No.3-2010_01-Raisutis.pdf)

19. А. Дуднік, «Аналіз методів вимірювання відстаней між об'єктами за допомогою сенсорних мереж», *Молодий вчений*, вип. 3, № 55, pp. 213-216, 2018. <https://molodyivchenyi.ua/index.php/journal/article/view/4928>.

20. І.В. Калинич, І.П. Радиш, Я.І. Ваш, «Електронні геодезичні прилади», *УжНУ «Говерла»*, с. 156, 2021. <https://dspace.uzhnu.edu.ua/jspui/handle/lib/35425>.

21. X. Li, Z. D. Deng, L. T. Rauchenstein, and T. J. Carlson, 'Contributed Review: Source-localization algorithms and applications using time of arrival and time difference of arrival measurements', *Review of Scientific Instruments*, vol. 87, no. 4, p. 041502, 2016, doi: [10.1063/1.4947001](https://doi.org/10.1063/1.4947001).

22. M. Cobos, F. Antonacci, A. Alexandridis, A. Mouchtaris, and B. Lee, 'A Survey of Sound Source Localization Methods in Wireless Acoustic Sensor Networks', *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2017, pp. 1–24, 2017, doi: [10.1155/2017/3956282](https://doi.org/10.1155/2017/3956282).

23. A. Ramírez, «Time-of-flight in Wireless Networks as Information Source for Positioning», *TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN*, p. 161, 2011. <https://dnb.info/1056937106/34>.

24. F. Gueuning, M. Varlan, C. Eugene, and P. Dupuis, 'Accurate distance measurement by an autonomous ultrasonic system combining time-of-flight and phase-shift methods', in *Quality Measurement: The Indispensable Bridge between Theory and Reality, Conference Proceedings*, Brussels, Belgium: IEEE, 1996, pp. 399–404. doi: [10.1109/IMTC.1996.507414](https://doi.org/10.1109/IMTC.1996.507414).

25. I. Zamora, E. Ledesma, A. Uranga, and N. Barniol, ‘High Accuracy Ultrasound Micro-Distance Measurements with PMUTs under Liquid Operation’, *Sensors*, vol. 21, no. 13, p. 4524, 2021, doi: [10.3390/s21134524](https://doi.org/10.3390/s21134524).

26. H. Park, M. Kim, Y. Jung, and S. Lee, ‘Method for Improving Range Resolution of Indoor FMCW Radar Systems Using DNN’, *Sensors*, vol. 22, no. 21, p. 8461, 2022, doi: [10.3390/s22218461](https://doi.org/10.3390/s22218461).

27. M. Kunita, ‘Range measurement in ultrasound FMCW system’, *Electron Comm Jpn Pt III*, vol. 90, no. 1, pp. 9–19, 2007, doi: [10.1002/ecjc.20244](https://doi.org/10.1002/ecjc.20244).

28. B. Kim, S. Kim, Y. Jin, and J. Lee, ‘Low-Complexity Joint Range and Doppler FMCW Radar Algorithm Based on Number of Targets’, *Sensors*, vol. 20, no. 1, p. 51, 2019, doi: [10.3390/s20010051](https://doi.org/10.3390/s20010051).

29. S.-E. Sandström and I. K. Akeab, ‘A study of some FMCW radar algorithms for target location at low frequencies: FMCW TARGET LOCATION’, *Radio Sci.*, vol. 51, no. 10, pp. 1676–1685, 2016, doi: [10.1002/2016RS005974](https://doi.org/10.1002/2016RS005974).

30. N. Rodríguez Lasso, «Revolutionizing Detection: The Advancement and Application of FMCW Radar Technology», *Universidad Santo Tomás*, p. 7, 2023. <http://hdl.handle.net/11634/52717>

31. S. Yunhe, X. Jing, H. Qingchun, and W. Meili, ‘Design and implementation of distance measurement system based on FMCW technology’, *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1820, no. 1, p. 012039, 2021, doi: [10.1088/1742-6596/1820/1/012039](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1820/1/012039).

32. S. Natarajan *et al.*, ‘Accurate step-FMCW ultrasound ranging and comparison with pulse-echo signaling methods’, presented at the SPIE Medical Imaging, J. D’hooge and S. A. McAleavey, Eds., San Diego, California, USA, 2010, p. 76290D. doi: [10.1117/12.845539](https://doi.org/10.1117/12.845539).

33. P. Wang, D. Millar, K. Parsons, R. Ma, and P. V. Orlik, ‘Range Accuracy Analysis for FMCW Systems with Source Nonlinearity’, in *2019 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*, Detroit, MI, USA: IEEE, 2019, pp. 1–5. doi: [10.1109/ICMIM.2019.8726679](https://doi.org/10.1109/ICMIM.2019.8726679).

34. F. Wang *et al.*, ‘Flexible Doppler ultrasound device for the monitoring of blood flow velocity’, *Sci. Adv.*, vol. 7, no. 44, p. eabi9283, 2021, doi: [10.1126/sciadv.abi9283](https://doi.org/10.1126/sciadv.abi9283).
35. P. Magee, ‘Essential notes on the physics of Doppler ultrasound’, *BJA Education*, vol. 20, no. 4, pp. 112–113, 2020, doi: [10.1016/j.bjae.2020.01.003](https://doi.org/10.1016/j.bjae.2020.01.003).
36. M. Y. Park, S. E. Jung, J. Y. Byun, J. H. Kim, and G. E. Joo, ‘Effect of Beam-Flow Angle on Velocity Measurements in Modern Doppler Ultrasound Systems’, *American Journal of Roentgenology*, vol. 198, no. 5, pp. 1139–1143, 2012, doi: [10.2214/AJR.11.7475](https://doi.org/10.2214/AJR.11.7475).
37. A. Shah, A. Irshad, «Sonography Doppler Flow Imaging Instrumentation», *National Library of Medicine, National Center for Biotechnology Information*, 2024. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK580539/>
38. N. Coetzee, «The physics of ultrasound and Doppler», *University of the Witwatersand*, vol. 29, no. 5, pp. 4, 2023. <https://www.sajaa.co.za/index.php/sajaa/article/view/3033>.
39. J. Wang, Y. Wang, T. Guo, H. Wang, and Q. Wang, ‘Rate of Phase Difference Change Estimation in Single Airborne Passive Locating System’, *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 22, no. 2, pp. 184–190, 2009, doi: [10.1016/S1000-9361\(08\)60085-0](https://doi.org/10.1016/S1000-9361(08)60085-0).
40. V. Doan, T. Huynh-The, V. Hoang, and J. Vesely, ‘Phase-difference measurement-based angle of arrival estimation using long-baseline interferometer’, *IET Radar Sonar & Navi*, vol. 17, no. 3, pp. 449–465, 2023, doi: [10.1049/rsn2.12352](https://doi.org/10.1049/rsn2.12352).
41. C. Isaia and M. P. Michaelides, ‘A Review of Wireless Positioning Techniques and Technologies: From Smart Sensors to 6G’, *Signals*, vol. 4, no. 1, pp. 90–136, 2023, doi: [10.3390/signals4010006](https://doi.org/10.3390/signals4010006).
42. J.P. Balsamo, «Phase and Amplitude Interferometry Based Radio Frequency Direction Finder», *Honors Theses and Capstones*, p. 450, 2019. <https://scholars.unh.edu/honors/450>
43. M. U. Liaquat, H. S. Munawar, A. Rahman, Z. Qadir, A. Z. Kouzani, and M. A. P. Mahmud, ‘Sound Localization for Ad-Hoc Microphone Arrays’, *Energies*, vol. 14, no. 12, p. 3446, 2021, doi: [10.3390/en14123446](https://doi.org/10.3390/en14123446).

44. B. Kreczmer, ‘Azimuth Angle Determination for the Arrival Direction for an Ultrasonic Echo Signal’, *JAMRIS*, vol. 11, no. 2, pp. 31–41, 2017, doi: [10.14313/JAMRIS\\_2-2017/14](https://doi.org/10.14313/JAMRIS_2-2017/14).

45. C. Rizos, «Investigating the feasibility of phase interferometer based on multi-antenna for 2D direction finding», *IJAS*, vol. 13, no. 1, pp. 1-11, 2022. <https://zapjournals.com/Journals/index.php/Allied-Sciences/article/view/294>

46. A. Abudabbousa, «OFDM based Time difference of arrival estimation», *Electromagnetism*, 2018. <https://theses.hal.science/tel-02341319v1/document>

47. J. H. DiBiase, «A High-Accuracy, Low-Latency Technique for Talker Localization in Reverberant Environments Using Microphone Arrays», *Thesis the Degree of Doctor of Philosophy in the Division of Engineering at Brown University*, p. 122, 2000. <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=4e3c7d012c9312c177b740db3dcf3838e5d78e8a>

48. J. Tiete, F. Domínguez, B. Silva, L. Segers, K. Steenhaut, and A. Touhafi, ‘SoundCompass: A Distributed MEMS Microphone Array-Based Sensor for Sound Source Localization’, *Sensors*, vol. 14, no. 2, pp. 1918–1949, 2014, doi: [10.3390/s140201918](https://doi.org/10.3390/s140201918).

49. D. Bonefacic, J. Jančula, N. Majurec, «Model of a monopulse radar tracking system for student laboratory», *Radioengineering*, vol. 16, no. 3, pp. 62-67, 2007. [https://www.radioeng.cz/fulltexts/2007/07\\_03\\_062\\_067.pdf](https://www.radioeng.cz/fulltexts/2007/07_03_062_067.pdf)

50. A. Orduyilmaz, M. Serin, A. C. Gurbuz, and A. Yildirim, ‘Passive direction finding using amplitude and phase comparison techniques’, in *2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Trabzon, Turkey: IEEE, 2014, pp. 935–938. doi: [10.1109/SIU.2014.6830384](https://doi.org/10.1109/SIU.2014.6830384).

51. J. Xie, W. Zhou, G. Zhou, Y. Yuan, and S. Li, ‘Tracking of Range and Azimuth for Continuous Imaging of Marine Target in Monopulse ISAR with Wideband Echoes’, *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2016, pp. 1–17, 2016, doi: [10.1155/2016/1865915](https://doi.org/10.1155/2016/1865915).

52. M. Oommen, S. Lenin, Md. S. Ansari, S. Mishra, «An analysis of Digital Signal Processing in Monopulse Radars», *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 3, no. 3, p. 5, 2014. <https://ijarcce.com/wp-content/uploads/2012/03/IJARCCE7E-a-mathew-An-analysis-of-digital.pdf>

53. E. Yan *et al.*, ‘Improving Accuracy of an Amplitude Comparison-Based Direction-Finding System by Neural Network Optimization’, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 169688–169700, 2020, doi: [10.1109/ACCESS.2020.3024031](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024031).

54. V. M. Kartashov, M. V. Rybnykov, A. V. Kartashov, and V. A. Pososhenko, ‘Analysis of acoustic direction finding methods for unmanned aerial vehicles’, *RT*, no. 210, pp. 104–112, 2022, doi: [10.30837/rt.2022.3.210.08](https://doi.org/10.30837/rt.2022.3.210.08).

55. V. Quaranta, I. Dimino, G. Altrui, «Acoustic antenna design general guidelines for beamforming noise source localization», *Conference:ICSV14*, 2007. [https://www.researchgate.net/publication/284146560\\_ACOUSTIC\\_ANTENNA\\_DESIGN\\_GENERAL\\_GUIDELINES\\_FOR\\_BEAMFORMING\\_NOISE\\_SOURCE\\_LOCALIZATION](https://www.researchgate.net/publication/284146560_ACOUSTIC_ANTENNA_DESIGN_GENERAL_GUIDELINES_FOR_BEAMFORMING_NOISE_SOURCE_LOCALIZATION)

56. T. Tripathy, «Acoustic Beamforming», *University of Windsor*, pp. 22, 2017. [https://www.researchgate.net/publication/315695379\\_Acoustic\\_Beamforming](https://www.researchgate.net/publication/315695379_Acoustic_Beamforming).

57. B. Liu, L. Zhang, P. Nie, X. Han, and Y. Han, ‘Steered sample algorithm for acoustic source localization’, *PLoS ONE*, vol. 15, no. 10, p. e0241129, 2020, doi: [10.1371/journal.pone.0241129](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241129).

58. M. Lima, W. Martins, L. Nunes, L. Biscainho, «Efficient steered-response power methods for sound source localization using microphone arrays», p. 14, 2014. <https://arxiv.org/abs/1407.2351>

59. Y. Xianfeng, «Design and Implementation of Sound Source Localization Method for Robot Motion Control», *Jacobs Journal of Electronics and Communications*, vol. 1, no. 1, p. 7, 2016. [https://www.academia.edu/37909553/Design\\_and\\_Implementation\\_of\\_Sound\\_Source\\_Localization\\_Method\\_for\\_Robot\\_Motion\\_Control](https://www.academia.edu/37909553/Design_and_Implementation_of_Sound_Source_Localization_Method_for_Robot_Motion_Control)

60. Y. Kan, P. Wang, F. Zha, M. Li, W. Gao, and B. Song, ‘Passive Acoustic Source Localization at a Low Sampling Rate Based on a Five-Element Cross Microphone Array’, *Sensors*, vol. 15, no. 6, pp. 13326–13347, 2015, doi: [10.3390/s150613326](https://doi.org/10.3390/s150613326).

61. M. C. Catalbas and S. Dobrisek, ‘3D Moving Sound Source Localization via Conventional Microphones’, *EIAEE*, vol. 23, no. 4, pp. 63–69, 2017, doi: [10.5755/j01.eie.23.4.18724](https://doi.org/10.5755/j01.eie.23.4.18724).

62. R. Ciprian, «Source localization via time difference of arrival», *Thesis for Doctor of Philosophy in Electrical Engineering*, New Jersey Institute of Technology, p. 117, 2012. <https://digitalcommons.njit.edu/dissertations/291>

63. P. Wu, S. Su, Z. Zuo, X. Guo, B. Sun, and X. Wen, ‘Time Difference of Arrival (TDoA) Localization Combining Weighted Least Squares and Firefly Algorithm’, *Sensors*, vol. 19, no. 11, p. 2554, 2019, doi: [10.3390/s19112554](https://doi.org/10.3390/s19112554).

64. M. Aatique, «EVALUATION OF TDOA TECHNIQUES FOR POSITION LOCATION IN CDMA SYSTEMS», *Thesis for Master of science in Electrical Engineering*, p. 115, 1997. <https://vtechworks.lib.vt.edu/server/api/core/bitstreams/602402b8-7257-4487-a4d9-5e12b034bdf8/content>

65. B. Kwon, Y. Park, Y. Park, «Analysis of the GCC-PHAT technique for multiple sources», *ICCAS 2010 - International Conference on Control, Automation and Systems*, 2010. [https://www.researchgate.net/publication/251976634\\_Analysis\\_of\\_the\\_GCC-PHAT\\_technique\\_for\\_multiple\\_sources](https://www.researchgate.net/publication/251976634_Analysis_of_the_GCC-PHAT_technique_for_multiple_sources)

66. B. Harvey and S. O’Young, ‘A harmonic spectral beamformer for the enhanced localization of propeller-driven aircraft’, *J. Unmanned Veh. Sys.*, vol. 7, no. 2, pp. 156–174, 2019, doi: [10.1139/juvs-2018-0011](https://doi.org/10.1139/juvs-2018-0011).

67. Decodio, ‘TDOA Localization: From Theory to the Field’. [Online]. Available: [https://www.decodio.com/media/downloads/TDOA\\_Localization\\_From\\_Theory\\_to\\_the\\_Field\\_v1-0.pdf](https://www.decodio.com/media/downloads/TDOA_Localization_From_Theory_to_the_Field_v1-0.pdf)

68. А.С. Дуднік, «Методи визначення відстані між об’єктами засобами сенсорних мереж», *Математичне та комп’ютерне моделювання. Серія: Технічні*



науки, вип. 17, с. 40-49, 2018. <http://mcm-tech.kpnu.edu.ua/article/view/140018/137091>

69. G. Jekateryńczuk and Z. Piotrowski, ‘A Survey of Sound Source Localization and Detection Methods and Their Applications’, *Sensors*, vol. 24, no. 1, p. 68, 2023, doi: [10.3390/s24010068](https://doi.org/10.3390/s24010068).

70. W. Foy, ‘Position-Location Solutions by Taylor-Series Estimation’, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-12, no. 2, pp. 187–194, 1976, doi: [10.1109/TAES.1976.308294](https://doi.org/10.1109/TAES.1976.308294).

71. Kai Yang, Jianping An, Xiangyuan Bu, and Gangcan Sun, ‘Constrained Total Least-Squares Location Algorithm Using Time-Difference-of-Arrival Measurements’, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 59, no. 3, pp. 1558–1562, 2010, doi: [10.1109/TVT.2009.2037509](https://doi.org/10.1109/TVT.2009.2037509).

72. Y. T. Chan and K. C. Ho, ‘A simple and efficient estimator for hyperbolic location’, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 42, no. 8, pp. 1905–1915, 1994, doi: [10.1109/78.301830](https://doi.org/10.1109/78.301830).

73. P. Hubáček, J. Veselý, and J. Olivová, ‘The Complete Analytical Solution of the TDOA Localization Method’, *Def. Sc. J.*, vol. 72, no. 2, pp. 227–235, 2022, doi: [10.14429/dsj.72.16933](https://doi.org/10.14429/dsj.72.16933).

74. C.-S. Chen, ‘Artificial Neural Network for Location Estimation in Wireless Communication Systems’, *Sensors*, vol. 12, no. 3, pp. 2798–2817, 2012, doi: [10.3390/s120302798](https://doi.org/10.3390/s120302798).

75. P.-A. Grumiaux, S. Kitić, L. Girin, and A. Guérin, ‘A survey of sound source localization with deep learning methods’, *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 152, no. 1, pp. 107–151, 2022, doi: [10.1121/10.0011809](https://doi.org/10.1121/10.0011809).

76. S. Adavanne, «Sound Event Localization, Detection, and Tracking by Deep Neural Networks», *ACADEMIC DISSERTATION*, Tampere University, Faculty of Information Technology and Communication Sciences Finland, p. 156, 2020. <https://urn.fi/URN:ISBN:978-952-03-1462-0>.

77. X. Huang, R. Xu, W. Yu, and T. Peng, ‘Research on structural sound source localization method by neural network’, *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2023, no. 1, p. 54, 2023, doi: [10.1186/s13634-023-01017-y](https://doi.org/10.1186/s13634-023-01017-y).

78. W. He, P. Motlicek, and J.-M. Odobez, ‘Deep Neural Networks for Multiple Speaker Detection and Localization’, 2017, doi: [10.48550/ARXIV.1711.11565](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1711.11565).

79. S. Satyamurti, R. Joshi, «ANN Assisted Node Localization in WSN using TDOA», *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 2, no. 4, pp. 3871-3877, 2014. <https://www.rroij.com/open-access/ann-assisted-node-localization-in-wsn-using-tdoa.pdf>

80. S. Kalafat and M. G. Sause, ‘Acoustic emission source localization by artificial neural networks’, *Structural Health Monitoring*, vol. 14, no. 6, pp. 633–647, 2015, doi: [10.1177/1475921715607408](https://doi.org/10.1177/1475921715607408).

81. S. Kanakaraj and D. Pitchaikani, ‘Experimental Study of Source Localization in Acoustic Emission using Triangulation Method’, *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, vol. 1197, no. 1, p. 012061, 2021, doi: [10.1088/1757-899X/1197/1/012061](https://doi.org/10.1088/1757-899X/1197/1/012061).

82. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Методи визначення координат джерела акустичного сигналу», *Вісник Черкаського державного технологічного університету*, №3, с. 59-72, 2022. doi: [10.24025/2306-4412.3.2022.260586](https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2022.260586).

83. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Порівняння методів визначення координат джерела акустичного сигналу», *IX Міжнародної науково-технічної конференції “Захист інформації і безпека інформаційних систем”*, с. 153-154, 25-26 травня 2023, Львів. <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/37567/127406.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

84. M.-A. Chung, H.-C. Chou, and C.-W. Lin, ‘Sound Localization Based on Acoustic Source Using Multiple Microphone Array in an Indoor Environment’, *Electronics*, vol. 11, no. 6, p. 890, 2022, doi: [10.3390/electronics11060890](https://doi.org/10.3390/electronics11060890).

85. B. Cheng and J. Wu, 'Acoustic TDOA Measurement and Accurate Indoor Positioning for Smartphone', *Future Internet*, vol. 15, no. 7, p. 240, 2023, doi: [10.3390/fi15070240](https://doi.org/10.3390/fi15070240).

86. A. Parsayan and S. M. Ahadi, 'N-dimensional N-microphone sound source localization', *J AUDIO SPEECH MUSIC PROC.*, vol. 2013, no. 1, p. 27, 2013, doi: [10.1186/1687-4722-2013-27](https://doi.org/10.1186/1687-4722-2013-27).

87. J. Kotus, K. Lopatka, and A. Czyzewski, 'Detection and localization of selected acoustic events in acoustic field for smart surveillance applications', *Multimed Tools Appl*, vol. 68, no. 1, pp. 5–21, 2014, doi: [10.1007/s11042-012-1183-0](https://doi.org/10.1007/s11042-012-1183-0).

88. K. Nakadai, H. Okuno, H. Kitano, «Real-Time Sound Source Localization and Separation for Robot Audition», *IEEE International Conference on Spoken Language Processing*, p. 4, 2002. <https://www.researchgate.net/publication/2833777> Real-Time Sound Source Localization and Separation for Robot Audition

89. J. Zhao *et al.*, 'A Sound Source Localization Method Based on Frequency Divider and Time Difference of Arrival', *Applied Sciences*, vol. 13, no. 10, p. 6183, 2023, doi: [10.3390/app13106183](https://doi.org/10.3390/app13106183).

90. Z. Guo-Jun, W. Xiao-Yao, L. Lin-Xian, G. Ling-Gang, and Z. Wen-Dong, 'The Passive Research of Localization Based on the Three Scalar-Array', *Procedia Engineering*, vol. 15, pp. 2603–2608, 2011, doi: [10.1016/j.proeng.2011.08.489](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.08.489).

91. J. Kotus, 'Multiple sound sources localization in free field using acoustic vector sensor', *Multimed Tools Appl*, vol. 74, no. 12, pp. 4235–4251, 2015, doi: [10.1007/s11042-013-1549-y](https://doi.org/10.1007/s11042-013-1549-y).

92. Y. Zhang, D. Chen, W. You, J. Li, and M. Du, 'Two-dimensional planar sound source localization based on microphone array', *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 2232, no. 1, p. 012006, 2022, doi: [10.1088/1742-6596/2232/1/012006](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2232/1/012006).

93. H. Xing, X. Yang, X. Ji, and H. Wu, 'A fusion algorithm of passive sound source localization based on the two-plane four-element cross array', *Review of Scientific Instruments*, vol. 91, no. 3, p. 034901, 2020, doi: [10.1063/1.5080761](https://doi.org/10.1063/1.5080761).

94. A. Saggese, N. Strisciuglio, M. Vento, and N. Petkov, 'A real-time system for audio source localization with cheap sensor device', in *2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, Lecce, Italy: IEEE, 2017, pp. 1–7. doi: [10.1109/AVSS.2017.8078461](https://doi.org/10.1109/AVSS.2017.8078461).

95. C. Pang, H. Liu, and X. Li, 'Multitask Learning of Time-Frequency CNN for Sound Source Localization', *IEEE Access*, vol. 7, pp. 40725–40737, 2019, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2905617](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2905617).

96. Y. X. Zou, W. Shi, B. Li, C. H. Ritz, M. Shujau, and J. Xi, 'Multisource DOA estimation based on time-frequency sparsity and joint inter-sensor data ratio with single acoustic vector sensor', in *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2013, pp. 4011–4015. doi: [10.1109/ICASSP.2013.6638412](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6638412).

97. A. R. Kulaib, M. Al-Mualla, and D. Vernon, '2D Binaural Sound Localization: for Urban Search and Rescue Robotics', in *Mobile Robotics*, Istanbul, Turkey: WORLD SCIENTIFIC, 2009, pp. 423–435. doi: [10.1142/9789814291279\\_0053](https://doi.org/10.1142/9789814291279_0053).

98. G. Reddy Prashanth, «Efficient Time of Arrival Calculation for Acoustic Source Localization Using Wireless Sensor Networks», *Thesis for master of science in electrical engineering, Cleveland state university*, p. 75, 2011. <https://engagedscholarship.csuohio.edu/etdarchive/736>

99. N. Zhu and T. Reza, 'A modified cross-correlation algorithm to achieve the time difference of arrival in sound source localization', *Measurement and Control*, vol. 52, no. 3–4, pp. 212–221, 2019, doi: [10.1177/0020294019827977](https://doi.org/10.1177/0020294019827977).

100. Z. Luo, B. Lu, J. Huang, C. Ran, and H. He, 'Sound source direction-of-arrival estimation method for microphone array based on ultra-weak fiber Bragg grating distributed acoustic sensor', *Opt. Express*, vol. 31, no. 19, p. 31342, 2023, doi: [10.1364/OE.498027](https://doi.org/10.1364/OE.498027).

101. M. Liu, J. Hu, Q. Zeng, Z. Jian, and L. Nie, 'Sound Source Localization Based on Multi-Channel Cross-Correlation Weighted Beamforming', *Micromachines*, vol. 13, no. 7, p. 1010, 2022, doi: [10.3390/mi13071010](https://doi.org/10.3390/mi13071010).

102. Y. Kim and H. Ling, 'DIRECTION OF ARRIVAL ESTIMATION OF HUMANS WITH A SMALL SENSOR ARRAY USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK', *PIER B*, vol. 27, pp. 127–149, 2011, doi: [10.2528/PIERB10100510](https://doi.org/10.2528/PIERB10100510).

103. Z. Zhang, F. Jiang, B. Li, and B. Zhang, 'A novel time difference of arrival localization algorithm using a neural network ensemble model', *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 14, no. 11, p. 155014771881579, 2018, doi: [10.1177/1550147718815798](https://doi.org/10.1177/1550147718815798).

104. O. Cramer, 'The variation of the specific heat ratio and the speed of sound in air with temperature, pressure, humidity, and CO<sub>2</sub> concentration', *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 93, no. 5, pp. 2510–2516, 1993, doi: [10.1121/1.405827](https://doi.org/10.1121/1.405827).

105. R. S. Davis, 'Equation for the Determination of the Density of Moist Air (1981/91)', *Metrologia*, vol. 29, no. 1, pp. 67–70, 1992, doi: [10.1088/0026-1394/29/1/008](https://doi.org/10.1088/0026-1394/29/1/008).

106. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Система для визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та методів машинного навчання», *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*, № 3, с. 7-18, 2023. doi: [10.31891/2219-9365-2023-75-1](https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-75-1)

107. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Застосування машинного навчання для визначення розташування джерела акустичного сигналу», *IV Міжнародно-практичної конференції "The world of modern technologies and inventions"*, с. 262-264, 10-13 жовтня 2023, Відень, Австрія. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2023.2.4>

108. Ю. В. Хома, І. П. Микитин, С. І. Артемук, and В. А. Бريدінський, 'Нейрокомп'ютерна система керування на основі платформи Open VCI та глибоких нейронних мереж', *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, no. 4, p. 127, 2020, doi: [10.32838/2663-5941/2020.4/18](https://doi.org/10.32838/2663-5941/2020.4/18).

109. 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', *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1566, no. 1, p. 012058, Jun. 2020, doi: [10.1088/1742-6596/1566/1/012058](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1566/1/012058).

110. "Speed of sound," *Wikipedia*. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Speed\\_of\\_sound](https://en.wikipedia.org/wiki/Speed_of_sound).

111. J. E. Elson, «Time Synchronization in Wireless Sensor Networks», *Thesis for Doctor of Philosophy in Computer Science, University of California*, p. 203, 2003. <https://apps.dtic.mil/sti/tr/pdf/ADA468557.pdf>

112. N. Metropolis and S. Ulam, 'The Monte Carlo Method', *Journal of the American Statistical Association*, vol. 44, no. 247, pp. 335–341, 1949, doi: [10.1080/01621459.1949.10483310](https://doi.org/10.1080/01621459.1949.10483310).

113. М. М. Дорожовець, «Опрацювання результатів вимірювань», *Видавництво Національного університету «Львівська політехніка»*, с. 624, 2007.

114. W. Wang and Y. Lu, 'Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model', *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, vol. 324, p. 012049, 2018, doi: [10.1088/1757-899X/324/1/012049](https://doi.org/10.1088/1757-899X/324/1/012049).

115. S. Murat H., 'A brief review of feed-forward neural networks', *Communications Faculty Of Science University of Ankara*, vol. 50, no. 1, pp. 11–17, 2006, doi: [10.1501/commua1-2\\_0000000026](https://doi.org/10.1501/commua1-2_0000000026).

116. G. Bebis and M. Georgiopoulos, 'Feed-forward neural networks', *IEEE Potentials*, vol. 13, no. 4, pp. 27–31, 1994, doi: [10.1109/45.329294](https://doi.org/10.1109/45.329294).

117. S. Artemuk, V. Brydinskyi, I. Mykytyn, and Y. Khoma, 'Application of Deep Neural Networks for EEG Signal Processing in Brain-controlled Wheeled Robotic Platform', in *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Cracow, Poland: IEEE, 2021, pp. 81–85. doi: [10.1109/IDAACS53288.2021.9660965](https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660965).

118. B. Scellier and Y. Bengio, 'Equilibrium Propagation: Bridging the Gap between Energy-Based Models and Backpropagation', *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 11, p. 24, 2017, doi: [10.3389/fncom.2017.00024](https://doi.org/10.3389/fncom.2017.00024).

119. D.-H. Lee, S. Zhang, A. Fischer, and Y. Bengio, ‘Difference Target Propagation’, in *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, vol. 9284, A. Appice, P. P. Rodrigues, V. Santos Costa, C. Soares, J. Gama, and A. Jorge, Eds., in Lecture Notes in Computer Science, vol. 9284. , Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 498–515. doi: [10.1007/978-3-319-23528-8\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-23528-8_31).
120. W.-D. K. Ma, J. P. Lewis, and W. B. Kleijn, ‘The HSIC Bottleneck: Deep Learning without Back-Propagation’, 2019, doi: [10.48550/ARXIV.1908.01580](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1908.01580).
121. A. Choromanska *et al.*, ‘Beyond Backprop: Online Alternating Minimization with Auxiliary Variables’, 2018, doi: [10.48550/ARXIV.1806.09077](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1806.09077).
122. M. Jaderberg *et al.*, ‘Decoupled Neural Interfaces using Synthetic Gradients’, 2016, doi: [10.48550/ARXIV.1608.05343](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1608.05343).
123. Y. Khoma, V. Brydinskyi, and S. Artemuk, ‘Application of deep learning technologies for biosignal processing’, in *Abstracts of XII International Scientific and Practical Conference*, International Science Group, 16-19 March 2021, Berlin, Germany. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2021.i.xii>
124. Y. Zhao, ‘Study on Optimization Method of Hidden Layer Nodes and Training Times in Artificial Neural Network’, in *2021 International Conference on Electronic Information Technology and Smart Agriculture (ICEITSA)*, Huaihua, China: IEEE, 2021, pp. 389–392. doi: [10.1109/ICEITSA54226.2021.00081](https://doi.org/10.1109/ICEITSA54226.2021.00081).
125. P. Murugan and S. Durairaj, ‘Regularization and Optimization strategies in Deep Convolutional Neural Network’, 2017, doi: [10.48550/ARXIV.1712.04711](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1712.04711).
126. “Levenberg-Marquardt backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html>
127. “BFGS quasi-Newton backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainbfg.html>
128. “Resilient backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainrp.html>
129. “Scaled conjugate gradient backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainscg.html>

130. “Conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/traincgb.html>

131. “Conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves updates,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/traincgf.html>

132. “Conjugate gradient backpropagation with Polak-Ribière updates,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/traincgp.html>

133. “One-step secant backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainoss.html>

134. “Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation,” *The MathWorks Inc.* [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainidx.html>

135. С. І. Артемук і І. П. Микитин, «Оптимізація алгоритму визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки», *Збірник наукових праць Одеської державної академії технічного регулювання та якості*, vol. 23, no. 2, pp. 41–51, 2023, doi: [10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51](https://doi.org/10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51).

136. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Підвищення точності системи визначення координат джерела акустичного сигналу», *VI Міжнародної науково-практичної конференції “Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи”*, с. 159-160, 16-17 листопада 2023, Львів. <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/attachments/2023/31470/importantdoc/proceedingsqm2023.pdf>

137. І. В. Гурман, М. І. Лисий, В. В. Орлов, «Розробка методу зменшення неоднозначності визначення координат наземних об’єктів трипозиційною пасивною системою радіотехнічного контролю», *Вісник Національного технічного університету України «КПІ»*. Серія: Радіотехніка,



Радіоапаратобудування, № 52, с. 74-83, 2013.

<https://ela.kpi.ua/handle/123456789/7813>

138. С. М. Маєвський, К. М. Сірий, «Автоматизація визначення координат для документування результатів неруйнівного контролю при ручному скануванні», *Методи та прилади контролю якості*, №9, с. 18-20, 2002.

<https://core.ac.uk/download/pdf/73903171.pdf>

139. В.А. Васильєв, С.Т. Багдасарян, В.А. Таршин, «Усунення неоднозначності вимірювання кутової координати цілі при адаптації до активних завад», *Системи озброєння і військова техніка*, вип. 9, № 1, с. 18-21, 2007.

<https://www.hups.mil.gov.ua/periodic-app/article/1033>

140. Leng Wen and Wang An-guo, 'Research of the ambiguity restraint in five-element cross-shaped array', in *2009 International Conference on Microwave Technology and Computational Electromagnetics (ICMTCE 2009)*, Beijing, China: IET, 2009, pp. 37–40. doi: [10.1049/cp.2009.1255](https://doi.org/10.1049/cp.2009.1255).

141. S. Artemuk, I. Mykytyn, «Ambiguity in determining the coordinates of the acoustic signal source», *Proceedings of VII international scientific and practical conference*, p. 106-109, 11-13 March 2024, Berlin, Germany. URL: <https://sciconf.com.ua/vii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-current-challengesof-science-and-education-11-13-03-2024-berlin-nimechchina-arhiv/>.

142. S. Artemuk and I. Mykytyn, 'System for determining the sound source coordinates', *Measuring Equipment and Metrology*, vol. 84, no. 4, pp. 17–22, 2023, doi: [10.23939/istcmtm2023.04.017](https://doi.org/10.23939/istcmtm2023.04.017).

143. L. Crovini, A. Actis, G. Coggiola, A. Mangano, "Accurate thermometry by means of industrial platinum resistance thermometers," *Measurement*, vol. 10, no. 1, pp. 31-38, 1992. doi: [https://doi.org/10.1016/0263-2241\(92\)90038-6](https://doi.org/10.1016/0263-2241(92)90038-6)

144. "Sensor: A review of three technologies", *Fierce Electronics*, [Online]. Available: <https://www.fierceelectronics.com/components/choosing-a-humidity-sensor-a-review-three-technologies>

145. G. D. Rovera, M. Siccardi, S. Römisch, and M. Abgrall, ‘Time delay measurements: estimation of the error budget’, *Metrologia*, vol. 56, no. 3, p. 035004, 2019, doi: [10.1088/1681-7575/ab14bb](https://doi.org/10.1088/1681-7575/ab14bb).

146. “Час та частота”, *Національний науковий центр «Інститут метрології»*, [Online]. Режим доступу: <http://www.metrology.kharkov.ua/index.php?id=304&L=890>

## **ДОДАТКИ**

## Додаток А



**ЗАТВЕРДЖУЮ**  
 Проректор з науково-педагогічної роботи  
 Національного університету «Львівська політехніка»  
 доп. \_\_\_\_\_ Олег ДАВИДЧАК  
 \_\_\_\_\_ " \_\_\_\_\_ 2024 р.

## АКТ

про впровадження в навчальний процес результатів дисертаційної роботи  
**Артемука Сергія Ігоровича**  
**«Застосування штучних нейронних мереж для визначення координат джерела акустичного сигналу»** представленої на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 152 – *Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка*

Комісія в складі: голови – директора Інституту комп'ютерних технологій, автоматизації та метрології Національного університету «Львівська політехніка», д.т.н., проф. Микийчука М.М. та членів - завідувача кафедри "Інформаційно-вимірвальних технологій", д.т.н., проф. Бубели Т.З., професора кафедри "Інформаційно-вимірвальних технологій", д.т.н., проф. Микитина І.П. і доцента кафедри "Інформаційно-вимірвальних технологій", д.т.н., доц. Хоми Ю.В. даним актом підтверджує, що проведені дисертантом наукові дослідження виконувалися ним на кафедрі «Інформаційно-вимірвальних технологій» Національного університету «Львівська політехніка». Основні положення та результати дисертаційної роботи «Застосування штучних нейронних мереж для визначення координат джерела акустичного сигналу» впроваджені у навчальний процес кафедри «Інформаційно-вимірвальних технологій» Національного університету «Львівська політехніка» під час викладання дисциплін: «Мобільні робото-технічні пристрої» для магістрів спеціальності 175 – Інформаційно-вимірвальні технології та «Машинний інтелект в робототехніці» для бакалаврів спеціальності 152 – Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка.

Голова комісії:  
 директор ІКТА, д.т.н., проф.

Микола Микийчук

Члени комісії:  
 зав. каф. ІВТ, д.т.н. проф.

Тетяна Бубела

проф. каф. ІВТ, д.т.н. проф.

Ігор Микитин

доц. каф. ІВТ, д.т.н. доц.

Юрій Хома

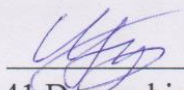


**UNIDATA [LAB]****ЗАТВЕРДЖУЮ**

Директор

UNIDATALAB LTD

Company number: 14551292

  
Іван ЩУДЛО  
41 Devonshire Street, London,  
W1G 7AJ, United Kingdom**ДОВІДКА**

про впровадження результатів дисертації

**Артемука Сергія Ігоровича**

«Застосування штучних нейронних мереж для визначення координат джерела акустичного сигналу» представленої на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка»

Цією довідкою підтверджується використання результатів наукових досліджень отриманих у дисертаційній роботі аспіранта Артемука Сергія Ігоровича «Застосування штучних нейронних мереж для визначення координат джерела акустичного сигналу», зокрема: програмні модулі та алгоритми формування наборів даних для навчання та перевірки нейронних мереж, які дають змогу пришвидшити процес їх підготовки; програмні модулі та алгоритми оптимізації параметрів нейронної мережі, а також підходи для оцінювання та корекції результатів визначення координат джерела акустичного сигналу нейронною мережею, що дають змогу підвищити її точність; програмний модуль для дослідження залежності похибки визначення координат акустичного сигналу від змін умов навколишнього середовища.

Аспірант Артемук С.І. також надавав консультативну допомогу щодо підходів та методів побудови, навчання та перевірки штучних нейронних мереж.

Директор  
UNIDATALAB LTD

Іван ЩУДЛО

## Додаток Б

### *Програмний код розроблених компонентів*

Короткий опис: розташування сенсорів у формі прямої лінії, визначення їх координат та виведення результату на екран.

Вихідний код:

```

sensor_numbers = 9; % 2, 3, 4, 5, ...
y_upper_range = 425;
y_bottom_range = 75;
x_position_of_micro = 200;
y_step = (y_upper_range - y_bottom_range)/(sensor_numbers-1);
y_sensor = y_bottom_range:y_step:y_upper_range;
y_sensor = transpose(y_sensor);
x_sensor = x_position_of_micro * ones(sensor_numbers,1);

labels_of_micro = strings([1,sensor_numbers]);
for i=1:sensor_numbers
    labels_of_micro(1,i) = sprintf("S%01d",i);
end

plot(x_sensor, y_sensor, 'ro')
text(x_sensor, y_sensor, labels_of_micro, ...
     'VerticalAlignment','bottom', ...
     'HorizontalAlignment','right')

```

Короткий опис: розташування сенсорів у формі квадрату, визначення їх координат та виведення результату на екран.

Вихідний код:

```

sensor_numbers = 9; % 4, 9, 16, 25, 36
y_upper_range = 425;
y_bottom_range = 75;
x_position_of_micro = 200;
sensors_line_number = sqrt(sensor_numbers);
y_step = (y_upper_range - y_bottom_range)/(sensors_line_number-1);
y_sensor = y_bottom_range:y_step:y_upper_range;
y_sensor = transpose(y_sensor);
y_sensor = repmat(y_sensor,sensors_line_number,1);

x_sensor = x_position_of_micro:-y_step:x_position_of_micro + -
y_step*(sensors_line_number-1);
x_sensor = transpose(x_sensor);
x_sensor = repelem(x_sensor,sensors_line_number);

labels_of_micro = strings([1,sensor_numbers]);
for i=1:sensor_numbers
    labels_of_micro(1,i) = sprintf("S%01d",i);
end

plot(x_sensor, y_sensor, 'ro')

```

```
text(x_sensor, y_sensor, labels_of_micro, ...
     'VerticalAlignment','bottom', ...
     'HorizontalAlignment','right')
```

**Короткий опис:** розташування сенсорів у формі трикутників, визначення їх координат та виведення результату на екран

**Вихідний код:**

```
triangle_base = 50;
distance_between_triangle = 100;
number_of_triangle = 3;
triangle_y_position = 75;
triangle_x_position = 200;
depth_number = 1;
depth_distance = 150;

y_sensor = triangle_y_position * ones(number_of_triangle*3,1);
y_sensor(1:3,1) = [triangle_y_position (abs(triangle_y_position)+ ...
                abs(triangle_base+triangle_y_position))/2
                triangle_base+triangle_y_position];

x_sensor = ones(number_of_triangle*3,1);
x_sensor(1:3,1) = [triangle_x_position abs(triangle_x_position - ...
                sqrt(triangle_base^2 - ((y_sensor(1,1)-y_sensor(2,1))^2)))
                triangle_x_position];

for i = 4:length(y_sensor(:,1))
    if mod(i,3) == 2
        y_sensor(i,1) = y_sensor(i-1,1)+triangle_base/2;
        x_sensor(i,1) = x_sensor(i-1,1) - abs(sqrt(triangle_base^2 - ...
                ((y_sensor(i-1,1)-y_sensor(i,1))^2)));
    elseif mod(i,3) == 0
        y_sensor(i,1) = y_sensor(i-2,1) + triangle_base;
        x_sensor(i,1) = triangle_x_position;
    else
        y_sensor(i,1) = y_sensor(i-1,1) + distance_between_triangle;
        x_sensor(i,1) = triangle_x_position;
    end
end
y_sensor = repmat(y_sensor,depth_number,1);
x_sensor = repmat(x_sensor,depth_number,1);
range = 1:number_of_triangle*3:number_of_triangle*3*depth_number;
for i=1:depth_number
    if i ~= 1
        x_sensor(range(i):range(i)+number_of_triangle*3-1,1) = ...
            x_sensor(range(i):range(i)+number_of_triangle*3-1,1) - ...
            depth_distance*(i-1);
    end
end

labels_of_micro = strings([1,number_of_triangle*3*depth_number]);
for i=1:length(labels_of_micro(1,:))
    labels_of_micro(1,i) = sprintf("S%01d",i);
end
```

```

plot(x_sensor, y_sensor, 'ro')
text(x_sensor, y_sensor, labels_of_micro, ...
      'VerticalAlignment', 'bottom', ...
      'HorizontalAlignment', 'right')

```

**Короткий опис:** розташування сенсорів випадковим чином, визначення їх координат та виведення результату на екран

**Вихідний код:**

```

sensor_numbers = 9; % 2, 3, 4, 5, ...
y_upper_range = 425;
y_bottom_range = 75;
x_left = -150;
x_right = 200;

x_sensor = x_left + (x_right-x_left)*rand(sensor_numbers,1);
y_sensor = y_bottom_range + (y_upper_range- ...
      y_bottom_range) * rand(sensor_numbers,1);

labels_of_micro = strings([1, sensor_numbers]);
for i=1: sensor_numbers
    labels_of_micro(1,i) = sprintf("S%01d",i);
end

plot(x_sensor, y_sensor, 'ro')
text(x_sensor, y_sensor, labels_of_micro, ...
      'VerticalAlignment', 'bottom', ...
      'HorizontalAlignment', 'right')

```

**Короткий опис:** випадкова генерація координат джерел акустичного сигналу в межах досліджуваного периметру (використовується для підготовки набору даних для навчання нейронної мережі)

**Вихідний код:**

```

number_of_source = 25000;

x_lim_left = 500;
x_lim_right = 2000;
y_lim_upper = 500;
y_lim_bottom = 0;

coord_x_array= x_lim_left + (x_lim_right-x_lim_left) ...
    * rand(number_of_source,1);
coord_y_array= y_lim_bottom + (y_lim_upper-y_lim_bottom) ...
    * rand(number_of_source,1);

plot(coord_x_array, coord_y_array, 'b*')
xlim([-200 x_lim_right+200])
ylim([y_lim_bottom y_lim_upper+50])

```



**Короткий опис:** впорядкована генерація координат джерел акустичного сигналу в межах досліджуваного периметру (використовується для дослідження впливу додаткових похибок та неоднозначності)

**Вихідний код:**

```
x_min = 500;
x_max = 2000;
y_max = 500;
y_min = 0;

N_X = 150;
N_Y = 150;

x_step = (x_max-x_min)/N_X;
coord_x_array = x_min:x_step:x_max;

y_step = (y_max-y_min)/N_Y;
coord_y_array = y_min:y_step:y_max;

[A,B] = meshgrid(coord_x_array,coord_y_array);
c=cat(2,A',B');
Source_Array=reshape(c, [],2);

plot(Source_Array(:, 1), Source_Array(:, 2), 'b*')
```

**Короткий опис:** розрахунок швидкості розповсюдження акустичного сигналу згідно формули Крамера

**Вихідний код:**

```
theta = 20; % 20 °C
Rh = 50; % 50 %

e = 2.71828182845904523536;
pressure = 101.325 * 1000;
pressure = pressure *1000;
x_c = 300.0*(10^-6);

T = theta + 273.15;
f = 1.00062 + 3.14*(10^-8) * pressure + 5.6*(10^-7) * (theta^2) *;
p_sv = 1.2811805*(10^-5) * (T_kel^2) -1.9509874*(10^-2) *T + 34.04926034-
6.3536311*(10^3) /T;
p_sv = e^p_sv;
x_w = Rh*f*p_sv / (pressure*100.0);

speed = 331.5024 + 0.603055*theta - 5.28*(10^-4) * (theta^2) + (51.471935 +
0.1495874*theta -7.82*(10^-4) * (theta^2)) *x_w + (-1.82*(10^-7) +3.73*(10^-8) *
theta - 2.93*(10^-10) * (theta^2)) * pressure + (-85.20931-0.228525*theta
+5.91*(10^-5) * (theta^2)) *x_c -2.835149*(x_w^2) -2.15*(10^-13) * (pressure^2)
+ 29.179762*(x_c^2) + 4.86*(10^-4) *x_w*pressure*x_c;
```

**Короткий опис:** розрахунок часу проходження акустичного сигналу, відстані між джерелом і сенсором та різниці часу реєстрації акустичного сигналу

**Вихідний код:**

```
Distance_Array = zeros(length(coord_x_array), sensor_numbers);
Time_Array = zeros(length(coord_x_array), sensor_numbers);
Time_Difference_Array = zeros(length(coord_x_array), sensor_numbers);

V_sound = 343.9588;

for i = 1:sensor_numbers
    % Calculate distance
    Distance_Array(:,i) = abs(sqrt((coord_x_array - x_sensor(i)).^2 + ...
        (coord_y_array - y_sensor(i)).^2));
    % Calcucate time
    Time_Array(:,i) = Distance_Array(:,i)./V_sound;
end

% Get delta time
for i=1:length(coord_x_array)
    minimum = min(Time_Array(i,:));
    Time_Difference_Array(i,:) = (Time_Array(i,:)-minimum);
end
```

**Короткий опис:** підготовка даних, навчання та перевірка нейронної мережі

**Вихідний код:**

```
inputs = transpose(Time_Difference_Array);
targets = transpose([coord_x_array coord_y_array]);

net = feedforwardnet([16 20 32 12 4], 'trainlm');
net = train(net,inputs,targets);
view(net)

check = net(inputs);
error_x = abs(check(1,:) - targets(1,:));
error_y = abs(check(2,:) - targets(2,:));

max_x = max(error_x);
max_y = max(error_y);
mae_x = mae(check(1,:), targets(1,:));
mae_y = mae(check(2,:), targets(2,:));

figure('X errors')
plot(error_x)
xlabel("Номер джерела акустичного сигналу", ...
    'FontSize',12,'FontWeight','bold')
ylabel("\Deltax_{m}, м", 'FontSize',12,'FontWeight','bold')
figure('Y errors')
plot(error_y)
xlabel("Номер джерела акустичного сигналу", ...
    'FontSize',12,'FontWeight','bold')
ylabel("\Deltay_{m}, м", 'FontSize',12,'FontWeight','bold')
```

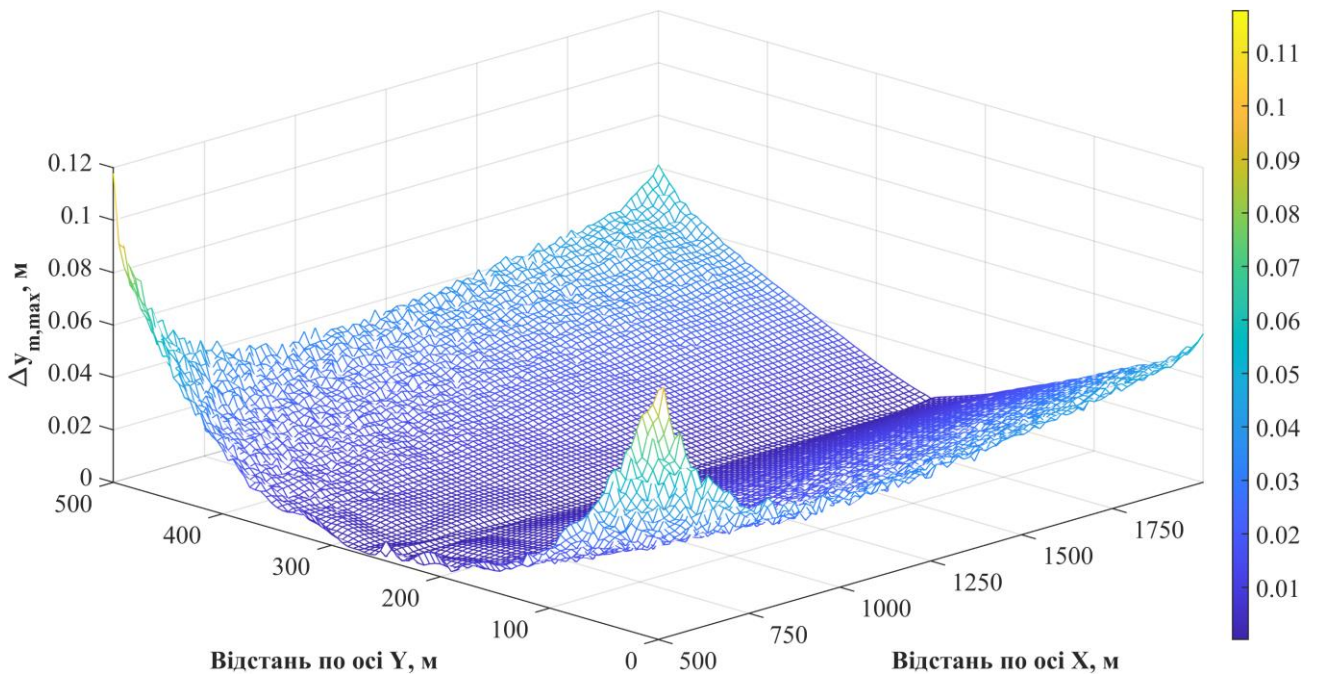
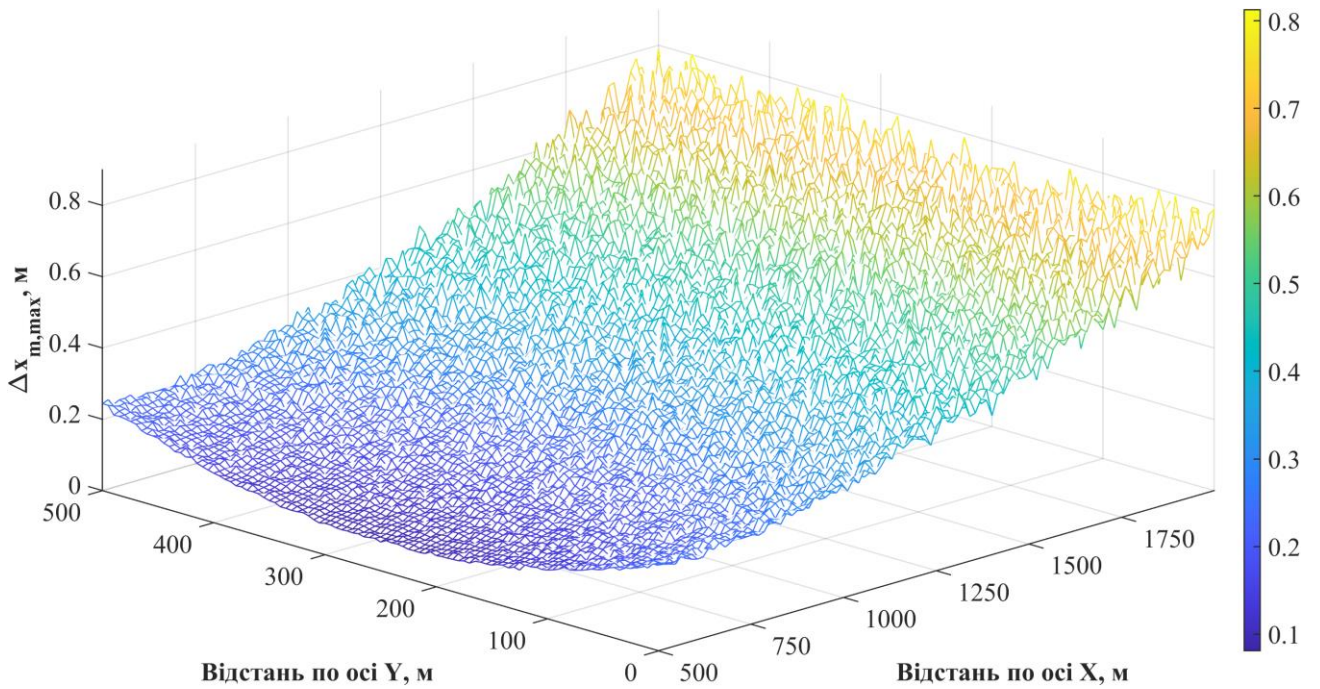
## Додаток В

Максимальні значення абсолютної похибки визначення координат ДАС в залежності від способу розташування сенсорів та температури

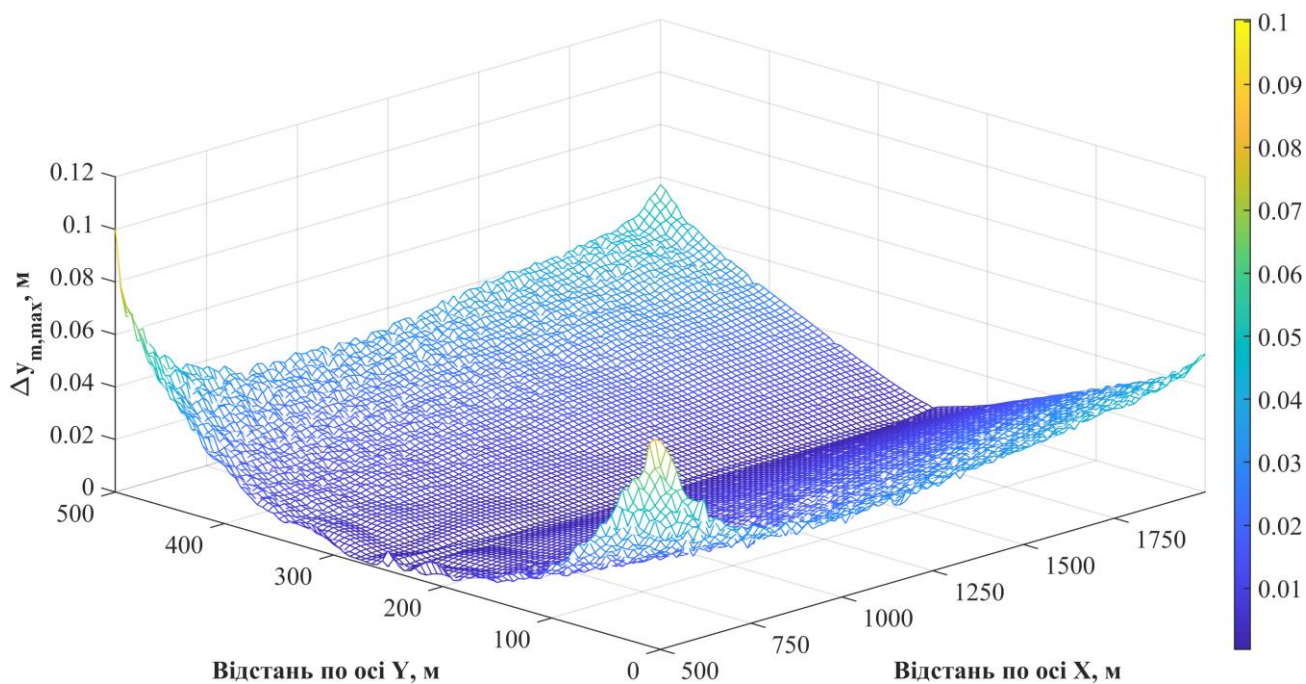
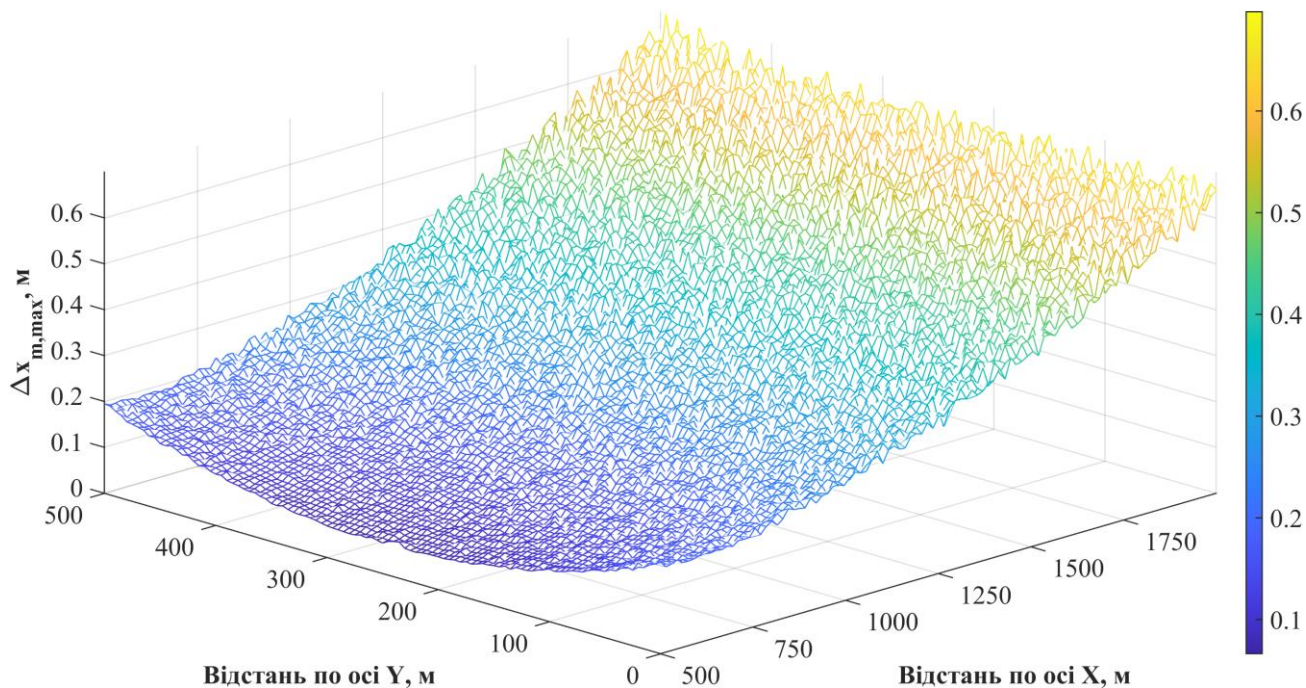
$\theta, ^\circ\text{C}$	Великий квадрат	Малий квадрат	Велика лінія	Мала лінія
$\Delta x_{m,max}, \text{ м}$				
<b>-10</b>	405.093742	8594.004230	104.332345	103.346442
<b>-5</b>	353.6208377	8112.622797	86.847428	86.031589
<b>0</b>	295.304655	7710.673211	69.448038	68.799376
<b>5</b>	230.197433	7130.858702	52.105058	51.621071
<b>10</b>	158.734791	4605.197705	34.781773	34.460400
<b>15</b>	81.663625	1345.922932	17.432467	17.272155
<b>20</b>	0.004175	0.048068	0.004152	0.012589
<b>25</b>	85.019685	602.403695	17.581122	17.421545
<b>30</b>	172.010771	931.681844	35.395630	35.075777
<b>35</b>	259.542204	1136.402267	53.539808	53.059029
<b>40</b>	346.286799	1275.018445	72.127664	71.484565
<b>45</b>	431.240141	1374.504661	91.291412	90.483402
<b>50</b>	514.080089	1448.961694	111.182686	110.206138
$\Delta y_{m,max}, \text{ м}$				
<b>-10</b>	229.101058	1201.627077	19.63762202	20.4608565
<b>-5</b>	192.7785901	1128.619088	16.08054557	16.79569128
<b>0</b>	155.4077816	1235.618658	12.65409954	13.24856199
<b>5</b>	117.4443899	810.6509627	9.345782412	9.808831487
<b>10</b>	78.964985	460.806581	6.142778235	6.465252331
<b>15</b>	39.8455675	180.2056086	3.031834138	3.205838252
<b>20</b>	0.00730840932	0.02168125768	0.001757186269	0.01774595922
<b>25</b>	40.63707647	102.2707581	2.969771295	3.129081173
<b>30</b>	82.11796305	164.5335607	5.890117918	6.219108154
<b>35</b>	124.4848423	204.6978559	8.777903492	9.283920442
<b>40</b>	167.6273041	231.4420034	11.64992233	12.33989686
<b>45</b>	211.3019275	249.7592113	14.52369739	15.40445487
<b>50</b>	255.7118519	262.8376456	17.41734696	18.49585955

**Додаток Г**

Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 20^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$

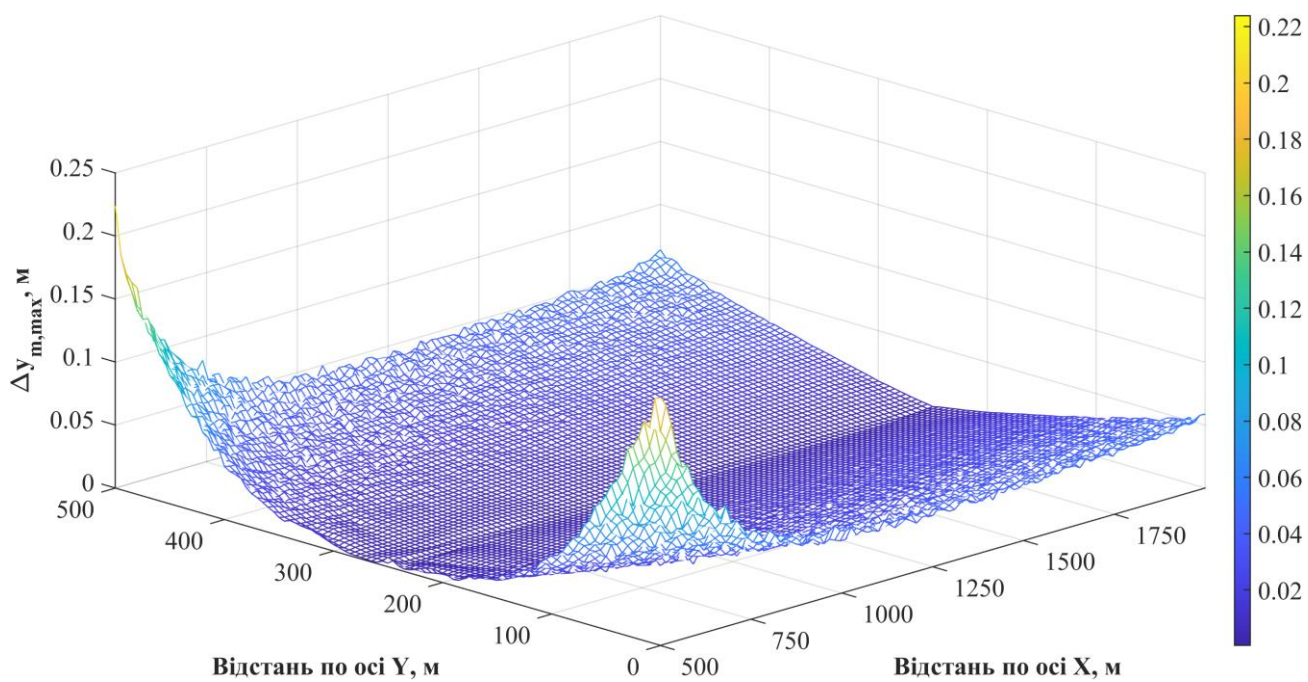
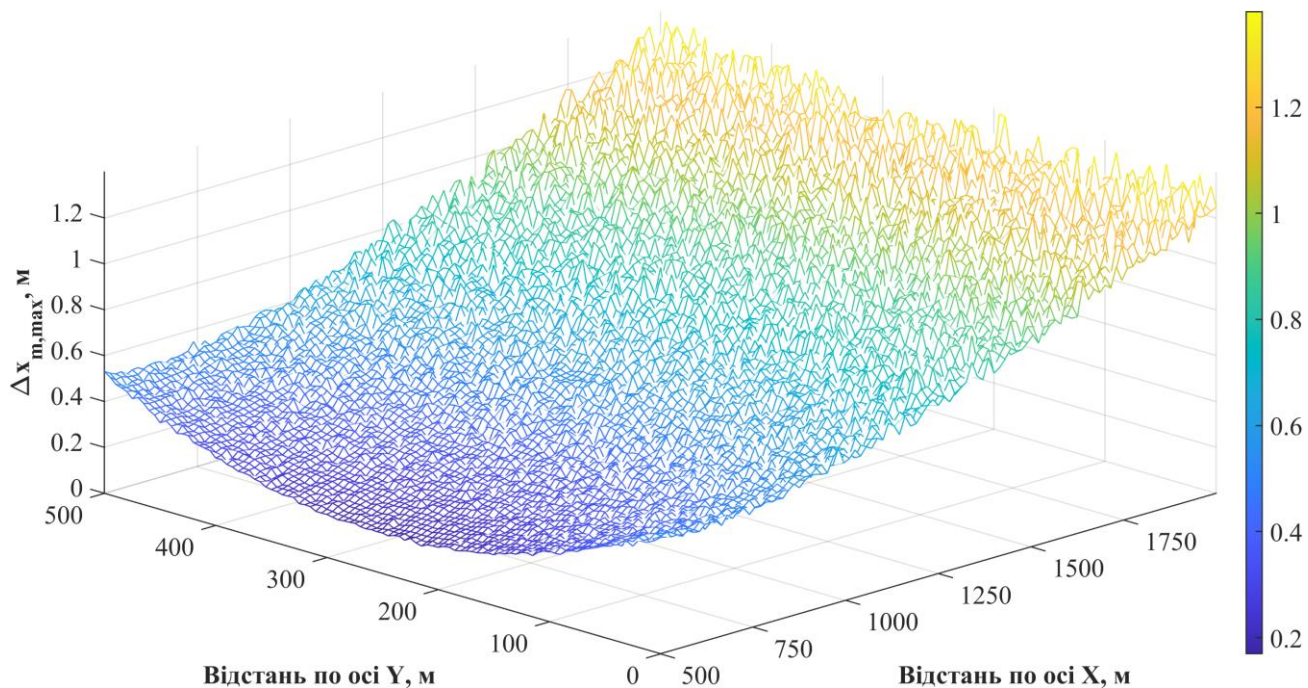


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$

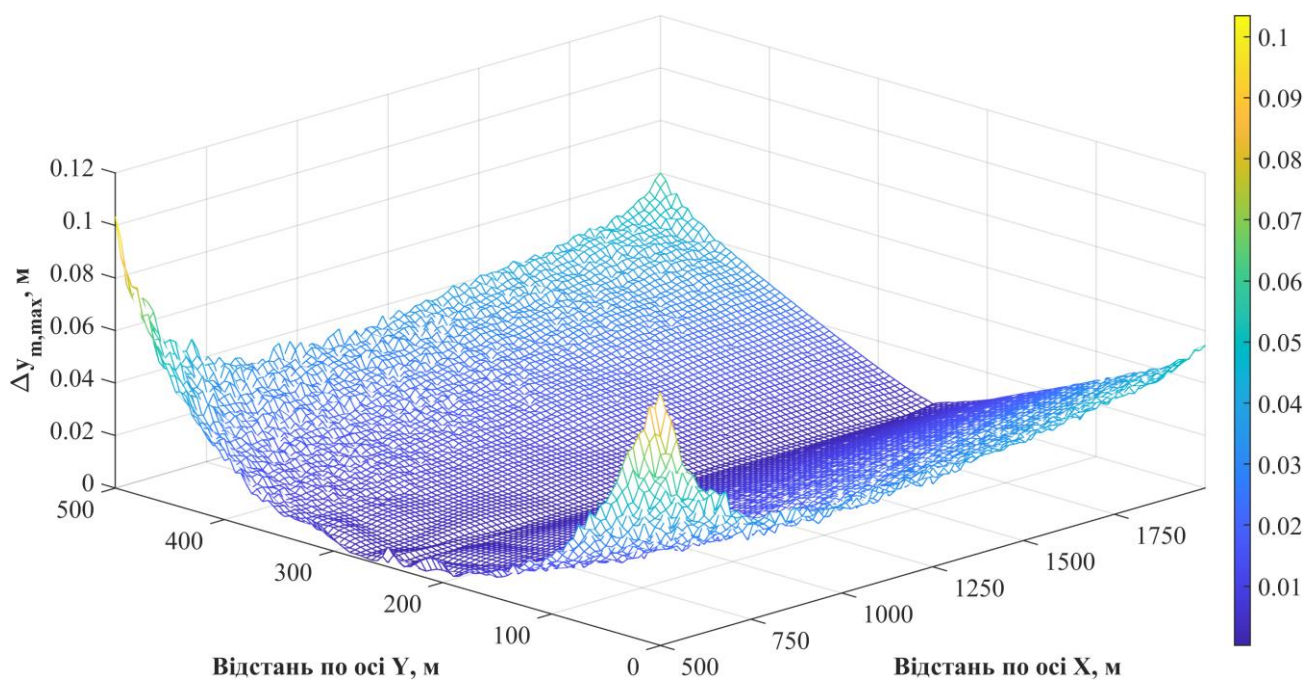
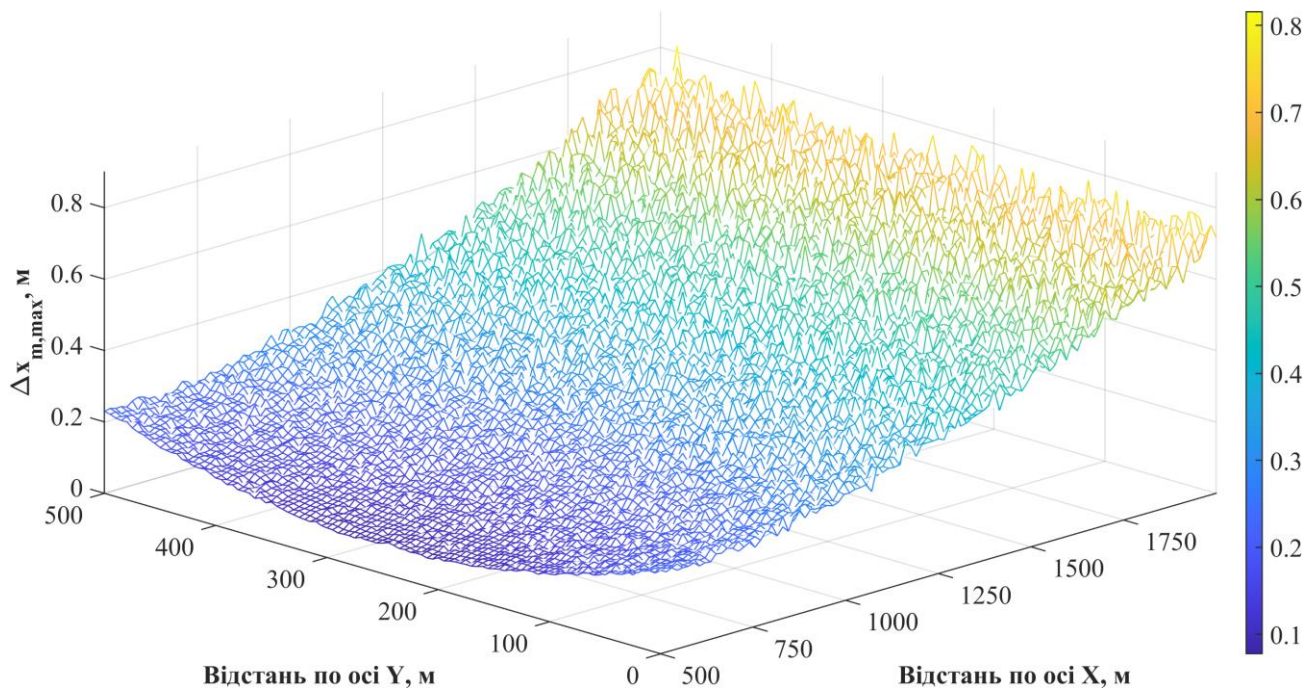




Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 50\%$

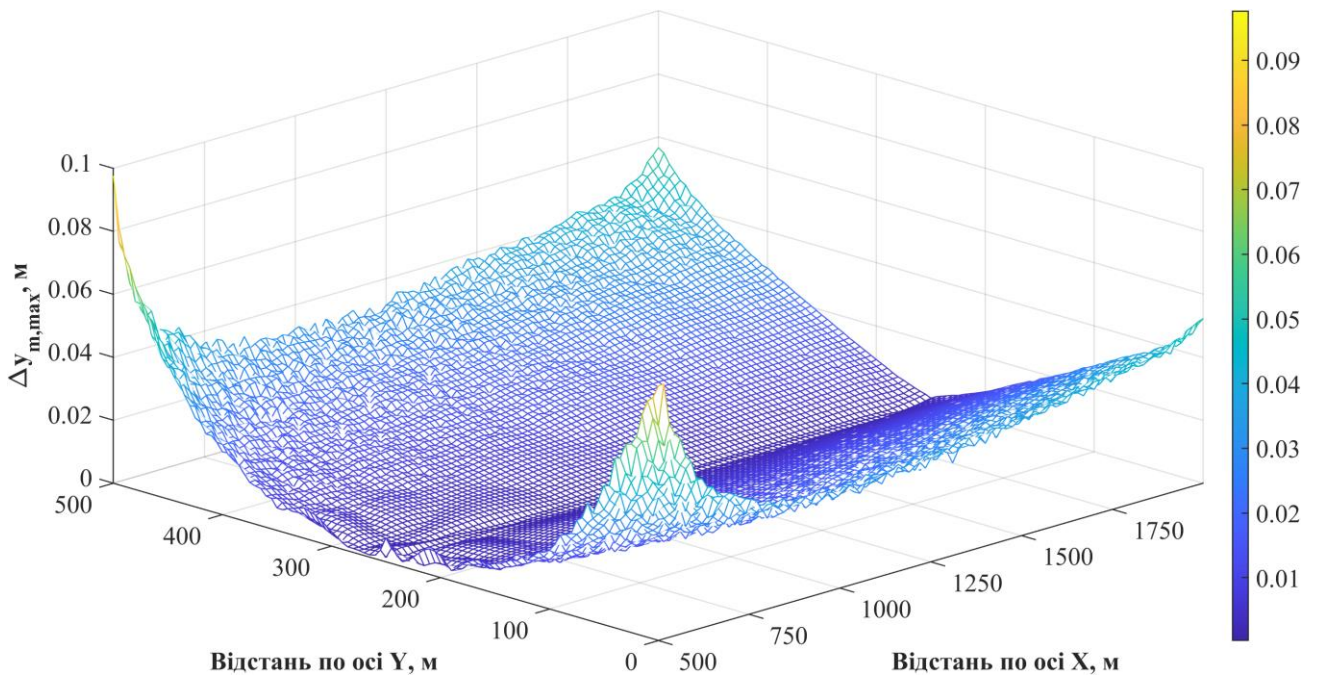
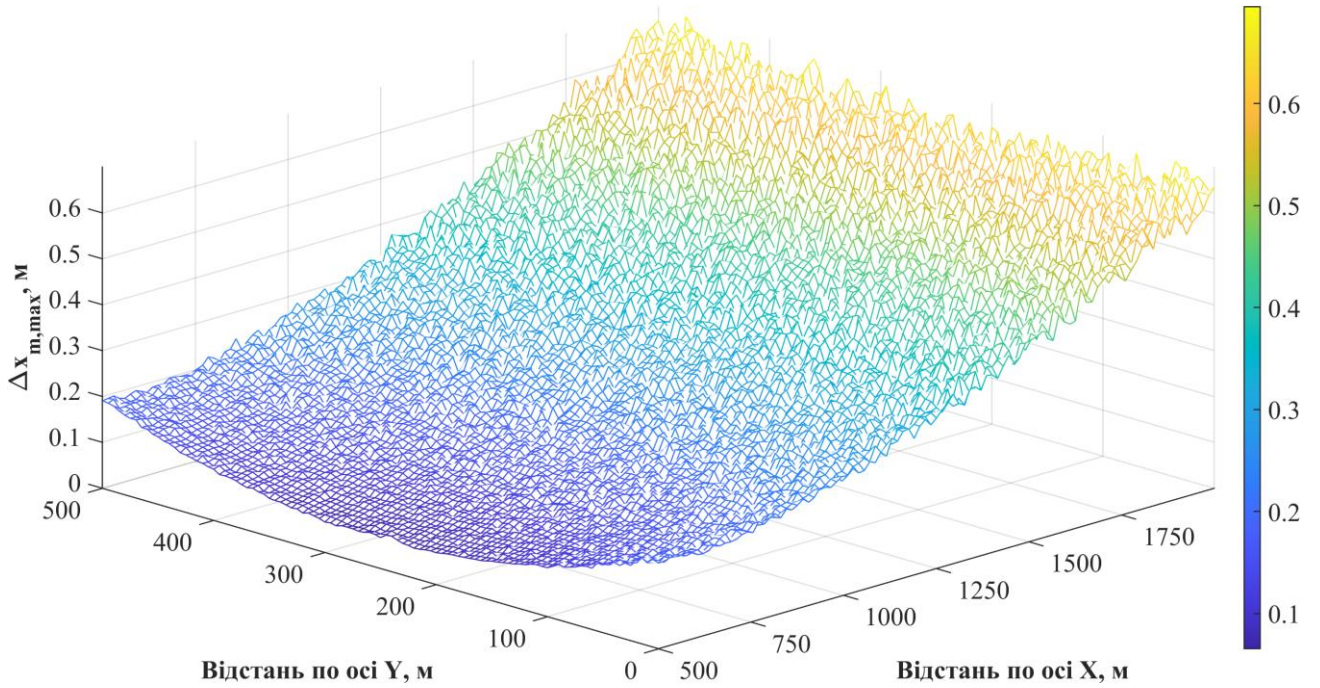


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 20^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 50\%$



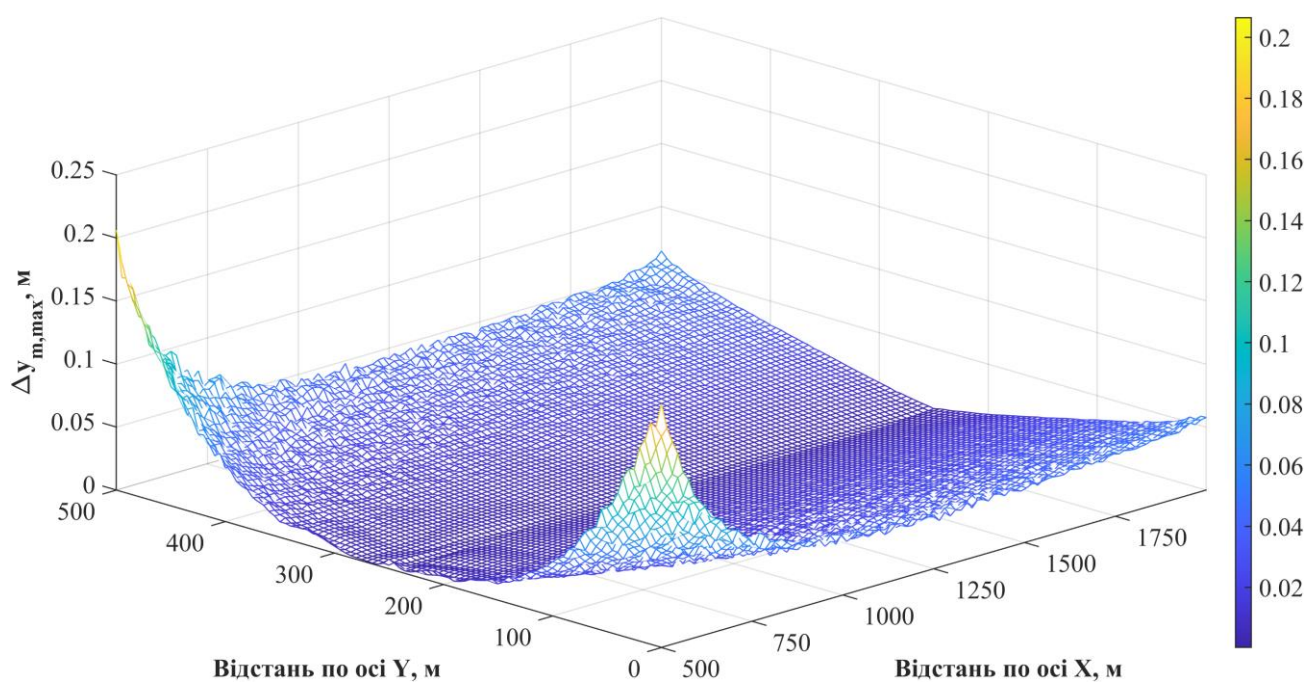
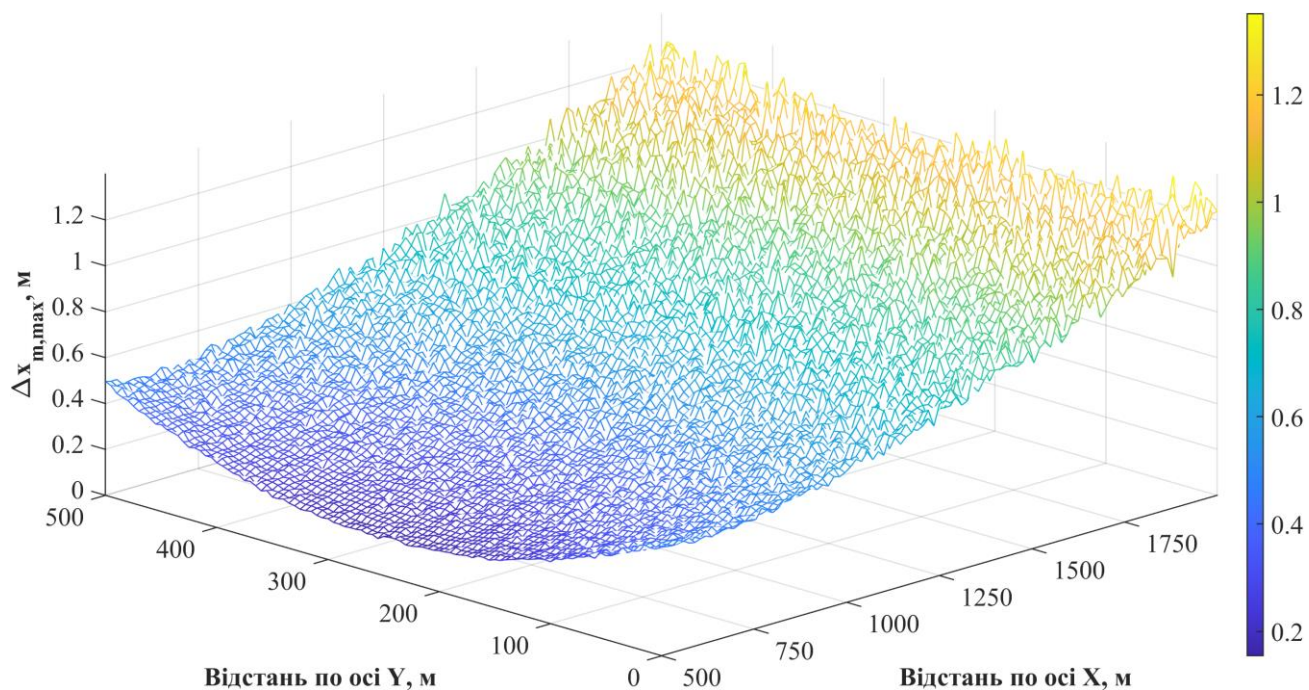


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 50\%$

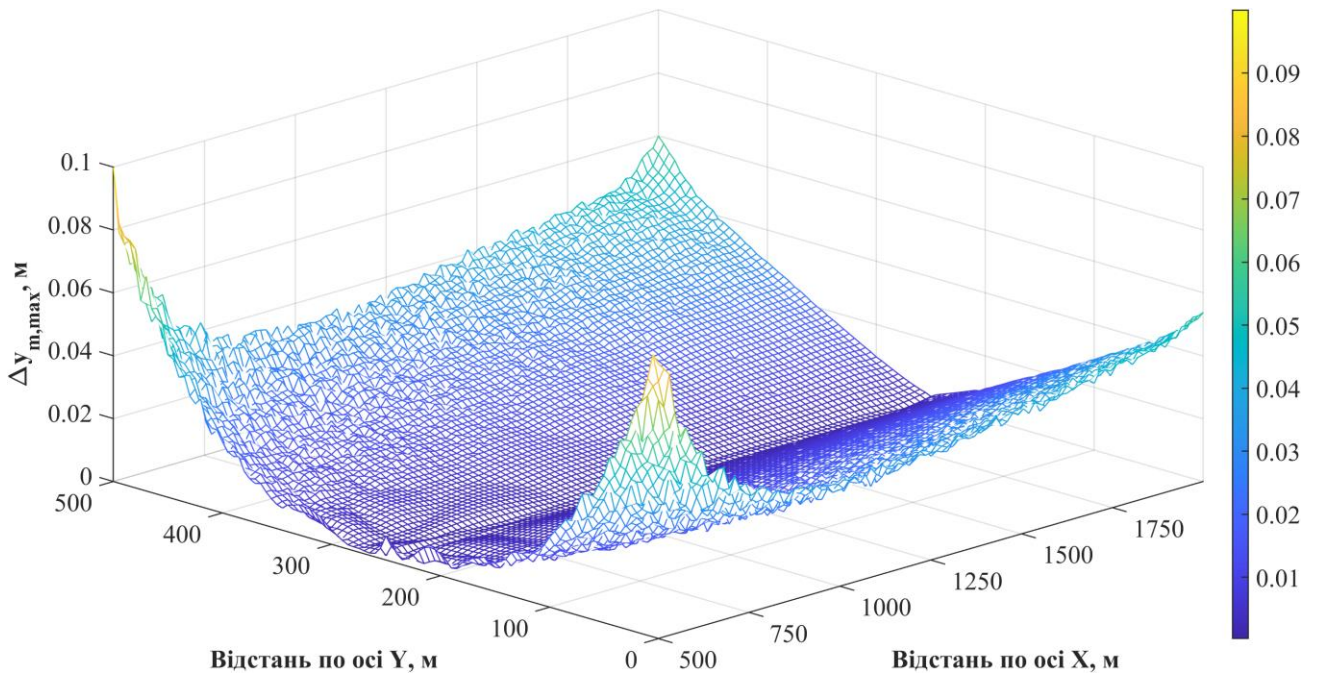
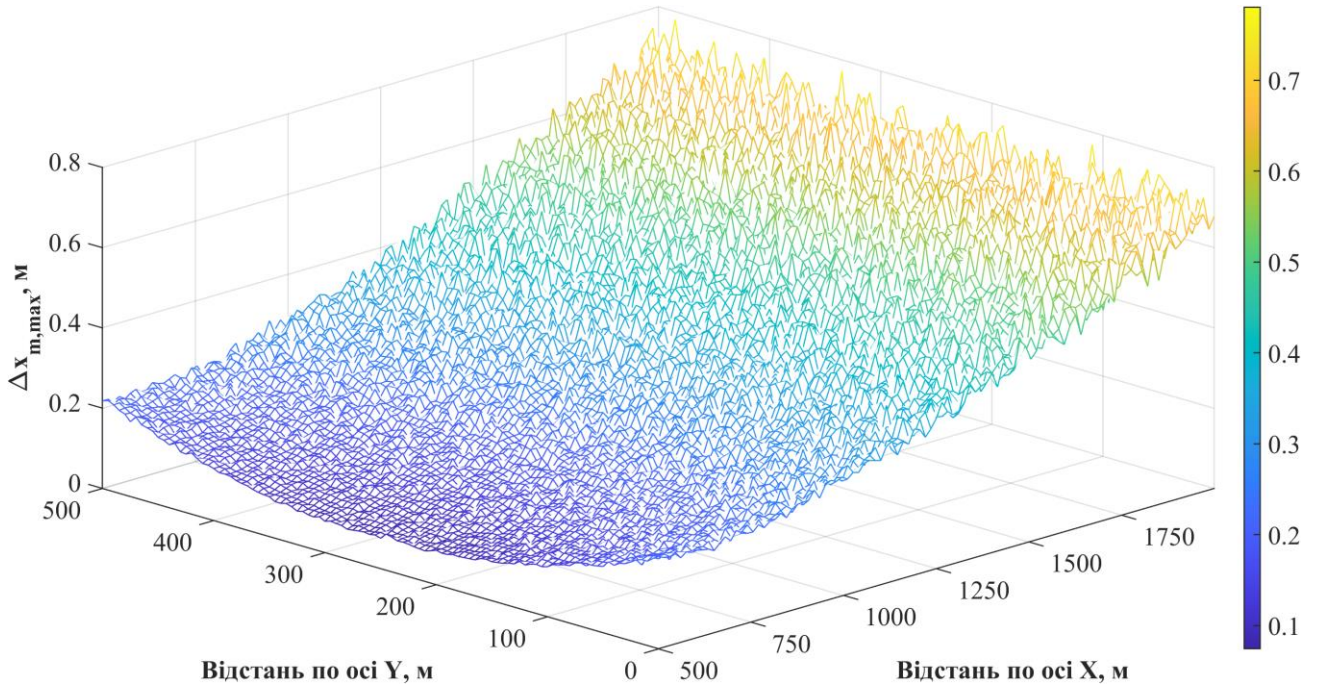




Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат  $X$  та  $Y$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$

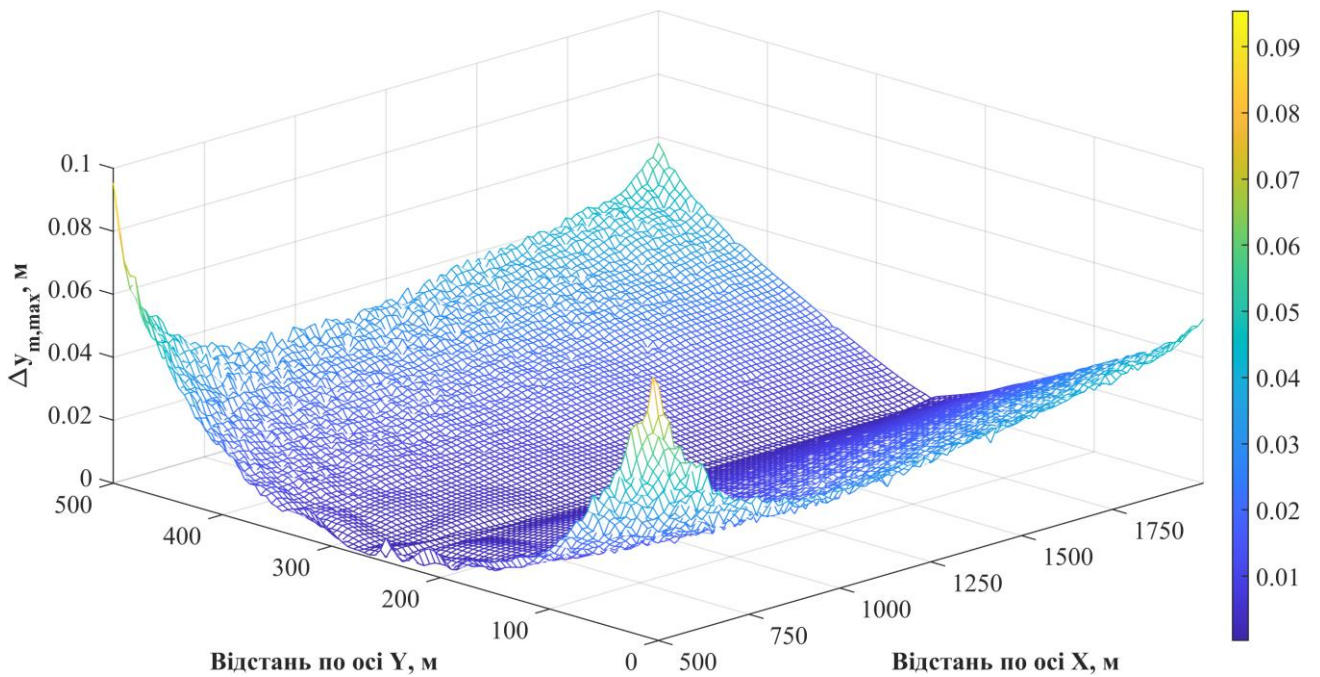
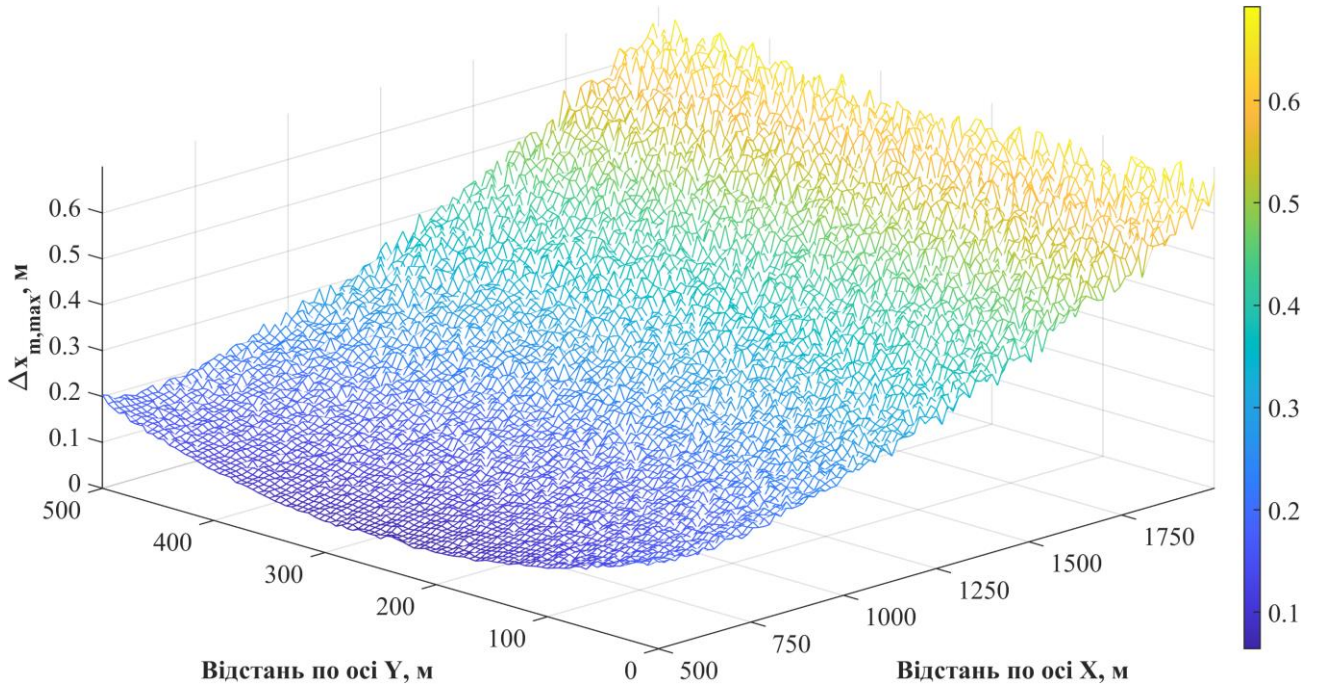


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 20^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$



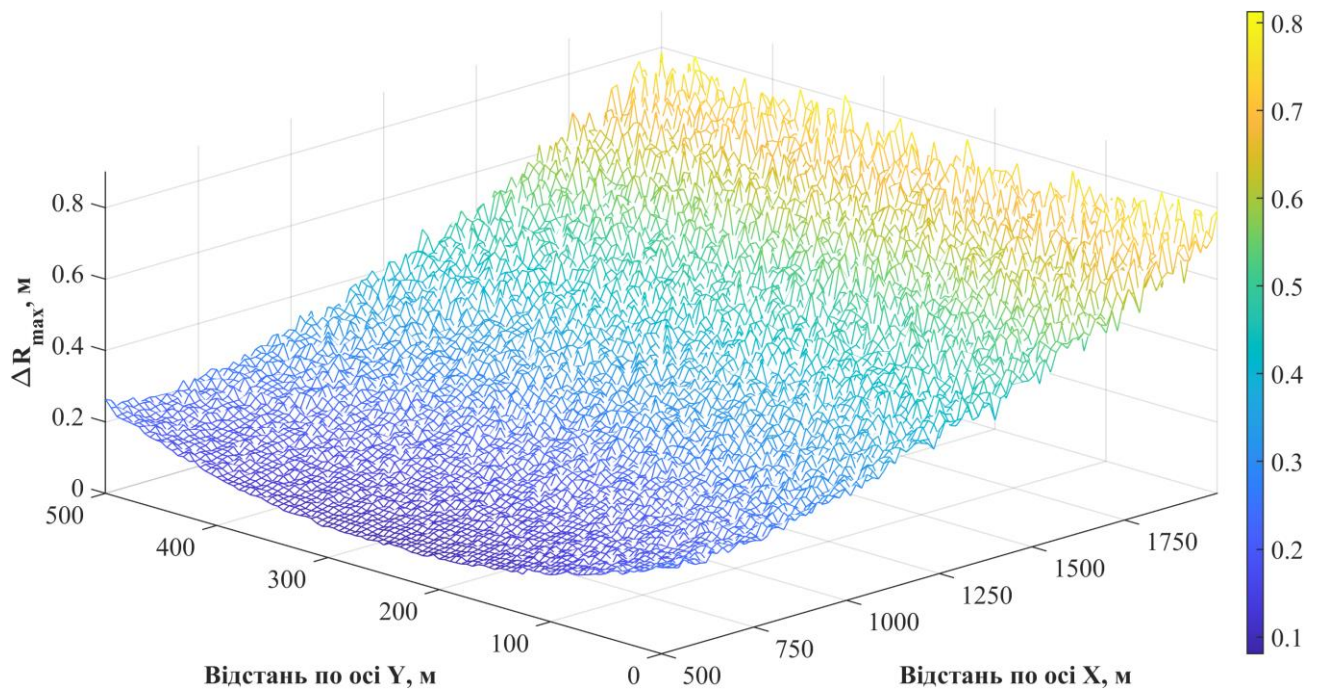
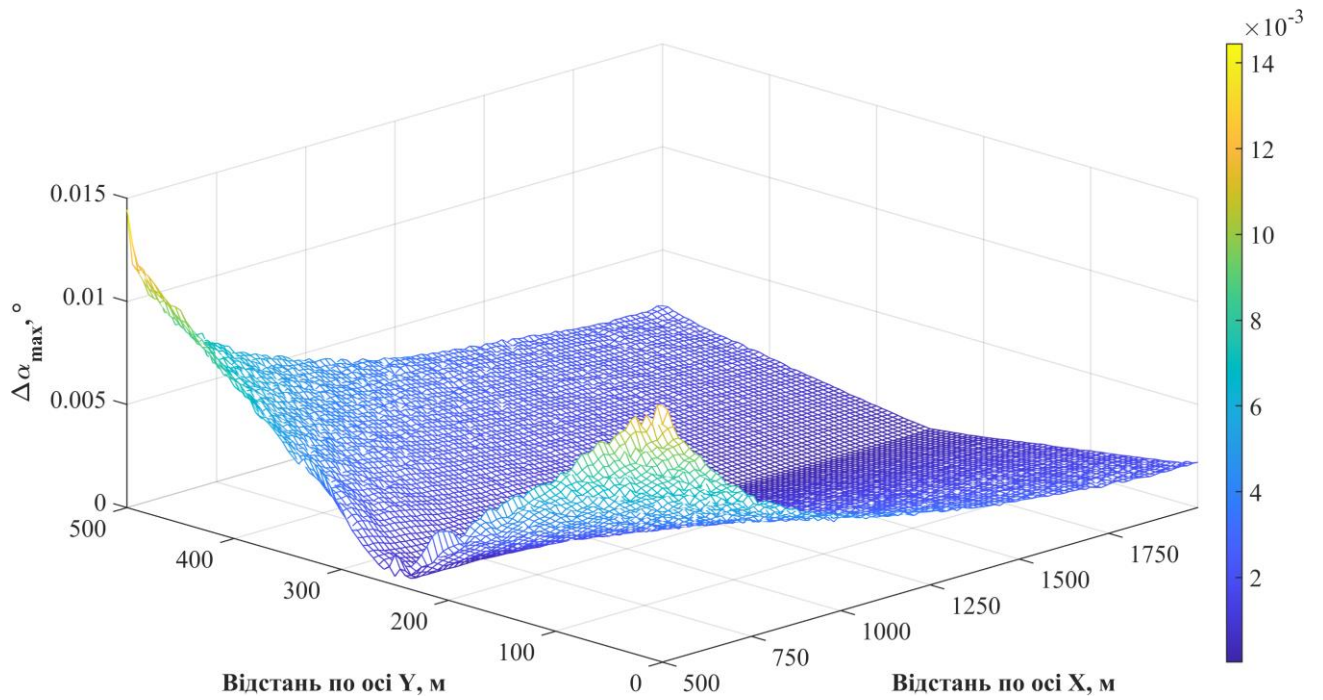


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення координат X та Y від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$



## Додаток Д

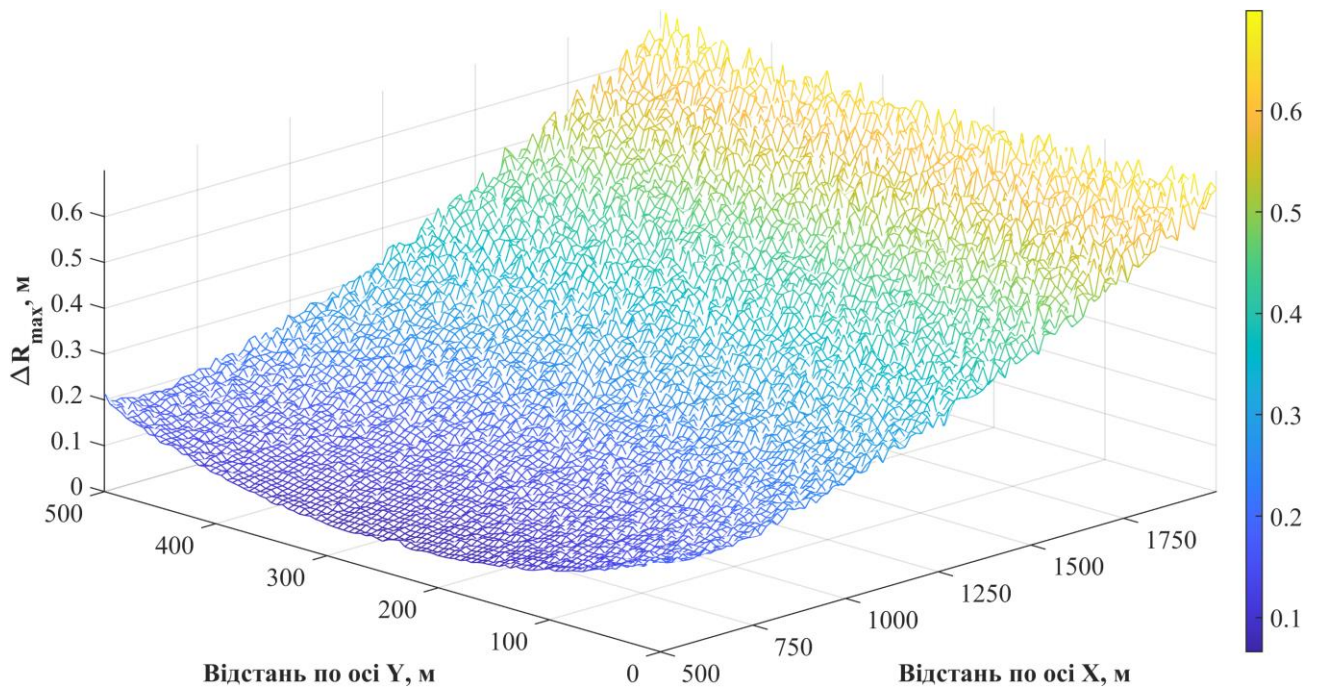
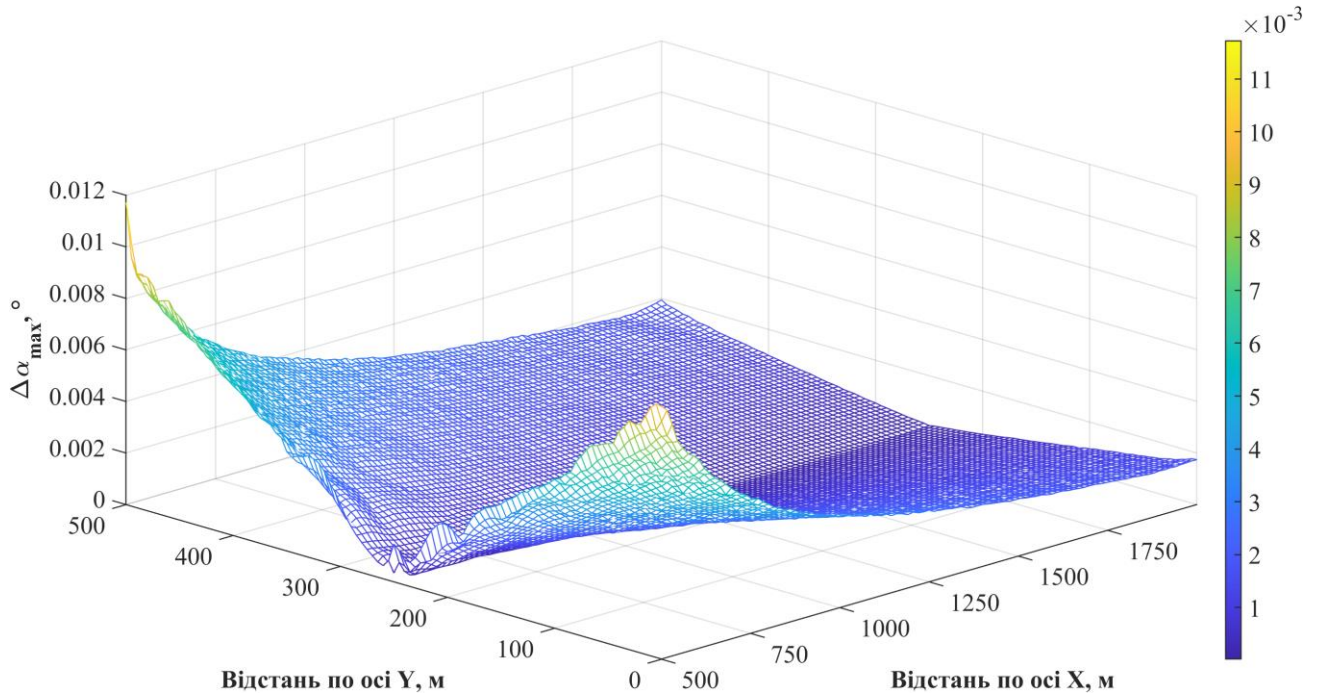
Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 20^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$



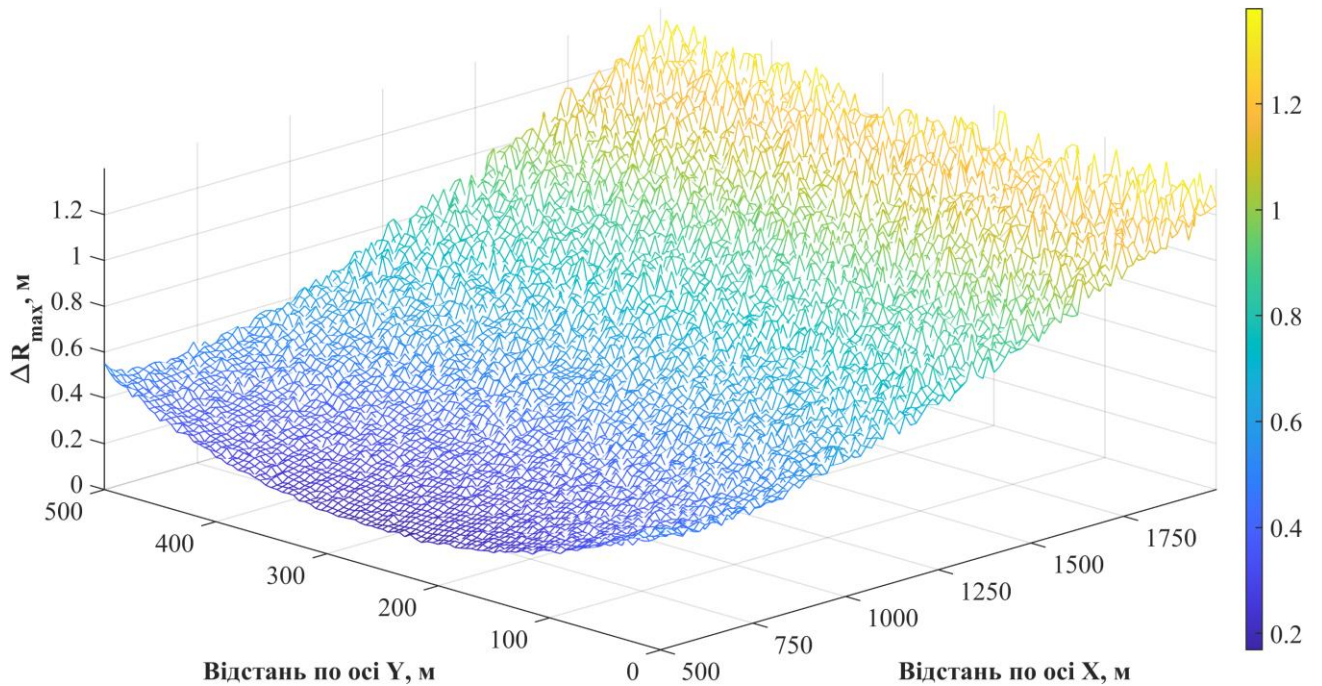
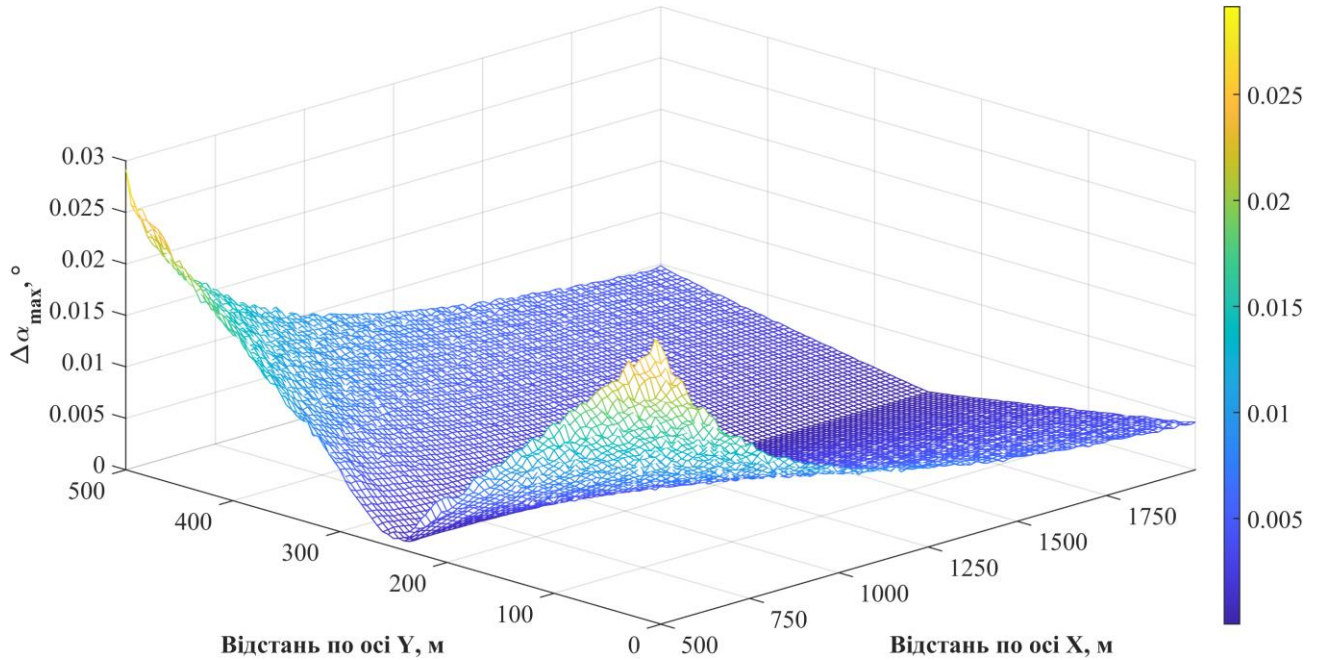


Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 98\%$



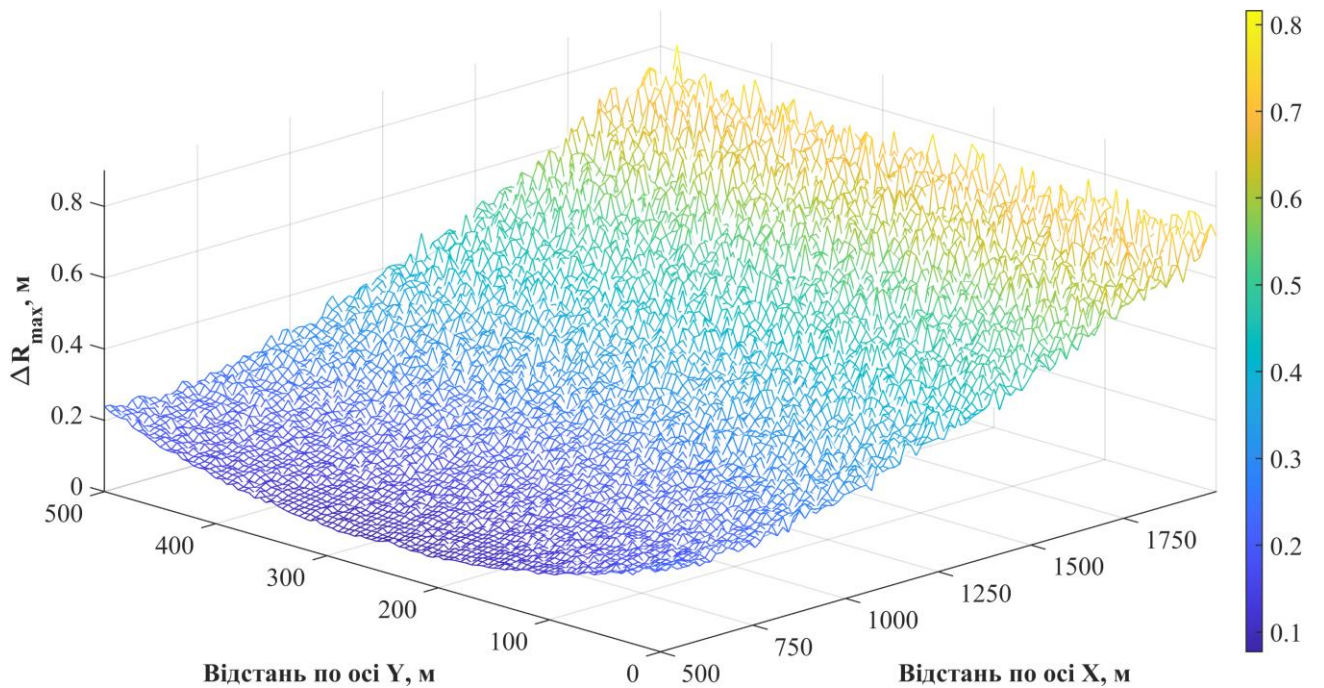
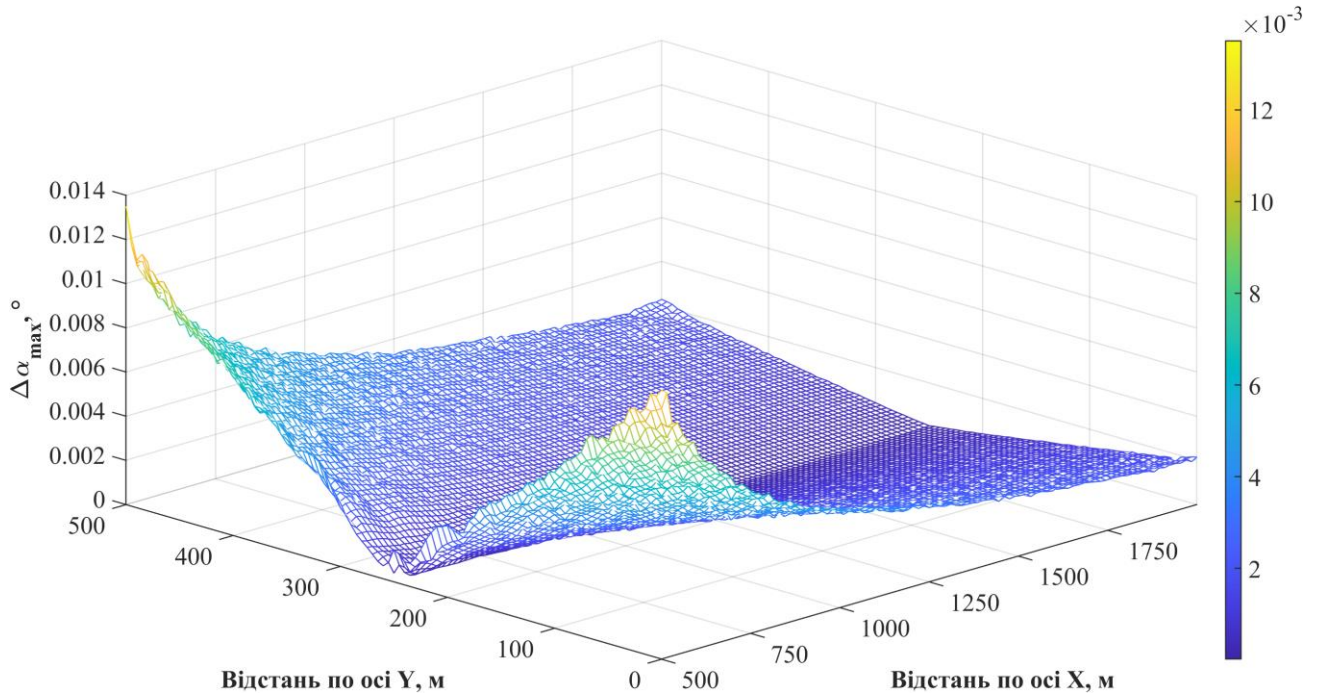
Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 50\%$





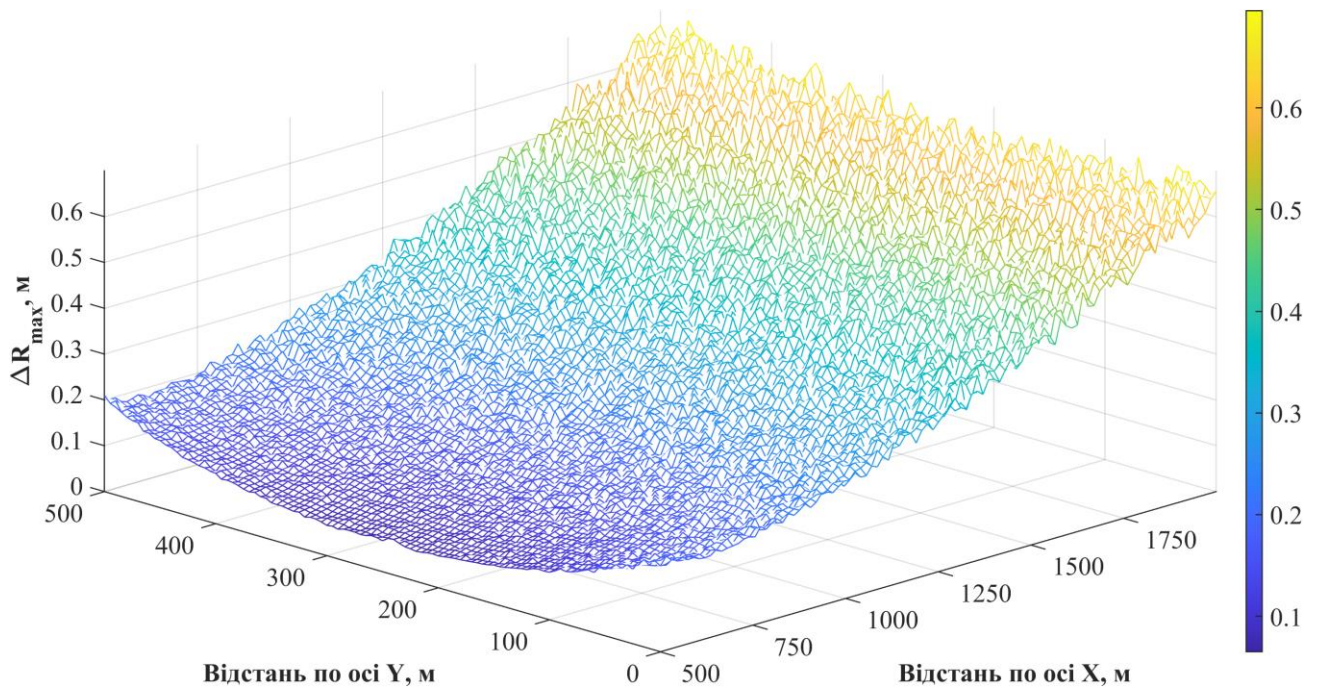
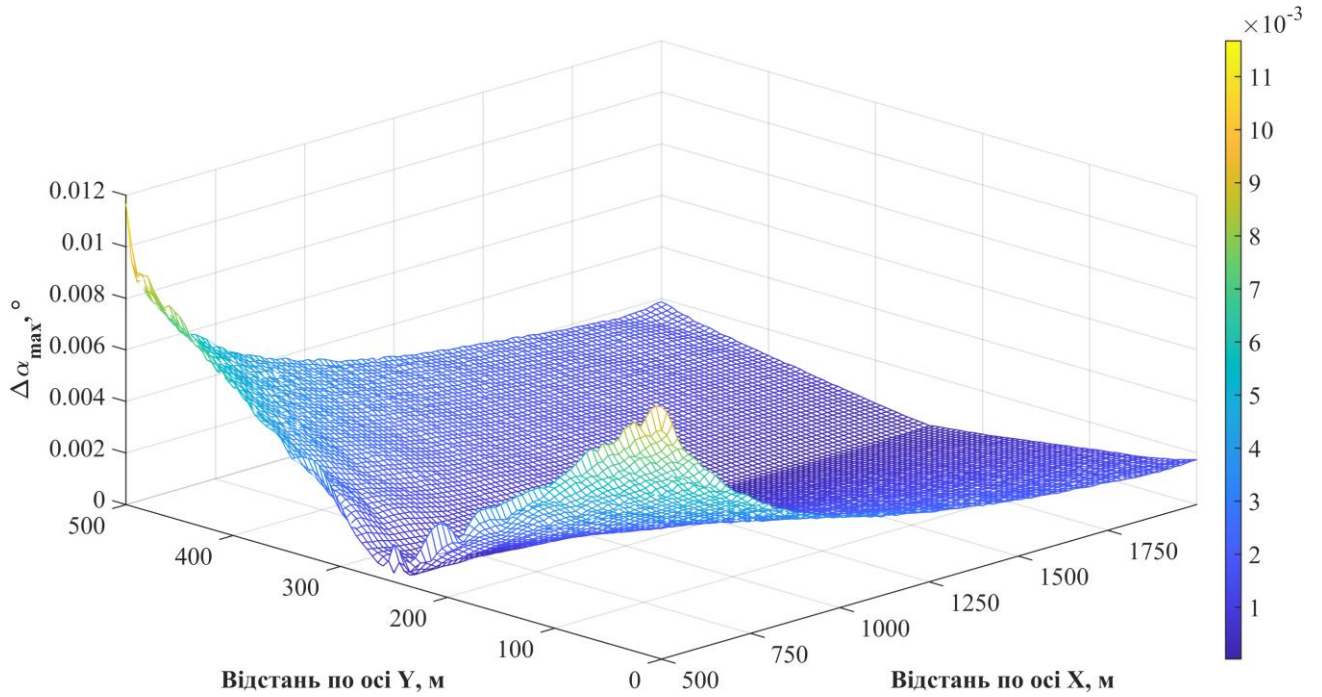
Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

для  $\theta_0 = 20^\circ C$  та  $h_0 = 50\%$



Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

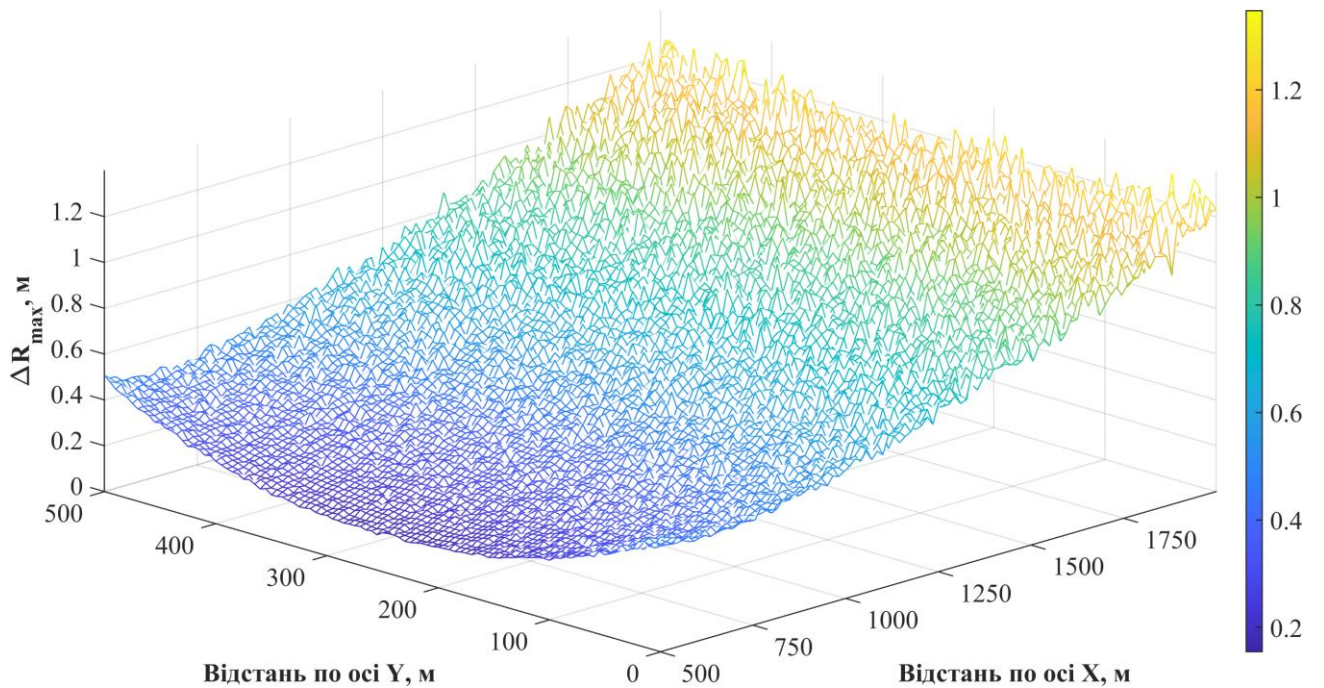
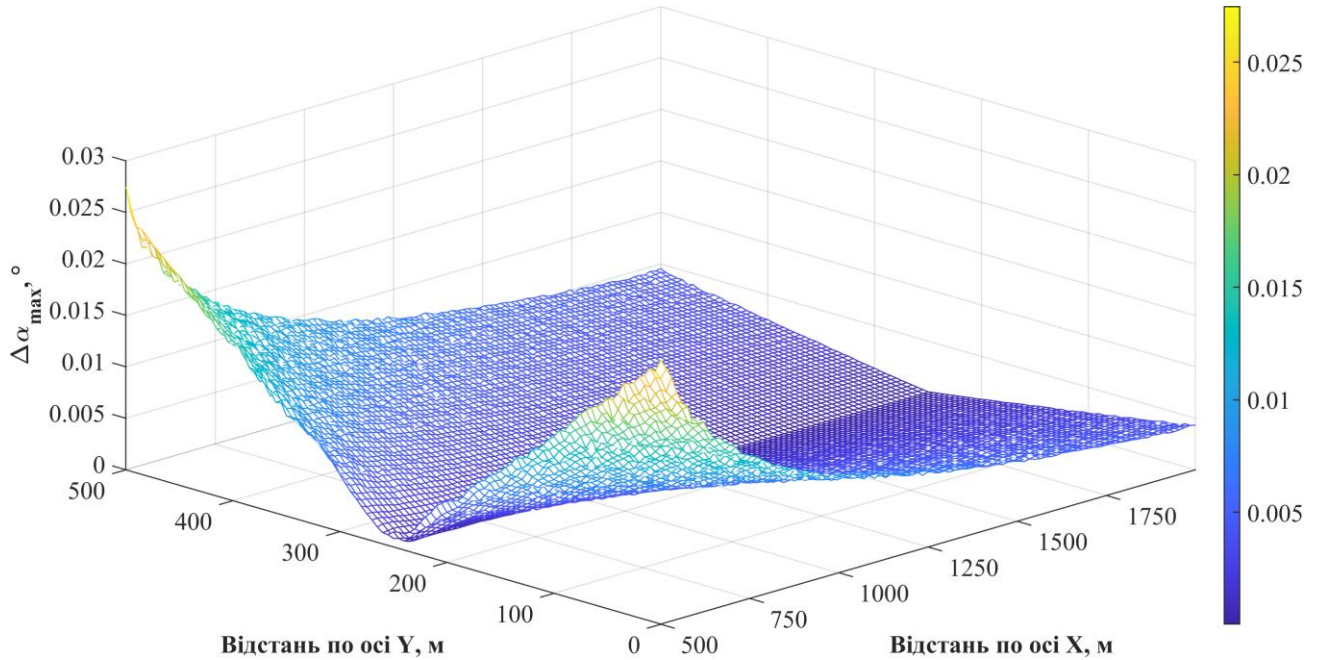
для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 50\%$





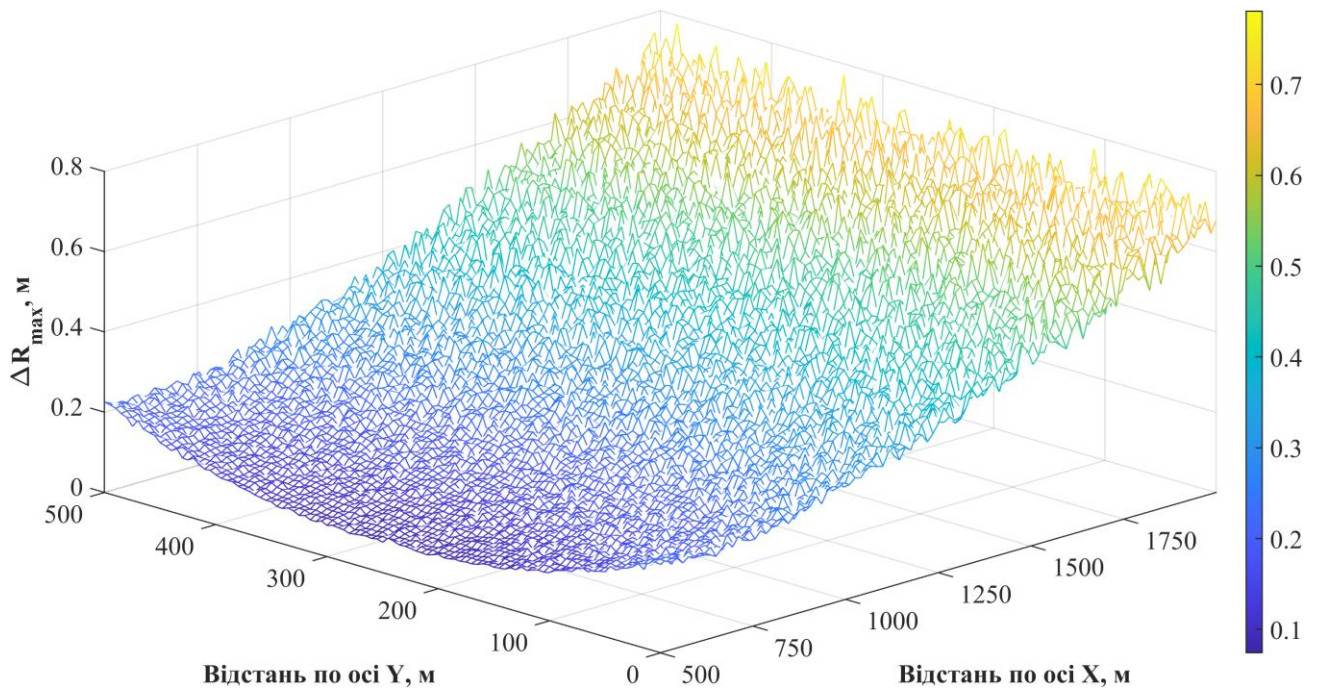
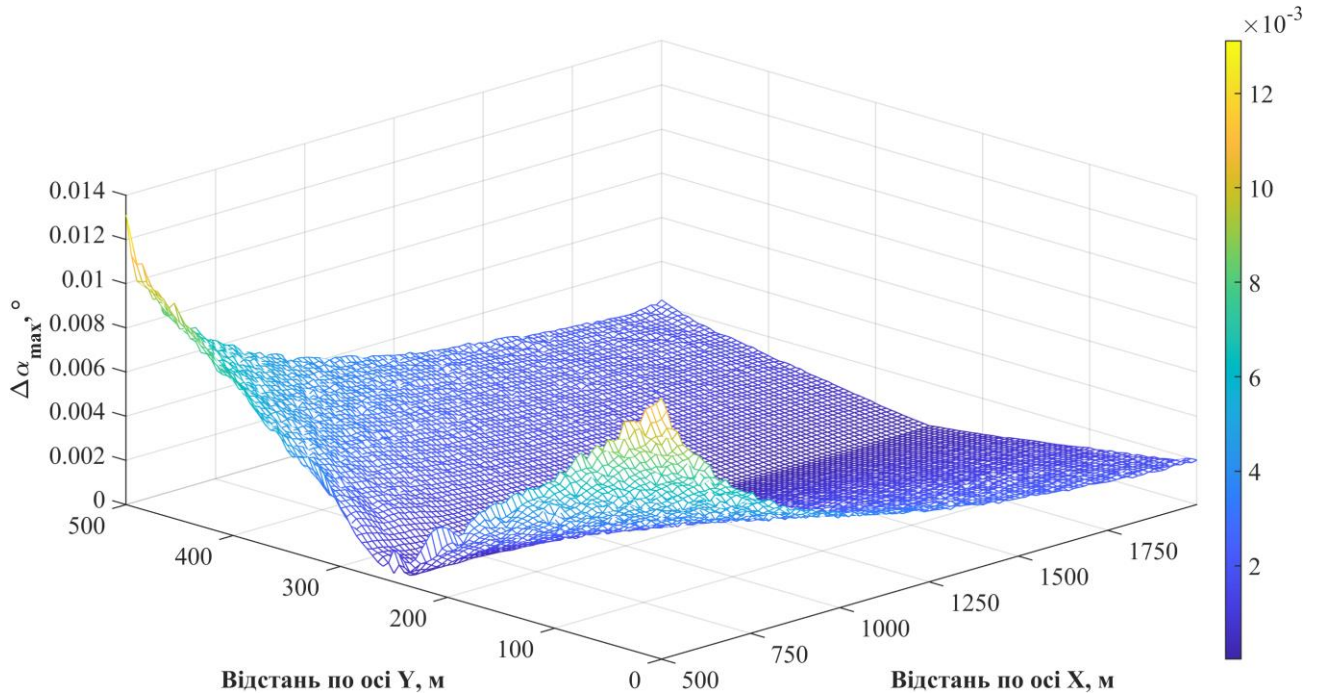
Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

для  $\theta_0 = 50^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$



Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

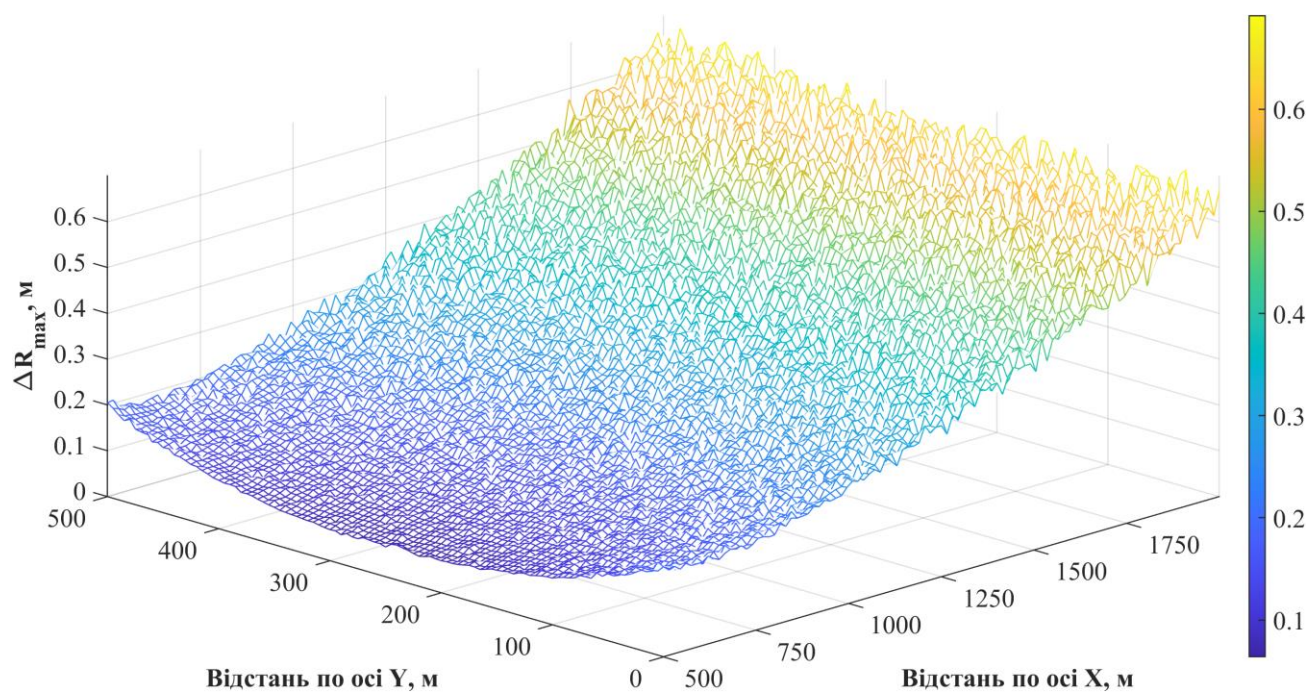
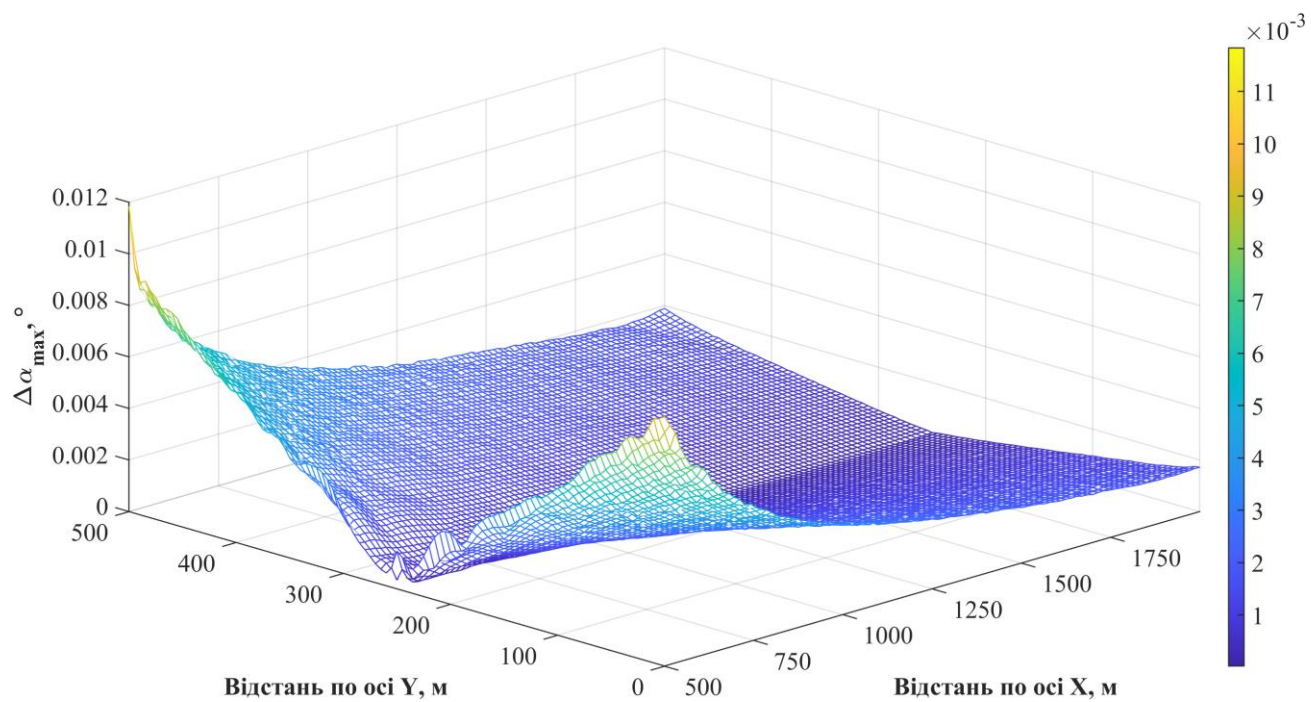
для  $\theta_0 = 20^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$





Залежність максимальних значень абсолютних похибок визначення  $R$  та  $\alpha$  від місця розташування джерел акустичного сигналу на досліджуваному периметрі

для  $\theta_0 = -10^\circ\text{C}$  та  $h_0 = 2\%$



**Додаток Е****Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про  
апробацію результатів дисертації*****Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації***

1. S. Artemuk and I. Mykutytn, «System for determining the sound source coordinates», *Measuring Equipment and Metrology*, vol. 84, no. 4, pp. 17–22, 2023, doi: [10.23939/istcmtm2023.04.017](https://doi.org/10.23939/istcmtm2023.04.017). *Особистий внесок здобувача: отримано залежності середнього значення абсолютної похибки визначення координат від температури навколишнього середовища та точності прив'язки сенсорів до координатної сітки. Розроблено спосіб корекції, який дозволяє зменшити додаткову похибку визначення координат, що зумовлена зміною температури та точності прив'язки сенсорів.*

2. С. І. Артемук і І. П. Микитин, «Оптимізація алгоритму визначення координат джерела акустичного сигналу за критерієм мінімуму похибки», *Збірник наукових праць Одеської державної академії технічного регулювання та якості*, vol. 23, no. 2, pp. 41–51, 2023, doi: [10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51](https://doi.org/10.32684/2412-5288-2023-2-23-41-51). *Особистий внесок здобувача: отримано залежності середнього значення абсолютної похибки від параметрів системи та визначено оптимальні значення цих параметрів за критерієм мінімуму похибки. Із використанням параметрів за замовчуванням навчено нейронну мережу та здійснено порівняння результатів із нейронною мережею навченою із параметрами за замовчуванням.*

3. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Система для визначення координат джерела акустичного сигналу на основі різницево-часового методу та методів машинного навчання», *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*, № 3, с. 7-18, 2023. doi: [10.31891/2219-9365-2023-75-1](https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-75-1). *Особистий внесок здобувача: синтезовано програмно-математичні моделі розташування сенсорів та джерел акустичного сигналу. Підготовлено набір даних для навчання та перевірки нейронної мережі. Розроблено алгоритм навчання нейронної мережі.*

*Отримано залежності абсолютної похибки визначення координат від місця розташування джерела на досліджуваному периметрі та отримано середнє значення абсолютної похибки.*

4. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Методи визначення координат джерела акустичного сигналу», *Вісник Черкаського державного технологічного університету*, №3, с. 59-72, 2022. doi: 10.24025/2306-4412.3.2022.260586. *Особистий внесок здобувача: здійснено аналітичний огляд активних та пасивних методів визначення координат джерела акустичного сигналу. Здійснено порівняння характеристик методів, їх переваг та недоліків.*

5. Ю. В. Хома, І. П. Микитин, С. І. Артемук, and В. А. Бريدінський, «Нейрокомп'ютерна система керування на основі платформи Open VSI та глибоких нейронних мереж», *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, no. 4, p. 127, 2020, doi: 10.32838/2663-5941/2020.4/18. *Особистий внесок здобувача: розроблено алгоритм навчання нейронної мережі та опрацювання вимірювальних сигналів.*

### ***Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації***

1. S. Artemuk, I. Mykytyn, «Ambiguity in determining the coordinates of the acoustic signal source», *Proceedings of VII international scientific and practical conference*, p. 106-109, 11-13 March 2024, Berlin, Germany. URL: <https://sciconf.com.ua/vii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-current-challengesof-science-and-education-11-13-03-2024-berlin-nimechchina-arhiv/>.

*Особистий внесок здобувача: здійснено дослідження неоднозначності результатів визначення джерел акустичного сигналу. Отримано залежності максимального значення абсолютної похибки від місця розташування джерела на досліджуваному периметрі.*

2. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Підвищення точності системи визначення координат джерела акустичного сигналу», *VI Міжнародної науково-практичної конференції “Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та*

*перспективи*”, с. 159-160, 16-17 листопада 2023, Львів. *Особистий внесок здобувача: здійснено вибір основних параметрів системи, що впливають на значення абсолютної похибки визначення координат.*

3. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Застосування машинного навчання для визначення розташування джерела акустичного сигналу», *IV Міжнародно-практичної конференції “The world of modern technologies and inventions”*, с. 262-264, 10-13 жовтня 2023, Відень, Австрія. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2023.2.4>. *Особистий внесок здобувача: синтезовано структурну схему системи, що використовує штучну нейронну мережу для визначення координат джерела акустичного сигналу та досліджено її точність.*

4. С. І. Артемук, І. П. Микитин, «Порівняння методів визначення координат джерела акустичного сигналу», *IX Міжнародної науково-технічної конференції “Захист інформації і безпека інформаційних систем”*, с. 153-154, 25-26 травня 2023, Львів. *Особистий внесок здобувача: здійснено вибір оптимального методу визначення координат джерела акустичного для використання із нейронною мережею.*

5. S. Artemuk, V. Brydinskyi, I. Mykytyn, and Y. Khoma, «Application of Deep Neural Networks for EEG Signal Processing in Brain-controlled Wheeled Robotic Platform», in *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Cracow, Poland: IEEE, 2021, pp. 81–85. doi: [10.1109/IDAACS53288.2021.9660965](https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660965). *Особистий внесок здобувача: розроблено алгоритм та порядок підготовки набору даних для навчання нейронної мережі.*

6. Y. Khoma, V. Brydinskyi, and S. Artemuk, «Application of deep learning technologies for biosignal processing», in *Abstracts of XII International Scientific and Practical Conference*, International Science Group, 16-19 March 2021, Berlin, Germany. doi: <https://doi.org/10.46299/isg.2021.i.xii>. *Особистий внесок здобувача: здійснено порівняння та вибір оптимальної структури нейронної мережі для опрацювання вимірювальних сигналів.*