

Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
Праця на правах рукопису

Прищенко Олександр Андрійович

УДК 537.86

ДИСЕРТАЦІЯ

«Використання надширокосмугових електромагнітних хвиль та штучного інтелекту для виявлення металевих та діелектричних підповерхневих об'єктів»

Спеціальність 105 – Прикладна фізика та наноматеріали
(Галузь знань 10 Природничі науки)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

_____ О. А. Прищенко

Науковий керівник:

Олександр ДУМІН, доктор фізико-математичних наук, доцент

Харків–2024

АНОТАЦІЯ

Прищенко О. А. Використання надширокосмугових електромагнітних хвиль та штучного інтелекту для виявлення металевих та діелектричних підповерхневих об'єктів. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 105 – Прикладна фізика та наноматеріали (Фізико-математичні науки). – Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна Міністерства освіти і науки України, Харків, 2024.

Дисертаційна робота присвячена розв'язанню актуальної проблеми – дослідженню експериментальних та теоретичних аспектів випромінювання та поширення нестационарних електромагнітних хвиль у середовищах зі складним просторовим розподілом. Також робота охоплює аналіз дифракції цих полів на об'єктах, розташованих у таких середовищах, застосування методів отримання та обробки відбитих сигналів, а також розробку алгоритмів розпізнавання прихованих об'єктів та визначення їхнього положення із застосуванням підходів штучного інтелекту.

Метою дисертаційної роботи є вивчення ключових фізичних процесів перетворення імпульсних надширокосмугових електромагнітних полів на межах розподілу матеріальних середовищ та прихованих об'єктах із складною структурою для надійного виявлення цих об'єктів по відбитому полю в умовах наявності шумових перешкод за допомогою підходів штучного інтелекту.

Перший розділ являє собою аналітичний огляд літератури. У ньому показано, що багато електромагнітних явищ, як природних, так і штучних, проявляють нестационарність як невід'ємну складову інформаційності оточуючого світу. Тому саме нестационарні електромагнітні поля є перспективними як для приймально-передавальних пристроїв, так і радарних систем, здатних зафіксувати суттєво більший обсяг даних про досліджуваний об'єкт шляхом аналізу відбитих хвиль. Важливою напрямком цих досліджень є застосування надширокосмугових радарів для зондування ґрунту з метою

знаходження прихованих об'єктів, визначення їхнього типу та координат. Але досягнути цієї мети можливо шляхом використання спеціальних методів обробки інформації. Одним з таких, найбільш перспективних методів є підхід, що ґрунтується на використанні штучних нейронних мереж та штучного інтелекту. Їхньою рисою є слабка чутливість до похибок вимірювання, викривлень форми прийнятого сигналу через вплив шумів і неоднорідності середовища поширення хвилі. Але для з'ясування основних закономірностей перетворень нестационарних полів на границі середовища виникає необхідність аналітичного розв'язання у часовому просторі задачі падіння на неї нестационарної хвилі.

У другому розділі аналітично розв'язується нестационарна електродинамічна задача проникнення імпульсної електромагнітної хвилі із одного середовища в інше середовище без втрат. Для досягнення цієї мети з використанням граничних умов знаходяться невідомі коефіцієнти із загальних розв'язків рівнянь Клейна-Гордона, що є множниками в еволюційних коефіцієнтах. Задача поширення нестационарної імпульсної хвилі розв'язується методом еволюційних рівнянь. Загальний розв'язок рівнянь Клейна-Гордона отримується методом розділення змінних. Розв'язання неоднорідного рівняння Клейна-Гордона здійснюється методом функції Рімана. Пошук зв'язку між невідомими коефіцієнтами з розв'язаних рівнянь відбуватиметься з використанням граничних умов для тангенційних компонент полів згідно законів класичної електродинаміки.

Третій розділ присвячено застосуванню методу дискретної томографії для задач знаходження прихованих об'єктів у моделі ґрунту з використанням штучних нейронних мереж. Проводиться порівняння цього підходу з класичним методом кореляції. Було виявлено, що метод дискретної томографії забезпечує задовільні результати, часто перевершуючи метод кореляції у точності виявлення прихованих об'єктів. Завдяки цьому, подальші дослідження зосереджені саме на методі дискретної томографії. Проводиться дослідження впливу кроку сканування та часового вікна на якість розпізнавання різних

об'єктів. Було встановлено, що зменшення кроку сканування покращує точність визначення координат об'єкта, але суттєво збільшує обчислювальні витрати. Також виявлено, що оптимальний розмір часового вікна залежить від характеристик об'єктів та властивостей ґрунту. Крім цього, проведено дослідження шумостійкості запропонованого алгоритму. Зокрема, було проаналізовано роботу алгоритму при наявності шуму в прийнятих сигналах. Продемонстрована важливість поєднання методів дискретної томографії з сучасними підходами машинного навчання, що дозволяє досягти значних успіхів у розпізнаванні прихованих об'єктів у складних умовах.

У четвертому розділі даного дисертаційного дослідження реалізовано максимальне наближення модельної задачі до реальних умов, що важливо для практичного застосування результатів дисертації. У якості прихованих об'єктів виступають точні моделі протипіхотних мін, що мають у своєму складі діелектрики з різними діелектричними проникностями та металеві частини різних розмірів. Це дозволяє дослідити ефективність вибраного підходу в умовах, що наближені до реальних, коли є потреба розрізнити приховані об'єкти зі схожими параметрами. Опромінювачем виступає модель реального працюючого надширококуткового георадару, який формує з прийнятої електромагнітної хвилі сигнали, в яких мінімізований вплив відбиття хвилі від границі повітря-ґрунт, що не несе корисної для аналізу інформації. Наведені результати розпізнавання мін у неоднорідному ґрунті, що є типовим ускладненням в роботі георадарів. Проводиться дослідження шумостійкості запропонованого підходу. Подальше покращення розпізнавання об'єктів досягнуто за допомогою сучасного підходу серед задач машинного навчання, який полягає у використанні ансамблю нейронних мереж зі структурами, які потенційно можуть дати покращення результатів класифікації.

Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у таких її результатах:

1. З використанням граничних умов класичної електродинаміки вперше знайдено зв'язок між еволюційними коефіцієнтами з рівнянь Клейна-Гордона,

що описують падаючу, пройдену і відбиту нестационарні хвилі у першому наближенні.

2. Вперше встановлено, що за наявності гаусового шуму у прийнятих сигналах, кінцеві результати розпізнавання позицій об'єкта штучними нейронними мережами мають перевагу перед методом взаємної кореляції при малих рівнях шуму, але при значній зашумленості ці два підходи не демонструють помітні переваги один перед одним, за виключенням того, що штучні нейронні мережі функціонують на порядки швидше, особливо за умови їхньої реалізації у вигляді спеціалізованої мікросхеми.

3. Вперше за допомогою методу дискретної томографії продемонстровано підсилення інформаційних складових, відбитих від прихованого об'єкту електромагнітних хвиль, у наближенні променевого подання цих хвиль із врахуванням їх часової форми, діелектричних параметрів ґрунту, процесів на границі повітря-ґрунт та використання декількох, розподілених над ґрунтом приймальних антен.

4. Вперше визначені оптимальні параметри системи на основі методу дискретної томографії: часове вікно, кількість приймальних антен, аугментація вхідних даних і частка попередньо оброблених вхідних сигналів, за наявності шумів високих рівнів у вхідних трактах приймачів антен.

5. Вперше було оцінено якість розпізнавання методу штучних нейронних мереж для задачі виявлення різних протипіхотних мін, таких як ПМН-1, ПМН-4 та ПФМ у неоднорідному середовищі при наявності білого шуму в прийнятих часових залежностях.

6. Вперше запропоновано новий підхід до визначення місцезнаходження прихованих об'єктів у ґрунті за допомогою колективного штучного інтелекту, що одночасно обробляє одні і ті ж часові залежності, отримані надширокосмуговим георадаром.

Практичне значення отриманих результатів:

1. Встановлений зв'язок між невідомими коефіцієнтами з рівнянь Клейна-Гордона, які описують проходження нестационарних хвиль у середовище,

демонструє можливість концентрації енергії електромагнітної хвилі у ґрунті, подібно до явища “електромагнітного снаряду”, з метою збільшення енергії відбитої від прихованого об’єкту хвилі та, відповідно, покращення його розпізнавання.

2. Аналіз розпізнавання прихованих об’єктів штучними нейронними мережами та кореляційним підходом дозволяє суттєво покращити їх виявлення за умови їхнього одночасного застосування.

3. Застосування методу дискретної томографії для отримання додаткового набору вхідних даних для штучної нейронної мережі за рахунок використання особливостей фізичних процесів при поширенні імпульсних хвиль у ґрунті зменшує обсяг необхідних обчислювальних ресурсів без втрати точності розпізнавання прихованих об’єктів, що є корисним для нових радарів, здатних в реальному часі виявляти приховані небезпечні об’єкти.

4. Проведені дослідження з використання штучних нейронних мереж для виявлення протипіхотних мін, в тому числі в неоднорідному середовищі, дозволяє створити нові унікальні системи розмінування, спроможні виявляти приховані вибухові пристрої, що практично не мають у складі металевих частин.

5. Запропонований новий підхід до визначення місцезнаходження прихованих об’єктів у ґрунті за допомогою колективного штучного інтелекту з даних, отриманих надширокосмуговим георадаром, дозволяє підвищити не тільки точність місця розташування об’єкту, але і якість його розпізнавання, що має практичне значення для геологічних досліджень, будівництва та військових застосувань.

Ключові слова: дифракція, метод кінцевих різниць (FDTD), нейронна мережа, електромагнітна хвиля, випромінювання, розсіювання електромагнітних хвиль, радіолокація, глибока нейронна мережа, глибоке навчання, штучний інтелект, розсіювання.

ABSTRACT

Pryshchenko O. A. The use of ultra-wideband electromagnetic waves and artificial intelligence for detecting metal and dielectric subsurface objects.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 105 - Applied Physics and Nanomaterials (Physical and Mathematical Sciences) - V. N. Karazin Kharkiv National University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2024.

The dissertation is devoted to solving the actual issue of investigating the experimental and theoretical aspects of radiation and propagation of transient electromagnetic waves in the media with complex spatial distribution. The work also covers the analysis of diffraction of these fields on objects located in these media, the application of methods for obtaining and processing reflected signals, and the development of algorithms for recognizing hidden objects and determining their position using artificial intelligence approaches.

The purpose of the dissertation is to study the key physical processes of transforming impulse ultra-wideband electromagnetic fields at the boundaries of material media and hidden objects with complex structures for the reliable detection of these objects based on the reflected field in the presence of noise interference using artificial intelligence approaches.

The first chapter represents an analytical review of the literature. It demonstrates that many electromagnetic phenomena, both natural and artificial, exhibit non-stationarity as an integral component of the informational nature of the surrounding world. Therefore, transient electromagnetic fields are promising for both receiving-transmitting devices and radar systems capable of capturing significantly more data about the investigated object through the analysis of reflected waves. An important direction of these studies is the application of ultra-wideband radars for subsurface surveys to find hidden objects, determine their type and coordinates. However, achieving this goal is possible through the use of special information processing methods. One of the most promising methods is the approach based on the use of artificial neural networks and artificial intelligence. Their feature is the low sensitivity

to measurement errors, distortions in the shape of the received signal due to the influence of noise and the inhomogeneity of the wave propagation medium. However, to clarify the main peculiarities of transient field transformations at the boundary of the medium, it is necessary to analytically solve the problem of a transient wave falling on it in the time domain.

In the second chapter, the transient electrodynamic problem of the penetration of the impulse electromagnetic wave from one medium into another lossless medium is analytically solved. To achieve this goal, the unknown coefficients from the general solutions of the Klein-Gordon equations, which act as multipliers in the evolutionary coefficients, are found using boundary conditions. The problem of the propagation of a transient impulse wave is solved using the method of evolutionary equations. The general solution of the Klein-Gordon equations is obtained by the method of separation of variables. The solution of the inhomogeneous Klein-Gordon equation is obtained using the Riemann function method. The connection between the unknown coefficients from the solved equations is sought using the boundary conditions for the tangential components of the fields according to the laws of classical electrodynamics.

The third chapter is dedicated to the application of the discrete tomography method for the tasks of finding hidden objects in a soil model using artificial neural networks. This approach is compared with the classical correlation method. It was found that the discrete tomography method provides satisfactory results, often surpassing the correlation method in the accuracy of detecting hidden objects. Consequently, further research focuses on the discrete tomography method. The influence of the scanning step and time window on the quality of recognition of different objects is studied. It was found that reducing the scanning step improves the accuracy of determining the object's coordinates, but significantly increases computational costs. Additionally, it was discovered that the optimal size of the time window depends on the characteristics of the objects and the properties of the soil. Furthermore, the noise resistance of the proposed algorithm is studied. In particular, the performance of the algorithm in the presence of noise in the received signals is analyzed. The importance of combining discrete tomography methods with modern

machine learning approaches is demonstrated, allowing for significant advancements in recognizing hidden objects in complex conditions.

In the fourth chapter of this dissertation, the model problem approaches maximally to real conditions, which is crucial for the practical application of the dissertation's results. The hidden objects are precise models of anti-personnel mines, consisting of dielectrics with various dielectric permittivities and metal parts of different sizes. This allows the investigation of the chosen approach's effectiveness under conditions close to reality, where there is a need to distinguish hidden objects with similar parameters. The radiator is a model of real operating ultra-wideband ground-penetrating radar, which forms signals from the received electromagnetic wave that minimize the impact of wave reflection from the air-soil boundary, which does not carry useful information for analysis. The results of mine detection in heterogeneous soil, which is a typical complication in the operation of ground-penetrating radars, are presented. The noise resistance of the proposed approach is studied. Further improvement in object recognition is achieved using a modern approach within machine learning tasks, involving the use of an ensemble of neural networks with structures that have the potential to improve classification results.

The scientific novelty of the dissertation is in the following results:

1. Using the boundary conditions of classical electrodynamics, the relationship between the evolutionary coefficients from the Klein-Gordon equations, which describe the incident, transmitted, and reflected non-stationary waves in the first approximation, was found for the first time.
2. It was established for the first time that in the presence of Gaussian noise in the received signals, the final results of object position recognition by artificial neural networks have an advantage over the cross-correlation method at low noise levels. However, under significant noise presence, these two approaches do not show noticeable advantages over each other, except that artificial neural networks operate orders of magnitude faster, especially when implemented in specialized microchips.
3. For the first time, the approach of discrete tomography demonstrated the enhancement of the informational components of electromagnetic waves reflected

from a hidden object, using the ray approximation of these waves while considering their temporal form, dielectric parameters of the soil, processes at the air-soil boundary, and the use of several distributed receiving antennas above the soil.

4. The optimal parameters of the system based on the discrete tomography method were determined for the first time: time window, number of receiving antennas, input data augmentation, and the proportion of pre-processed input signals, in the presence of high-level noise in the input tracts of the antenna receivers.

5. The quality of recognition by the artificial neural network method for detecting various anti-personnel mines, such as PMN-1, PMN-4, and PFM, in a heterogeneous environment with the presence of white noise in the received time dependencies was evaluated for the first time.

6. A new approach to determining the location of hidden objects in the soil using collective artificial intelligence, which simultaneously processes the same time dependencies obtained by ultra-wideband ground-penetrating radar, was proposed for the first time.

Practical significance of the results:

1. The relationship between the unknown coefficients from the Klein-Gordon equations is established, which describe the passage of transient waves into a medium, demonstrates the possibility of concentrating the energy of the electromagnetic wave in the soil, similar to the phenomenon of an “electromagnetic projectile,” to increase the energy of the wave reflected from the hidden object and, consequently, improve its recognition.

2. The analysis of recognizing hidden objects using artificial neural networks and the correlation approach allows a significant improvement in their detection when applied simultaneously.

3. The application of the discrete tomography approach to obtain the additional set of input data for the artificial neural network by utilizing the physical processes during the propagation of impulse waves in the soil reduces the necessary computational resources without losing the accuracy of recognizing hidden objects. This is beneficial for new radars capable of detecting hidden dangerous objects in real time.

4. The carried out research on artificial neural networks for detecting anti-personnel mines, including in a heterogeneous environment, allows the creation of new unique demining systems capable of detecting hidden explosive devices that practically do not contain metal parts.

5. The new proposed approach to determining the location of hidden objects in the soil using collective artificial intelligence with data obtained from an ultra-wideband ground-penetrating radar not only increases the accuracy of the object's location, but also improves the quality of its recognition. This has practical significance for geological research, construction, and military applications.

Keywords: diffraction, finite-difference time-domain method (FDTD), neural network, electromagnetic wave, radiation, electromagnetic wave scattering, radiolocation, deep neural network, deep learning, artificial intelligence, scattering.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці у наукових фахових виданнях України:

1. Гавриленко Д.І., Думін О.М., Прищенко О.А., Аналітична форма розв'язку для нестационарного електромагнітного поля на границі двох середовищ. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2023. Вип. 37, С. 86–97. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2021-37-07>.

(Особистий внесок здобувача: проведення моделювання опромінення досліджуваної структури електромагнітним полем для отримання часових залежностей, аналіз яких допоміг у пошуку аналітичного розв'язку, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О.М.: постановка задачі, вибір методу розв'язання

Особистий внесок Гавриленко Д.І.: проведення аналітичних розрахунків)

2. Думін О.М., Прищенко О.А., Плахтій В.А., Широкоград Д.В., Почанін Г.П. Порівняння результатів розпізнавання підповерхневого об'єкту штучними нейронними мережами та кореляційним методом. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2020. Вип. 32, С. 25–36. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2020-32-03>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та формулювання висновків

Особистий внесок Думін О.М.: постановка задачі, обговорення результатів

Особистий внесок Плахтій В.А.: аналіз наукової літератури, розрахунок функцій кореляції, формулювання висновків

Особистий внесок Почанін Г.П.: постановка задачі, обговорення результатів

Особистий внесок Широкоград Д.В.: побудова структур штучних нейронних мереж, обговорення результатів)

3. Думін О. М., Прищенко О. А., Плахтій В. А., Почанін Г. П. Виявлення та класифікація наземних мін за допомогою надширокосмугового радару та штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2020. Вип. 33. С. 7–19. doi: [10.26565/2311-0872-2020-33-01](https://doi.org/10.26565/2311-0872-2020-33-01)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, побудова графіків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Думін О. М.: постановка задачі, формулювання висновків, опис графіків

Особистий внесок Плахтій В. А.: огляд попередніх досліджень, побудова моделі для числового розрахунку, вибір оптимального методу попередньої обробки сигналів з георадару, обговорення результатів, формування висновків

Особистий внесок Почанін Г. П.: постановка задачі, обговорення висновків та результатів, формулювання висновків)

Наукові праці у фахових виданнях, що входять до міжнародних наукометричних баз SCOPUS:

4. Pryshchenko Oleksandr, Plakhtii Vadym, Dumin Oleksandr, Pochanin Gennadiy, Ruban Vadym, Capineri Lorenzo, Crawford Fronefield. Implementation of an Artificial Intelligence Approach to GPR Systems for Landmine Detection. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. № 17. p. 4421. doi: [10.3390/rs14174421](https://doi.org/10.3390/rs14174421). **(Scopus, Q1)**

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, проведення моделювання опромінення досліджуваної структури електромагнітним полем для отримання часових залежностей, побудова 3D моделей протипіхотних мін, написання першого варіанту тексту статті, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Plakhtii Vadym: побудова архітектури штучної нейронної мережі для роботи з експериментальними даними, формування тренувального

набору, попередня обробка часових залежностей отриманих з георадара для різних прихованих об'єктів, побудова графіків, аналіз отриманих результатів, формування висновків.

Особистий внесок Dumin Oleksandr: постановка задачі, вибір методу дослідження, формулювання висновків

Особистий внесок Pochanin Gennadiy: проведення експериментальних досліджень

Особистий внесок Ruban Vadym: побудова експериментального зразка

Особистий внесок Carineri Lorenzo: постановка задачі, обговорення, написання і формулювання висновків

Особистий внесок Crawford Fronefield: постановка задачі, обговорення, написання і формулювання висновків)

Список публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

5. Dumin O., Pryshchenko O., Plakhtii V., Pochanin G. Dielectric Object Subsurface Survey by Ultrawideband Radar and ANN. *2020 IEEE XXVth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. Tbilisi, Georgia. 2020. P. 13–18. doi: [10.1109/DIPED49797.2020.9273400](https://doi.org/10.1109/DIPED49797.2020.9273400).

6. Persanov I., Plakhtii V., Pryshchenko O., Dumin O., Fomin P. Noise Immunity of UWB Positioning System on ANN. *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. Kharkiv, Ukraine. 2020. P. 1083–1088. doi: [10.1109/UkrMW49653.2020.9252637](https://doi.org/10.1109/UkrMW49653.2020.9252637).

7. Dumin O., Pryshchenko O., Plakhtii V., Pochanin G. Landmine detection and classification using UWB antenna system and ANN analysis. *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. Kharkiv, Ukraine. 2020. P. 1030–1035. doi: [10.1109/UkrMW49653.2020.9252574](https://doi.org/10.1109/UkrMW49653.2020.9252574).

8. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V., Pochanin G. Subsurface Object Detection in Randomly Inhomogeneous Medium Model. *2021 IEEE 3rd Ukraine*

Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON). Aug. 2021, P. 167–171. doi: <https://doi.org/10.1109/ukrcon53503.2021.9575688>.

9. Pryshchenko O., Dumin O., Vadym Plakhtii V., Pochanin G. Classification of objects buried in inhomogeneous medium by artificial neural network using data obtained by impulse GPR with 1 Tx+ 4Rx antenna system. *2021 11th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)*. 01-04 December 2021, P. 161-166. doi: <https://doi.org/10.1109/IWAGPR50767.2021.9843169>

10. Plakhtii V., Dumin O., Pryshchenko O. Kirchhoff Migration Method for Tube Detection with UWB GPR. *2021 IEEE XXVIth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, Tbilisi, (Georgia, September 8-10). P. 181-184. doi: <https://doi.org/10.1109/DIPED53165.2021.9552330>

11. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V., Shyrokorad D., Pochanin G. Collective Artificial Intelligence Approach for the Problem of Object Classification with UWB GPR. *2021 IEEE XXVIth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, Tbilisi, (Georgia, September 8-10). P. 181-184. doi: <https://doi.org/10.1109/DIPED53165.2021.9552257>

12. Plakhtii V., Dumin O., Pryshchenko O., Khodachok Y. Time of Arrival Independent Positioning System Based on UWB Technologies. *16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2022*, 22-26 February 2022, Lviv-Slavske, Ukraine P. 301-305. doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766917>

13. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network. *2022 IEEE 2nd Ukrainian Microwave Week, UkrMW 2022*. 14-18 November 2022. Ukraine. P. 701-706. doi: <https://doi.org/10.1109/UkrMW58013.2022.10037072>

14. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network. *XXXVth URSI General*

Assembly and Scientific Symposium (URSI GASS). August 19-26, 2023. Sapporo, Japan. doi: <https://doi.org/10.23919/URSIGASS57860.2023.10265500>

15. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Noise-Resistant Remote Sensing System Based on Discrete Tomography Approach and Artificial Intelligence. 2023 *IEEE 6th International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, November 13 – 18, 2023. doi: <https://doi.org/10.1109/UkrMiCo61577.2023.10380395>

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

16. Думін О.М., Плахтій В.А., Прищенко О.А. Нестационарне випромінювання імпульсного струму складного просторового розподілу. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. – 2017. – Вип. 27.– С.31–36.

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, побудова графіків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. опис графіків, формулювання висновків)

17. Думін О. М., Плахтій В. А., Прищенко О. А., Широкоград Д. В. Розпізнавання об'єктів під поверхнею землі при надширококутній радіоінтроскопії за допомогою штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2018. Вип. 28, С. 24–29

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширококутних електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. побудова моделі для числового розрахунку методом FDTD, побудова архітектури штучної нейронної мережі, формування тренувального набору даних, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Ширококорд Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж)

18. Думін О.М., Плахтій В.А., Прищенко О.А., Ширококорд Д.В. Метод дискретної томографії при обробці даних надширокосмугової підповерхневої радіолокації штучною нейронною мережею. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2018. Вип. 29. С.17–26. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2018-29-03>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція підходу методу дискретної томографії, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Ширококорд Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж)

19. Думін О. М., Плахтій В.А., Прищенко О. А., Ширококорд Д. В., Вольвач Я. С. Вплив зменшення шуму вхідного сигналу на класифікацію місцезнаходження об'єкту штучною нейронною мережею при надширокосмуговій радіоінтроскопії. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2019. № 31. С. 27–35.

doi: [10.26565/2311-0872-2019-31-03](https://doi.org/10.26565/2311-0872-2019-31-03)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. огляд попередніх досліджень, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Широкопад Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж

Особистий внесок Вольвач Я. С.. аналіз результатів, формулювання висновків)

20. Dumin O., Plakhtii V., Prishchenko O., Shyrokopad D., Katrich V. A. Ultrashort impulse radar for detection and classification of objects in layered medium by artificial neural network. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019. Vol. 78. № 19. P. 1759–1770. doi: [10.1615/telecomradeng.v78.i19.80](https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i19.80).
(Scopus, Q3)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу числового розрахунку для отримання часових залежностей надширококуглових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. підготовка моделей задачі для числового розрахунку, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, тестування штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokopad D. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж

Особистий внесок Katrich V. A.. постановка задачі, обговорення результатів)

21. Персанов І. Д., Думін О. М., Плахтій В. А., Прищенко О. А., Фомін П. Г. Порівняння методів кореляції та штучних нейронних мереж для визначення положення об'єктів за допомогою надширококуглових полів. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2021. Вип. 34.– С.39–47.

doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2021-34-05>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, формулювання висновків, обговорення результатів

Особистий внесок Плахтій В. А. аналіз попередніх досліджень, написання програмного забезпечення для порівняння роботи штучної нейронної мережі та кореляційного методу, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Персанов І. Д. написання першого варіанту статті, проведення розрахунків

Особистий внесок Фомін П. Г. проведення числового моделювання антени)

22. Прищенко О.А., Плахтій В.А., Фомін П.Г., Ходачок Є.С. Знаходження об'єктів у неоднорідному ґрунті за допомогою імпульсного георадару та штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2023. Вип. 37.– С.73–85. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2022-37-06>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків, написання першого варіанту статті, побудова моделі неоднорідного ґрунту

Особистий внесок Плахтій В. А. постановка задачі, формулювання висновків, обговорення результатів

Особистий внесок Ходачок Є.С. опис графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Фомін П. Г. побудова графіків, обговорення результатів)

23. Plakhtii V.A., Dumin O.M., Prishchenko O.A. Transient Radiation of System of Four Noncollinear Dipoles. *2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, May 29-June 2, 2017, Kyiv, Ukraine.- P. 225-228. doi: <https://doi.org/10.1109/UKRCON.2017.8100479>

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumín O. постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова та аналіз графіків, обговорення результатів та висновків)

24. Plakhtii V.A., Dumin O.M., Prishchenko O.A. Near Radiation Zone of Six Short Impulse Radiators. *2017 IEEE International Young Scientists Forum on Applied Physics and Engineering (YSF-2017)*, October 17-20, 2017, Lviv, Ukraine. P. 251-254. doi: <https://doi.org/10.1109/YSF.2017.8126629>

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O.: постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків)

Особистий внесок Plakhtii V. побудова та аналіз графіків, обговорення результатів та висновків)

25. Dumin O., Prishchenko O., Pochanin G., Plakhtii V., Shyrokograd D. Subsurface Object Identification by Artificial Neural Networks and Impulse Radiolocation. *2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*. Lviv, Ukraine. 2018. P. 434–437. doi: [10.1109/DSMP.2018.8478481](https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478481)

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширококустових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків)

Особистий внесок Plakhtii V. проведення числового моделювання, побудова графіків, обговорення результатів)

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Shyrokograd D. проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

26. Dumin O., Prishchenko O., Shyrokorad D., Plakhtii V. Application of UWB Electromagnetic Waves for Subsurface Object Location Classification by Artificial Neural Networks. *2018 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS)*. Sep. 2018. doi: [10.1109/UWBUSIS.2018.8520097](https://doi.org/10.1109/UWBUSIS.2018.8520097).

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширокосмугових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. проведення числового моделювання, попередня обробка часових залежностей з антени, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

27. Dumin O.M., Plakhtii V.A., Prishchenko O.A., Shyrokorad D.V. Neural Network Application in Object Classification by Impulse Radiolocation. *Conf. Proc. Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI–2019)*. Zaliznyi Port, Ukraine. May 21-25. 2019. P. 61–63

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O.M. постановка задачі, вибір методу числового розрахунку електромагнітних полів та аналізу відбитої хвилі, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V.A. проведення числового моделювання, попередня обробка часових залежностей з антени, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokorad D.V. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

28. Dumin O., Plakhtii V., Shyrokorad D., Prishchenko O., Pochanin G. UWB subsurface radiolocation for object location classification by artificial neural networks based on discrete tomography approach. *2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering, UKRCON 2019* – P. 182-187.

doi: [10.1109/UKRCON.2019.8879827](https://doi.org/10.1109/UKRCON.2019.8879827)

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція підходу методу дискретної томографії, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова моделі для числового розрахунку, формування тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

29. Plakhtii V., Dumin O., Prishchenko O., Shyrokorad D., Pochanin G. Influence of Noise Reduction on Object Location Classification by Artificial Neural Networks for UWB Subsurface Radiolocation. *2019 XXIVth International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. Lviv, Ukraine. 2019. 3. 64–68ю doi: [10.1109/DIPED.2019.8882590](https://doi.org/10.1109/DIPED.2019.8882590).

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. проведення огляду попередніх досліджень, вибір наявних методів зменшення шуму в сигналах з георадару, написання програмного забезпечення для обраних методів, формування тренувального набору для

штучної нейронної мережі, тестування штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

30. Dumin O., Plakhtii V., Prishchenko O., Shyrokorad D. Signal Processing in UWB Subsurface Radiolocation by Artificial Neural Networks. *2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*. Kyiv, Ukraine. 2019. P. 383–386. doi: [10.1109/PICST47496.2019.9061427](https://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061427)

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова моделі для числового розрахунку, формування тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

31. Dumin O., Plakhtii V., Pryshchenko O., Pochanin G. Comparison of ANN and Cross-Correlation Approaches for Ultra Short Pulse Subsurface Survey. in *15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET – 2020)*. Feb. 2020. <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235459>.

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків, побудова графіків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. аналіз попередніх досліджень, написання програмного забезпечення для порівняння роботи штучної нейронної мережі та кореляційного методу, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Poshanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	28
ВСТУП	29
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД.....	35
РОЗДІЛ 2. ПОШИРЕННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЕЛЕКТРОМАГНІТНИХ ХВИЛЬ ЧЕРЕЗ ГРАНИЦЮ РОЗДІЛУ ДВОХ СЕРЕДОВИЩ.	43
2.1. Загальний вид розв’язку для нестационарного електромагнітного поля на границі двох середовищ.....	43
2.1.1 Постановка задачі.....	43
2.1.2 Представлення нестационарних полів	45
2.2. Зшивання полів на границі	51
2.3. Декомпозиція хвилі, що падає	55
2.4. Енергетичні перетворення хвиль при радарному дослідженні	56
2.5. Знаходження розв’язку	59
2.6. Висновки до розділу 2.....	61
РОЗДІЛ 3. ПОЄДНАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА МЕТОДУ ДИСКРЕТНОЇ ТОМОГРАФІЇ ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ПІДПОВЕРХНЕВИХ ОБ’ЄКТІВ ІМПУЛЬСНИМИ ЕЛЕКТРОМАГНІТНИМИ ХВИЛЯМИ	62
3.1. Порівняння результатів розпізнавання підповерхневого об’єкту штучними нейронними мережами та кореляційним методом	63
3.1.1 Постановка задачі.....	63
3.1.2 Підбір оптимальної структури ШНМ	64
3.1.3 Метод взаємної кореляції та його порівняння із ШНМ	68
3.2. Сутність методу дискретної томографії та його поєднання зі штучними нейронними мережами	74
3.2.1 Постановка задачі.....	74
3.2.2 Розв’язання прямої задачі	76
3.2.3 Нова структура ШНМ.....	77
3.2.4 Розпізнавання положення об’єкта	80
3.3. Вплив кроку сканування на результати розпізнавання	81
3.3.1 Постановка задачі.....	81

	26
3.3.2	Вплив масштабування задачі 83
3.3.3	Числові результати..... 88
3.4.	Вибір часового вікна в задачах обробки даних імпульсного радару ... 96
3.4.1	Постановка задачі..... 96
3.4.2	Особливості вибору часового вікна 97
3.4.3	Числові результати..... 101
3.5.	Стійкість розпізнавання підповерхневих об'єктів до шумів 110
3.5.1	Постановка задачі..... 110
3.5.2	Алгоритм сіткового пошуку 116
3.5.3	Результати сіткового пошуку..... 121
3.6.	Висновки до розділу 3..... 128
РОЗДІЛ 4. РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ ПРОТИПІХОТНИХ МІН ЗА ДОПОМОГОЮ НАДШИРОКОСМУГОВОГО ІМПУЛЬСНОГО РАДАРУ	
 130
4.1.	Розпізнавання і класифікація металевих мін в однорідному середовищі 130
4.1.1	Постановка задачі..... 130
4.1.2	Обробка сигналів перед навчанням ШНМ..... 131
4.1.3	Досліджувані об'єкти 133
4.1.4	Моделювання та результати розпізнавання 135
4.2.	Розпізнавання діелектричної протипіхотної міни в однорідному середовищі 143
4.2.1	Постановки задачі 143
4.2.2	Досліджуваний простір 144
4.2.3	Результати моделювання..... 145
4.3.	Вплив неоднорідностей ґрунту на розпізнавання підповерхневих об'єктів 153
4.3.1	Постановка задачі..... 153
4.3.2	Моделювання неоднорідного ґрунту 154
4.3.3	Результати застосування нейронної мережі без донавчання на неоднорідній моделі ґрунту 158
4.3.4	Результати застосування нейронної мережі з навчанням на неоднорідній моделі ґрунту 165

4.4. Колективний штучний інтелект в задачах обробки даних радарних досліджень	178
4.4.1 Постановка задачі.....	178
4.4.2 Архітектура алгоритму	178
4.4.3 Результати моделювання.....	180
4.5. Висновки до розділу 4.....	193
ПІДСУМКИ	195
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	199
-ДОДАТОК А СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ	212

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

НШС – надширокосмуговий сигнал

ССШ – співвідношення «сигнал-шум»

ШНМ – штучна нейронна мережа

FDTD – метод скінченних різниць у часовому просторі

МДТ – метод дискретної томографії

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження

Імпульсні електромагнітні хвилі знаходять все більше застосувань у сучасній радіофізиці. Наприклад, для виявлення та розпізнавання підповерхневих предметів застосовують підхід, в основі якого лежить опромінення ділянки земної поверхні над досліджуваним об'єктом імпульсними надширокосмуговими хвилями та приймання відбитих полів [1]. Отримана зміна часової форми амплітуди хвилі несе в собі інформацію про електрофізичні властивості шару ґрунту та про сам досліджуваний об'єкт [2]. Використання імпульсів наносекундної тривалості дозволяє проникнути на більші глибини, ніж при використанні радіоімпульсу, аналізувати стан дорожнього покриття, виявляти повільно рухомі об'єкти, включаючи людей, прихованих за стінами [3]. Також сучасні тенденції розвитку систем розмінування спрямовані на автоматизацію цього процесу, виключаючи людей для їхньої власної безпеки та на використання штучного інтелекту, нейронних мереж для поліпшення характеристик таких систем [4]. Застосування імпульсних хвиль та підходу штучного інтелекту приводить до підвищення загальної чутливості систем підповерхневого зондування. Завдяки такому підходу з'являється можливість швидкого отримання результату розпізнавання через малу кількість математичних операцій, які можна виконувати паралельно в шарах штучної нейронної мережі. Можливість використання штучних нейронних мереж різних типів та структур, які краще відповідають особливостям поставлених задач, дає змогу отримувати покращені результати розпізнавання.

Мета і задачі дослідження. *Метою* дисертаційної роботи є вивчення ключових фізичних процесів перетворення імпульсних надширокосмугових електромагнітних полів на межах розподілу матеріальних середовищ та прихованих об'єктах із складною структурою для надійного виявлення цих об'єктів по відбитому полю в умовах наявності шумових перешкод за допомогою підходів штучного інтелекту.

Для досягнення цієї мети необхідно розв'язати наступні задачі:

Випромінювання апертурної антени із заданим нестационарним струмом на поверхні, що розташована на границі розподілу двох середовищ.

Побудова нової штучної нейронної мережі на основі методу дискретної томографії для розпізнавання прихованих об'єктів по даним досліджень надширококуткового радару.

Дослідження впливу кроку сканування, вибору часового вікна та рівня адитивного шуму на результат розпізнавання прихованих об'єктів.

Аналіз якості розпізнавання деталізованих моделей протипіхотних мін, розташованих у неоднорідному середовищі, із застосуванням колективного штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження – випромінювання та поширення нестационарних електромагнітних полів в однорідному та неоднорідному матеріальному середовищі із метало-діелектричними об'єктами.

Предмет дослідження – просторові та часові перетворення нестационарних електромагнітних полів на границі двох середовищ, їх розсіяння на метало-діелектричних об'єктах.

Методи досліджень

У дисертації використані відомі, апробовані математичні та радіофізичні методи, числові методи сіткового типу, як метод скінченних різниць у часовому просторі (FDTD), метод функції Рімана, метод часткових областей. Аналітичний розв'язок задачі проходження нестационарної хвилі в матеріальне середовище отриманий методом еволюційних рівнянь. Виокремлення інформаційної складової з даних радарних досліджень проводилось глибокими штучними нейронними мережами та із застосуванням колективного штучного інтелекту. Електродинамічна задача розв'язувалась методом скінченних різниць у часовому просторі із використанням комерційного пакету CST Microwave Studio.

Наукова новизна отриманих результатів

З використанням граничних умов класичної електродинаміки вперше знайдено зв'язок між еволюційними коефіцієнтами з рівнянь Клейна-Гордона, що описують падаючу, пройдену і відбиту нестационарні хвилі у першому наближенні.

Вперше встановлено, що за наявності гаусового шуму у прийнятих сигналах, кінцеві результати розпізнавання позицій об'єкта штучними нейронними мережами мають перевагу перед методом взаємної кореляції при малих рівнях шуму, але при значній зашумленості ці два підходи не демонструють помітні переваги один перед одним, за виключенням того, що штучні нейронні мережі функціонують на порядки швидше, особливо за умови їхньої реалізації у вигляді спеціалізованої мікросхеми.

Вперше за допомогою методу дискретної томографії продемонстровано підсилення інформаційних складових, відбитих від прихованого об'єкту електромагнітних хвиль, у наближенні променевого подання цих хвиль із врахуванням їх часової форми, діелектричних параметрів ґрунту, процесів на границі повітря-ґрунт та використання декількох, розподілених над ґрунтом приймальних антен.

Вперше визначені оптимальні параметри системи на основі методу дискретної томографії: часове вікно, кількість приймальних антен, аугментація вхідних даних і частка попередньо оброблених вхідних сигналів, за наявності шумів високих рівнів у вхідних трактах приймачів антен.

Вперше було оцінено якість розпізнавання методу штучних нейронних мереж для задачі виявлення різних протипіхотних мін, таких як ПМН-1, ПМН-4 та ПФМ у неоднорідному середовищі при наявності білого шуму в прийнятих часових залежностях.

Вперше запропоновано новий підхід до визначення місцезнаходження прихованих об'єктів у ґрунті за допомогою колективного штучного інтелекту, що одночасно обробляє одні і ті ж часові залежності, отримані надширокосмуговим георадаром.

Практичне значення отриманих результатів

Встановлений зв'язок між невідомими коефіцієнтами з рівнянь Клейна-Гордона, які описують проходження нестационарних хвиль у середовище, демонструє можливість концентрації енергії електромагнітної хвилі у ґрунті, подібно до явища “електромагнітного снаряду”, з метою збільшення енергії відбитої від прихованого об'єкту хвилі та, відповідно, покращення його розпізнавання.

Аналіз розпізнавання прихованих об'єктів штучними нейронними мережами та кореляційним підходом дозволяє суттєво покращити їх виявлення за умови їхнього одночасного застосування.

Застосування методу дискретної томографії для отримання додаткового набору вхідних даних для штучної нейронної мережі за рахунок використання особливостей фізичних процесів при поширенні імпульсних хвиль у ґрунті зменшує обсяг необхідних обчислювальних ресурсів без втрати точності розпізнавання прихованих об'єктів, що є корисним для нових радарів, здатних в реальному часі виявляти приховані небезпечні об'єкти.

Проведені дослідження з використання штучних нейронних мереж для виявлення протипіхотних мін, в тому числі в неоднорідному середовищі, дозволяє створити нові унікальні системи розмінування, спроможні виявляти приховані вибухові пристрої, що практично не мають у складі металевих частин.

Запропонований новий підхід до визначення місцезнаходження прихованих об'єктів у ґрунті за допомогою колективного штучного інтелекту з даних, отриманих надширокосмуговим георадаром, дозволяє підвищити не тільки точність місця розташування об'єкту, але і якість його розпізнавання, що має практичне значення для геологічних досліджень, будівництва та військових застосувань.

Особистий внесок здобувача полягає у проведенні моделювання опромінення досліджуваної структури електромагнітним полем для отримання

часових залежностей, побудові 3D моделей протипіхотних мін, проведенні тренування і тестування штучних нейронних мереж, побудові і аналізі графіків, написанні тексту статей, обговоренні результатів досліджень та висновків

Апробація результатів дисертації. Представлені в роботі результати доповідалися на 9 міжнародних і національних конференціях, основні з яких наступні:

1. 2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW), Kharkiv, Ukraine, September 21 – 25;

2. 2020 IEEE XXVth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED), Tbilisi, Georgia, 2020, September 15-18;

3. 2021 IEEE 3rd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), Ukraine, 2021, August 26 – 28;

4. 2021 IEEE 26th International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED), 2021, September 08-10;

5. 11th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR), Valletta, Malta, 2021, December 01-04;

6. 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2022, Lviv, Ukraine, 2022, February, 22-26;

7. 2022 IEEE 2nd Ukrainian Microwave Week, (UkrMW-2022), 2022, November 14-18;

8. XXXVth URSI General Assembly and Scientific Symposium (URSI GASS). Sapporo, Hokkaido, Japan, 2023, August 19-26;

9. 2023 IEEE 6th International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo), Kyiv, Ukraine, 2023, November 13 – 18;

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами і темами.

У дисертації наведено результати досліджень, виконаних автором з його науковим керівником протягом 2017–2022 рр. відповідно до науково-дослідних робіт кафедри фізичної і біомедичної електроніки та комплексних інформаційних технологій Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Основними з них є такі.

1. Імпульсні та синусоїдальні поля у нелінійних і шаруватих електродинамічних структурах та наносистемах як перетворювачах полів і моделей елементів спінтроники (2017-2019 рр.), номер державної реєстрації: 0117U004851 (молодший науковий співробітник)

2. Електромагнітні поля імпульсних джерел та наноосциляторів в однорідних, шаруватих та нелінійних середовищах (2020-2022 рр.), номер держреєстрації 0120U102309 (молодший науковий співробітник)

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу, 4 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та одного додатку. Обсяг загального тексту дисертації складає 224 сторінки, з них основного тексту 170 сторінки. Робота ілюстрована 1 таблицею та 96 рисунками. Список використаних джерел містить 108 найменувань.

Автор дисертаційної роботи висловлює подяку всім співавторам робіт, на основі яких підготовлено дисертаційну роботу.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

Надширокосмугові сигнали являють собою революційну технологію з потенціалом трансформувати інформаційні сфери життя людства, починаючи від телекомунікацій і закінчуючи зондувальними радарми. Розвиток НШС технологій бере свій початок у ранніх дослідженнях в області електромагнітної теорії разом із її практичними застосуваннями. Базис НШС технології можна віднайти в роботах гігантів у сфері електромагнетизму, таких як Генріх Герц, який заклав її основу своїми експериментами з радіохвилями ще наприкінці 19-го століття, використовуючи іскровий випромінювач, який по своїй природі базувався на надширокосмугових електромагнітних хвилях [5]. Одним із ключових моментів в історії НШС технології стало формулювання концепції відеоімпульсних систем професором Хармутом у 1960-х роках [6]. Ця концепція революціонізувала передачу сигналів за допомогою надзвичайно коротких імпульсів, що дозволяє досягати високих швидкостей передачі даних, використовуючи широкий спектр частот.

Подальший розвиток надширокосмугових технологій був пов'язаний зі створенням стробоскопічного осцилографу, удосконаленням методів генерації та детектування імпульсів у радіолокації, а також з підвищенням стабільності та точності сигналів. Зокрема, важливим кроком стало впровадження твердотілих технологій, що дозволило створювати компактніші та енергоефективніші пристрої [7]. В подальшому, почали з'являтися перші комерційні застосування НШС технологій у сфері бездротових комунікацій та системах безпеки [8].

Сьогодні надширокосмугові сигнали використовуються у багатьох сучасних технологіях. Наприклад, вони знайшли своє застосування у медичних системах для безконтактного моніторингу життєвих показників [9], в автомобільній промисловості для розробки передових систем допомоги водієві [10], а також у розвідці та пошуково-рятувальних операціях завдяки своїй здатності проникати через різні матеріали і виявляти об'єкти, що знаходяться поза видимістю [11]. Поряд з цим, НШС технології відіграють ключову роль у розробці

високошвидкісних мереж передачі даних, зокрема майбутніх стандартів зв'язку [12].

Технологічні досягнення у сфері НШС сигналів відкривають нові можливості для досліджень та практичного застосування. Інженери та науковці продовжують працювати над покращенням характеристик НШС систем, розробляючи нові алгоритми обробки сигналів, а також вдосконалюючи апаратні компоненти [13]. Завдяки таким зусиллям, надширокосмугові сигнали мають всі шанси стати основою для подальших інновацій у багатьох галузях науки і техніки.

Особливої уваги заслуговує застосування НШС технології у георадарах. Підповерхневе зондування є технологією, що використовує надкороткі електромагнітні імпульси і призначена для дослідження неглибоких підповерхневих шарів землі, будівельних матеріалів, доріг та мостів [14]. За останні тридцять років георадари значно розвинулись, дозволяючи проводити детальні дослідження підповерхневих структур. Основні принципи його роботи добре описані в книзі Д. Даніелса [15]. Новітні підходи дозволяють отримати тривимірне відображення підземного простору та забезпечує точні оцінки глибини залягання підповерхневих об'єктів. За сприятливих умов георадар може надавати точну інформацію щодо природи прихованих об'єктів.

Принцип роботи георадару можна описати наступним чином: електромагнітна хвиля випромінюється з передавальної антени, проходить через матеріал зі швидкістю, що визначається переважно його діелектричною проникністю [15]. Хвиля поширюється та рухається вниз, поки не натрапить на об'єкт, що має інші електричні властивості, ніж навколишнє середовище, розсіюється від об'єкта [16] і досягає приймальної антени радару. Процеси дифракції добре описані в [17]. Частина енергії хвилі відбивається назад на поверхню, дифрагує, а інша частина продовжує рухатися вниз. Відбита хвиля фіксується приймальною антеною та зберігається на цифровому пристрої для подальшої обробки.

Треба зауважити, що приймальна і передавальна антена, як перетворювачі імпульсного струму в поле і, відповідно, навпаки, функціонують у присутності середовища із сильним втратами [15]. Принцип взаємності стверджує, що передавальні та приймальні антени є взаємозамінними, і ця теорія справедлива для антен, що передають і приймають сигнали в повітрі, далеко над поверхнею землі. На практиці передавальні та приймальні антени не є строго взаємозамінними, коли розташовані на землі або на поверхні матеріалу з втратами, через ефекти загасання в землі поблизу передавальної антени.

Особливо перспективною сферою застосування георадару є виявлення протипіхотних мін. Протипіхотні міни, що залишаються в зоні конфліктів, становлять серйозну загрозу для цивільного населення та військових. Застосування георадарів на основі НШС сигналів дозволяє значно підвищити ефективність виявлення цих небезпечних об'єктів завдяки високій точності та детальності отриманих даних [18]. Один із ключових аспектів георадару - це здатність виявляти міни, виготовлені з різних матеріалів, включаючи пластик, який важко виявити за допомогою традиційних металошукачів [19]. НШС електромагнітні хвилі, що використовуються в георадарах, можуть ефективно проникати крізь різні матеріали, включаючи ґрунт, пісок та інші природні покриття, що робить цю технологію ефективною в різних умовах [20].

Технологія георадарів також має важливу перевагу в мобільності. Сучасні георадарні системи можуть бути встановлені на різні платформи, включаючи ручні пристрої, транспортні засоби та навіть дрони [21]. Це дозволяє здійснювати швидке та ефективне обстеження великих територій, що є критично важливим у зонах конфліктів та постконфліктних регіонах. Застосування таких радарів для виявлення протипіхотних мін вже демонструє значні результати у різних частинах світу. Наприклад, в країнах, що постраждали від воєн, ця технологія допомагає забезпечити повернення людей до своїх домівок, відновлення інфраструктури та розвиток економіки [22].

Таким чином, підповерхневе зондування є потужним інструментом у боротьбі з загрозою, яку становлять протипіхотні міни. Завдяки своїм

унікальним властивостям, ця технологія гарантує високу точність визначення координат, ефективність та безпеку процесу розмінування, сприяючи створенню сприятливого середовища для проживання людей у всьому світі [22].

Для створення надширокосмугових георадарів [23], необхідно проводити моделювання його роботи. Зазвичай, задачі цього напрямку розв'язуються числовими методами. Найбільш відомим серед них є метод скінченних різниць у часовому просторі [24], [25]. Блок розпізнавання об'єктів може використовувати штучні нейронні мережі [26] та томографічний підхід [27]. Числові методи дають можливість досліджувати дифракцію електромагнітних хвиль у середовищі з різними типами неоднорідностей, докладно розглядаючи ефекти розсіювання радіохвиль [26] з урахуванням найменших особливостей складових.

Аналітичний підхід може дати нам більш загальну інформацію про фізичні процеси у середовищі, особливо, якщо розв'язується задача електродинаміки у часовому просторі. Такий метод менш розвинутий та більш складний, ніж числовий. Проте для найпростіших моделей аналітичний розв'язок було знайдено [29]. У якості основи, функція Хевісайда є найзручнішим способом представлення імпульсних нестационарних полів у часовому просторі.

Крім задач, що пов'язані з випромінюванням у вільний простір, метод еволюційних рівнянь використовується для розв'язання хвилеводних задач [30], які можуть бути ускладнені наявністю в них неоднорідностей [31] або діелектрика [31], чи, наприклад, резонаторних задач [32] та [33].

Штучні нейронні мережі (ШНМ) були винайдені для вирішення складних багатовимірних задач, де відсутні прості залежності між вхідним та вихідним сигналом [37]. [38]. Прикладом таких задач є аналіз відбитих полів від об'єктів, які за розмірами близькі до просторової тривалості опромінювального імпульсу [39]. Штучний інтелект успішно застосовується для визначення товщини повітряного шару [40] або товщини шару біологічної тканини [41]. Саме тому будемо вважати використання ШНМ дуже привабливими для вирішення складної задачі виявлення мін.

Як зазначалось, поєднання імпульсних хвиль та підходу глибокого навчання приводить до підвищення загальної чутливості систем підповерхневого зондування [39], але додаткові можливості може дати одночасне застосування методу взаємної кореляції та ШНМ, що представлено в [40] для підходу у частотній області. Взаємна кореляція є класичним методом обробки сигналів для задач такого роду, що вмотивовано зазнав широкого застосування, тому варто провести його порівняння із підходом ШНМ, визначити переваги, недоліки та особливості цих двох методів.

Окрім методу взаємної кореляції, цікавим є поєднання методу ШНМ та методу дискретної томографії. Метод ШНМ показав гарні результати розпізнавання об'єктів у багатьох дослідженнях [52]–[59]. Поєднання георадара та ШНМ успішно використовується навіть для визначення неметалевих об'єктів [60]. Хоча дискретна томографія більш широко використовується в медицині та біології [61], і її принцип може бути застосований для даної задачі підповерхневого зондування. Ідея полягає в застосуванні представлення простору спостереження, як набору дискретних точок, та застосуванням до нього променевого підходу. Поєднання часових залежностей електричного поля з даними дискретної томографії може покращити результати розпізнавання ШНМ [62].

Слід зазначити, що розташування та орієнтація прихованих об'єктів у середовищі сильно впливає на якість їх розпізнавання. Автори роботи [63] моделювали металеві й діелектричні об'єкти, а також проаналізували, як їх розташування впливає на якість розпізнавання. У роботі [64] проводиться виявлення та розпізнавання прихованих вибухонебезпечних об'єктів за допомогою георадара спільно зі штучною нейронною мережею. В експерименті, автори показали результати розпізнавання великого числа об'єктів, що свідчить про актуальність і перспективність такого підходу, що використовується в даній дисертаційній роботі.

Важливим при дослідженні об'єктів за допомогою штучних нейронних мереж є формування навчального набору даних, що містить набір практично усіх

можливих ситуацій, який і забезпечує високу ефективність системи розпізнавання. Для підвищення якості роботи нейронної мережі шляхом розширення тренувальних даних, до яких додається гаусовий шум. Він імітує наявність перешкод, неоднорідностей, випадкових включень. В роботі [68] показано, що вплив відбиття від зовнішніх об'єктів і випромінювання від базових станцій мереж мобільного зв'язку значно сильніші за потужністю порівняно з розсіяним полем від досліджуваного об'єкту. Стверджується, що додавання гаусового шуму до тренувальних даних адаптує [69] нейронну мережу до ігнорування перешкод.

Додаткова складність, що виникає в процесі розпізнавання об'єктів, прихованих у ґрунті, – це його вологість [81]. У частотному діапазоні, що відповідає наносекундній тривалості імпульсу, вода сильно підвищує діелектричну проникність ґрунту. Це значно перешкоджає більш глибокому проникненню хвиль у землю та прийому відбитого електромагнітного поля від об'єктів навіть на незначній глибині. У роботі [82] наведено експериментальні результати вимірювань діелектричної проникності ґрунту в процесі зволоження та висихання цього середовища. Отримані результати свідчать про складний характер залежності діелектричної проникності ґрунту від вологості, що треба враховувати в радарних дослідженнях.

Числове моделювання радарних досліджень, яке найчастіше виконується методом FDTD в часовому просторі, з поступовим ускладненням фізичної задачі, допомагає зрозуміти процеси, що відбуваються під час сканування підземного середовища з прихованим об'єктом. Перші наближення задачі підповерхневого зондування включають лише систему передачі та прийому георадару, однорідне середовище та сам об'єкт [83]. Проте, необхідною опцією є також можливість розпізнавання не тільки металевих предметів, а й діелектричних, параметри яких мало відрізняються від навколишнього середовища. Однак ці проблеми, все одно, дуже ідеалізовані порівняно з реальними експериментальними умовами. Тому наступним наближенням є використання різних моделей неоднорідних

середовищ. У роботах [85, 86, 87, 88] запропоновано різні підходи до моделювання задач з неоднорідним середовищем. Всі вони показують, що за наявності неоднорідностей, розпізнавання прихованого об'єкта значно ускладнюється. Для виявлення як металевих, так і діелектричних об'єктів в неоднорідному середовищі застосовуються різні методи. Наприклад, у роботі [89] в певних діапазонах матеріальних параметрів і розмірів однорідного середовища додаються різні включення [90]. Наведені в цих роботах моделювання демонструють необхідність врахування їх впливу для розробки високоточних георадарних систем. Наприклад, існує підхід, який дозволяє розпізнавати об'єкт за наявності сильних відбиттів від неоднорідностей середовища, це - метод міграції Столта, який допомагає отримати більш сфокусоване зображення прихованого об'єкта та відновлює його форму за певних умов. Однак роздільна здатність відтвореного зображення сильно залежить від багатьох факторів. Одним з них є значення втрат у середовищі. Чим більше втрати, тим нижче роздільна здатність [91-92].

Коли йде мова про модельні середовища, що наближені до звичайних ґрунтів, то також важливо врахувати їхню шарувату структуру. Наприклад, в роботі [93] розглянуто вплив горизонтальної стратифікації та неоднорідності середовища на точність відновлення даних. Також важливо відмітити інші ефективні методи в задачах підповерхневого зондування, такі як узагальнений метод Хаффа [94] та його вдосконалені версії, більш націлені на радарні задачі [95].

Щоб проводити ефективне розпізнавання підповерхневих об'єктів, важливо зробити правильний вибір структури нейронної мережі. Вважається, що рекурентні нейронні мережі (RNN) та мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) [100] короткостроково-довгостроковою є оптимальним вибором для роботи з часовими залежностями, що неодноразово було продемонстровано на практиці [101], у тому числі в поєднанні з надширокосмуговою технологією [102]. Особливий інтерес викликає використання ансамблів нейронних мереж [103], оскільки вони значно покращують розпізнавання порівняно з результатом

однієї мережі. Таке колективне голосування за відповідь вже зарекомендувало себе як перспективний підхід до задач виявлення прихованих об'єктів [104], розпізнавання середовищ [105], обробки рентгенівських зображень [106], прогнозування фінансових часових рядів [107] та задачі нечіткої кластеризації [108].

Наведена інформація в цих літературних джерелах допоможе нам врахувати досвід попередніх дослідників в сфері використання імпульсних підповерхневих радарів і вибрати ефективні методи вирішення поставлених задач.

РОЗДІЛ 2. ПОШИРЕННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЕЛЕКТРОМАГНІТНИХ ХВИЛЬ ЧЕРЕЗ ГРАНИЦЮ РОЗДІЛУ ДВОХ СЕРЕДОВИЩ.

Даний розділ присвячений дослідженню фізичного процесу проходження нестационарної електромагнітної хвилі, створеної апертурним випромінювачем із заданим струмом, через границю розподілу двох середовищ. Така постановка задачі є гарним наближенням до реального процесу опромінення ґрунту надширокосмуговим радаром з метою виявлення прихованих у ньому об'єктів. Задача розв'язується аналітично у часовому просторі за допомогою методу еволюційних рівнянь. Саме часовий простір і нестационарні хвилі дозволяють більш ясно і просто дослідити фізичні процеси перетворень електромагнітних хвиль.

Результати цього розділу опубліковано в роботі автора [1], і додатково висвітлено в роботах [16], [23], [24].

2.1. Загальний вид розв'язку для нестационарного електромагнітного поля на границі двох середовищ

2.1.1 Постановка задачі

Нехай на границю розподілу повітря-середовище падає електромагнітну ТЕ-хвилю у вільному просторі, що породжена апертурою із заданим розподілом нестационарного струму. Така постановка задачі є характерною для радарних задач. Якщо апертура є круглою, то природньо використати циліндричну систему координат. Для такого випадку можемо скористатися еволюційним підходом, запропонованим О.А. Третьяковим, який зводить розв'язання рівнянь Максвелла до системи еволюційних рівнянь [28]. В кінцевому підсумку електромагнітні поля у вільному необмеженому напівпросторі як в повітрі, так і в середовищі набувають такого вигляду [29]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \vec{E}(\rho, \varphi, z, t) = \frac{1}{\varepsilon_0} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} d\chi V_m^h [\nabla \psi_m \times \vec{z}_0]; \\ \vec{H}(\rho, \varphi, z, t) = \frac{1}{\mu_0} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} d\chi I_m^h \nabla \psi_m; \\ E_z(\rho, \varphi, z, t) = 0; \\ H_z(\rho, \varphi, z, t) = \frac{1}{\mu_0} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} d\chi \chi^2 h_m^h \psi_m. \end{array} \right. \quad (2.1)$$

Використовуємо традиційні позначки: $\varepsilon_0 \approx 8,85 \cdot 10^{-12} \frac{\Phi}{\text{м}}$, $\mu_0 \approx 1,25 \cdot 10^{-12} \frac{\text{А}}{\text{м}}$ – для констант вільного простору; V_m^h, I_m^h – функції часу і поздовжньої координати, а саме еволюційні коефіцієнти електричної та магнітної компонент відповідно; h_m^h – пов'язана з ними функція, що є розв'язком рівняння Клейна-Гордона [34]

$$\left(\frac{1}{c^2} \frac{\partial^2}{\partial t^2} - \frac{\partial^2}{\partial z^2} + \chi^2 \right) h_m^h(z, t) = \sqrt{\mu_0} j_m(z, t); \quad (2.2)$$

$$j_{m_i}(z, t, \chi_i) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} d\varphi \int_0^{\infty} \rho d\rho \vec{j}_0 [\nabla \psi_{m_i}^* \times \vec{z}_0],$$

після доповнення початковими та граничними умовами, та пов'язана з еволюційними коефіцієнтами співвідношеннями

$$I_m^h = \frac{\partial h_m^h}{\partial z}; \quad V_m^h = -\frac{1}{c} \frac{\partial h_m^h}{\partial t}. \quad (2.3)$$

Функція ψ_m , що відповідає за розподіл поля у поперечній площині і складається в нашому випадку з функції Бесселя m -го порядку та експоненційної

функції, яка забезпечує природню періодичність за азимутальним кутом, називається, по аналогії з розділом фізики звукових хвиль, мембранною:

$$\psi_m(\rho, \varphi, \chi) = \frac{J_m(\chi\rho)}{\sqrt{\chi}} e^{im\varphi}.$$

2.1.2 Представлення нестационарних полів

На Рис. 2.1 представлений загальний вигляд мембранної функції для вісесиметричного випадку в залежності від радіальної координати та спектрального параметру. Так як спектральний параметр змінюється від нуля до нескінченності, важливо знати умовні межі, за яких можна нехтувати складовими, що відповідають великим значенням цього спектрального параметру. З Рис. 2.1 видно, що мембранна функція в цілому дещо швидше затухає при великих значеннях спектрального параметру ніж при великих значеннях радіальної координати.

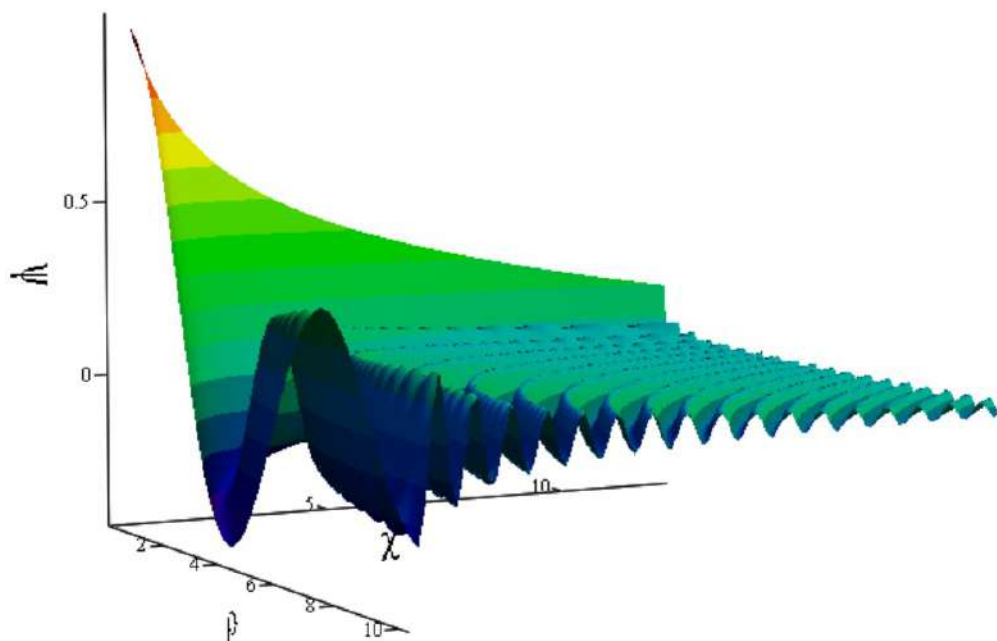


Рис. 2.1. Загальний вигляд мембранної функції ψ_m для вісесиметричного випадку ($m=0$) в залежності від χ та ρ

Якщо розподіл поля має варіації по азимутальному куту, то мембранні функції мають у складі функції Бесселя більш високих порядків. Загальний вигляд амплітудних значень, тобто без кутової залежності, для перших таких чотирьох функцій для фіксованої координати наведено на Рис. 2.2. Видно, що для таких, відносно невеликих значень радіальної координати затухання мембранної функції від спектрального параметру є повільним, що є незручним для числового розрахунку, беручи додатково до уваги осцилюючий характер цих залежностей. Але при збільшенні значення радіальної координати, як проілюстровано на Рис. 2.3, швидкість затухання дещо прискорюється при початкових значеннях спектрального параметру, але подальше збільшення точності числового розрахунку все одно буде ускладнено повільним спаданням цієї функції.

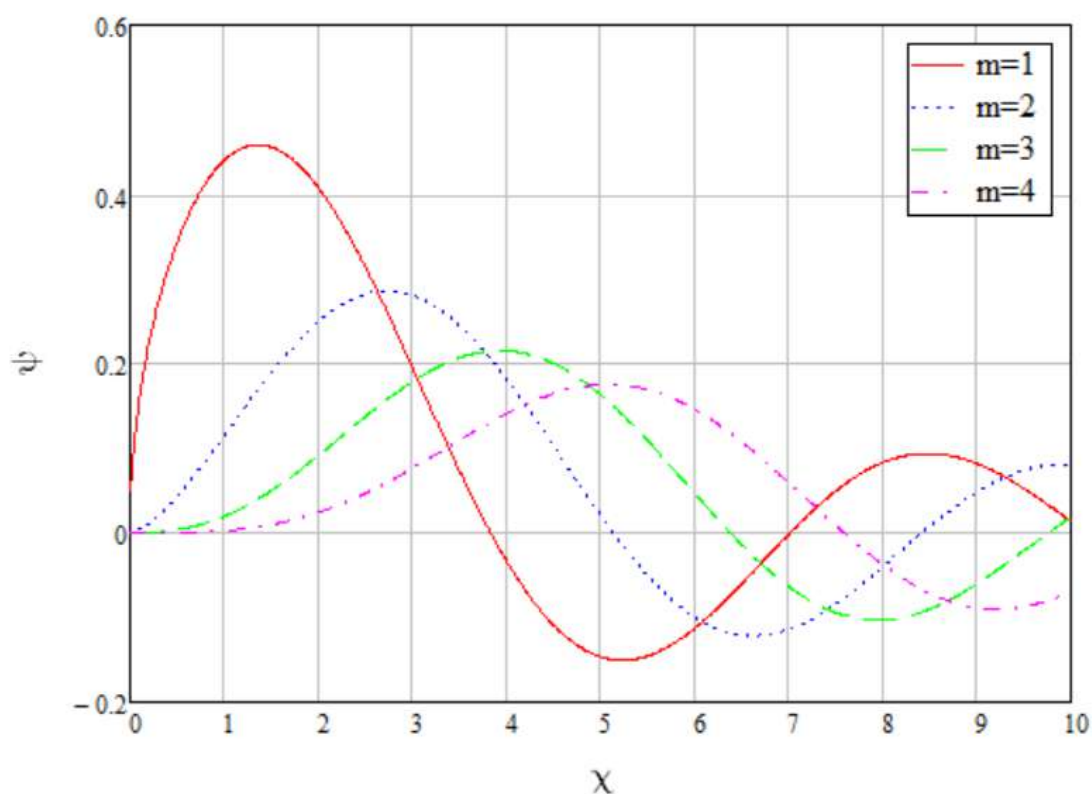


Рис. 2.2. Характерний вигляд мембранних функцій ψ_m більш високого порядку в залежності від χ для різних m та $\rho = 1$

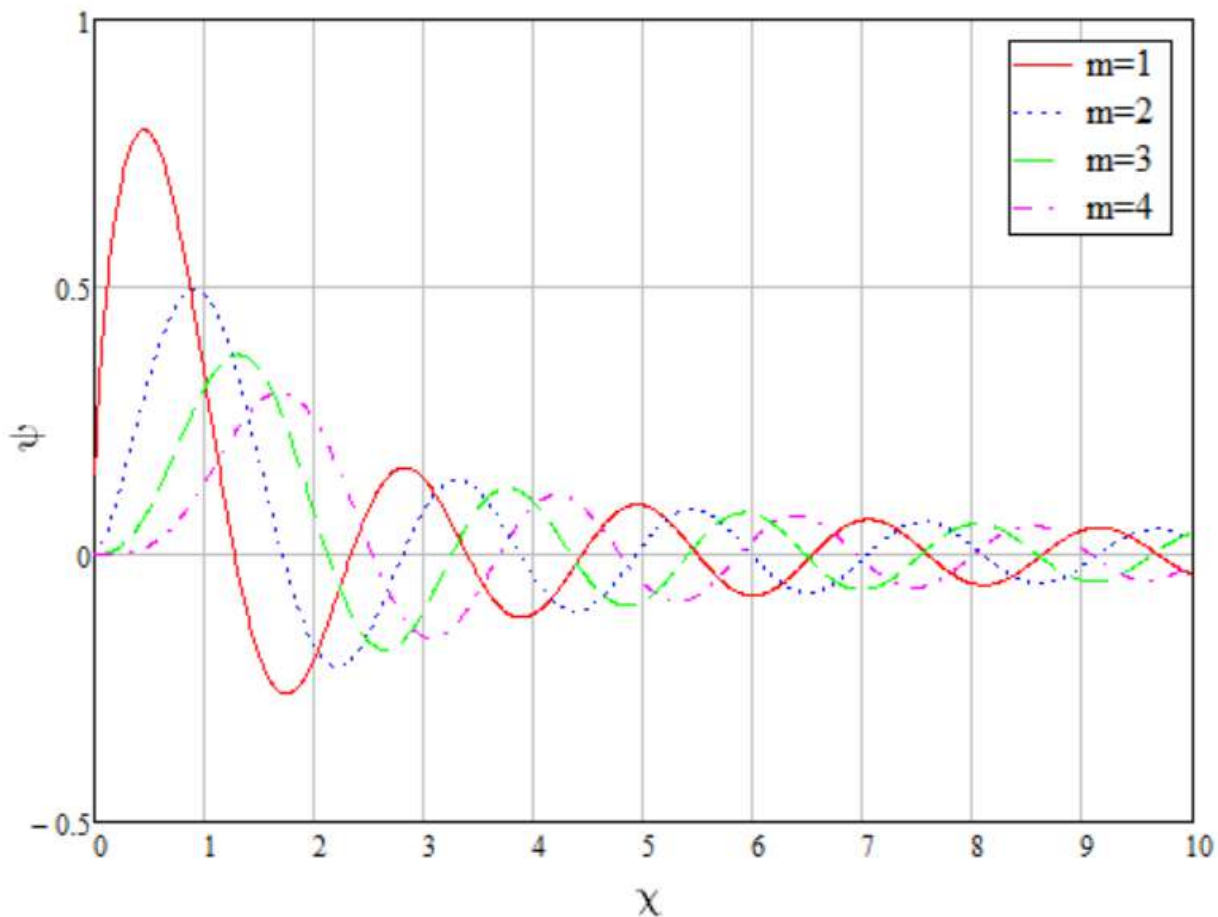


Рис. 2.3. Характерний вигляд мембранних функції ψ_m більш високого порядку в залежності від χ для різних m та $\rho = 3$

Для зручності у використанні формул випромінене на поверхню електромагнітне поле будемо позначати верхнім індексом «*inc*» (з англ. *incident* – падаючий). Складову, що проникла через границю двох середовищ позначимо як «*prop*» (з англ. *propagated* – той, що поширюється), а відбите від границі поле, що поширюється у протилежний бік від середовища позначимо як «*ref*» (з англ. *reflected* – відбитий). Отримання цих компонент поля можливе після розв’язання неоднорідного та однорідних рівнянь Клейна-Гордона. Розв’язок неоднорідного рівняння Клейна-Гордона за допомогою методу функції Рімана для падаючої хвилі зі ступінчастим збудженням по часу наведений в [35]. Варто зауважити, що цей модельний розв’язок має властивості “електромагнітного снаряду” і демонструє аномально високу концентрацію енергії хвилі в напрямку нормалі. Однорідні рівняння описують відбиту хвилю, та хвилю, що пройшла, і їх

розв'язки отримуються за допомогою методу розділення змінних після спеціальних замінь, одержаних за допомогою теорії груп [34]. В підсумку маємо [29]:

$$\left\{ \begin{array}{l} h_{m_i}^{inc}(\chi_i, z, t) = -A_0 \frac{i\sqrt{\mu_0 R}}{2} (\delta_{m_i,1} + \delta_{m_i,-1}) \frac{J_1(\chi_i R)}{\chi_i \sqrt{\chi_i}} \cdot \\ \cdot \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(\frac{ct-z}{ct+z} \right)^{\frac{2k_i+1}{2}} J_{1+2k_i}(\chi_i \sqrt{c^2 t^2 - z^2}); \\ I_{m_i}^{inc}(\chi_i, z, t) = A_0 \frac{i\sqrt{\mu_0 R}}{4} (\delta_{m_i,1} + \delta_{m_i,-1}) \frac{J_1(\chi_i R)}{\sqrt{\chi_i}} \cdot \\ \cdot \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(\left(\frac{ct-z}{ct+z} \right)^{k_i} J_{2k_i}(\chi_i \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) + \left(\frac{ct-z}{ct+z} \right)^{k_i+1} J_{2+2k_i}(\chi_i \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) \right); \\ V_{m_i}^{inc}(\chi_i, z, t) = A_0 \frac{i\sqrt{\mu_0 R}}{4} (\delta_{m_i,1} + \delta_{m_i,-1}) \frac{J_1(\chi_i R) J_0(\chi_i \sqrt{c^2 t^2 - z^2})}{\sqrt{\chi_i}}; \end{array} \right. \quad (2.4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} h_{m_r}^{ref}(\chi_r, z, t, \varepsilon) = \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{m_r,ref}(\chi_r, \varepsilon) \left(\frac{ct+z}{ct-z} \right)^{\frac{k_r}{2}} J_{k_r}(\chi_r \sqrt{c^2 t^2 - z^2}); \\ I_{m_r}^{ref}(\chi_r, z, t, \varepsilon) = \frac{\chi_r}{2} \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{m_r,ref}(\chi_r, \varepsilon) \cdot \\ \cdot \left(\left(\frac{ct+z}{ct-z} \right)^{\frac{k_r+1}{2}} J_{k_r+1}(\chi_r \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) + \right. \\ \left. + \left(\frac{ct+z}{ct-z} \right)^{\frac{k_r-1}{2}} J_{k_r-1}(\chi_r \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) \right); \\ V_{m_r}^{ref}(\chi_r, z, t, \varepsilon) = \frac{\chi_r}{2} \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{m_r,ref}(\chi_r, \varepsilon) \cdot \\ \cdot \left(\left(\frac{ct+z}{ct-z} \right)^{\frac{k_r+1}{2}} J_{k_r+1}(\chi_r \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) - \right. \\ \left. - \left(\frac{ct+z}{ct-z} \right)^{\frac{k_r-1}{2}} J_{k_r-1}(\chi_r \sqrt{c^2 t^2 - z^2}) \right); \end{array} \right. \quad (2.5)$$

$$\left\{ \begin{aligned}
h_{m_p}^{prop}(\chi_p, z, t, \varepsilon) &= \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} B_{k_p}^{m_p, prop}(\chi_p, \varepsilon) \left(\frac{vt-z}{vt+z} \right)^{\frac{k_p}{2}} J_{k_p} \left(\chi_p \sqrt{v^2 t^2 - z^2} \right); \\
I_{m_p}^{prop}(\chi_p, z, t, \varepsilon) &= -\frac{\chi_p}{2} \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} B_{k_p}^{m_p, prop}(\chi_p, \varepsilon) \cdot \\
&\cdot \left(\begin{aligned}
&\left(\frac{vt-z}{vt+z} \right)^{\frac{k_p+1}{2}} J_{k_p+1} \left(\chi_p \sqrt{v^2 t^2 - z^2} \right) + \\
&+ \left(\frac{vt-z}{vt+z} \right)^{\frac{k_p-1}{2}} J_{k_p-1} \left(\chi_p \sqrt{v^2 t^2 - z^2} \right)
\end{aligned} \right); \\
V_{m_p}^{prop}(\chi_p, z, t, \varepsilon) &= \frac{\chi_p}{2} \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} B_{k_p}^{m_p, prop}(\chi_p, \varepsilon) \cdot \\
&\left(\begin{aligned}
&\left(\frac{vt-z}{vt+z} \right)^{\frac{k_p+1}{2}} J_{k_p+1} \left(\chi_p \sqrt{v^2 t^2 - z^2} \right) - \\
&-\left(\frac{vt-z}{vt+z} \right)^{\frac{k_p-1}{2}} J_{k_p-1} \left(\chi_p \sqrt{v^2 t^2 - z^2} \right)
\end{aligned} \right);
\end{aligned} \right. \quad (2.6)$$

З виразів (2.6) видно, що у середовищі хвиля уповільнюється, тому що замість швидкості світла c фігурує швидкість плоскої хвилі в середовищі v . На Рис. 2.4 побудований амплітудний множник поперечної електричної компоненти падаючої хвилі в залежності від часу і спектрального параметру для фіксованої відстані спостереження. І хоча в першому наближенні при малому фіксованому спектральному параметру часова залежність нагадує функцію Бесселя нульового порядку, видно, що зі зростанням спектрального параметру цей амплітудний множник швидко спадає, за винятком початкового моменту часу.

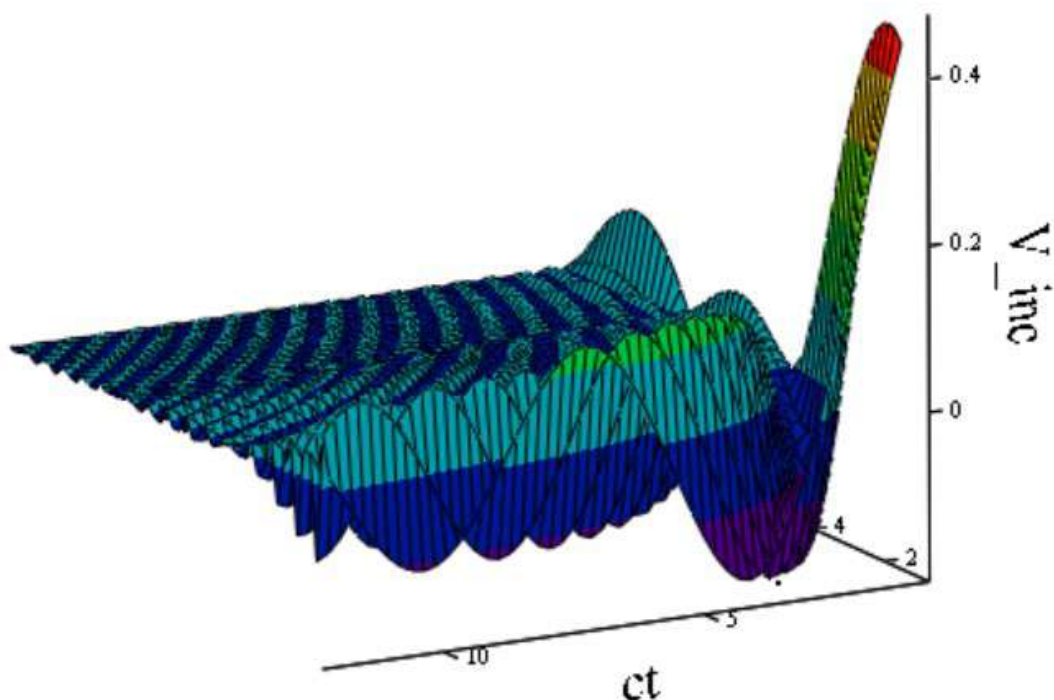


Рис. 2.4. Амплітуда поперечної електричної компоненти поля $V_{m_i}^{inc}$ в залежності від χ та ct , для $z = 1\text{ м}$

На Рис. 2.5 представлений амплітудний множник поперечної магнітної компоненти падаючої хвилі в залежності від часу і спектрального параметру для фіксованої відстані спостереження, коли враховуються в нескінченному ряді в (2.4) перші 5 членів. Особливість цієї компоненти полягає у тому, що вона повинна досягти постійного значення через те, що по апертурі після стрибкоподібного стрибка тече постійний струм, який і повинен породжувати статичне магнітне поле. Саме це ми і спостерігаємо при малих значеннях спектрального параметру. Єдине, що через обмеженість кількості перших складових нескінченного ряду, ми отримуємо певне зменшення амплітуди, яке усувається врахуванням усіх членів ряду. Як і в попередньому випадку, в цілому цей амплітудний множник гарно спадає зі зростанням спектрального параметру, за винятком малих значень часової змінної.

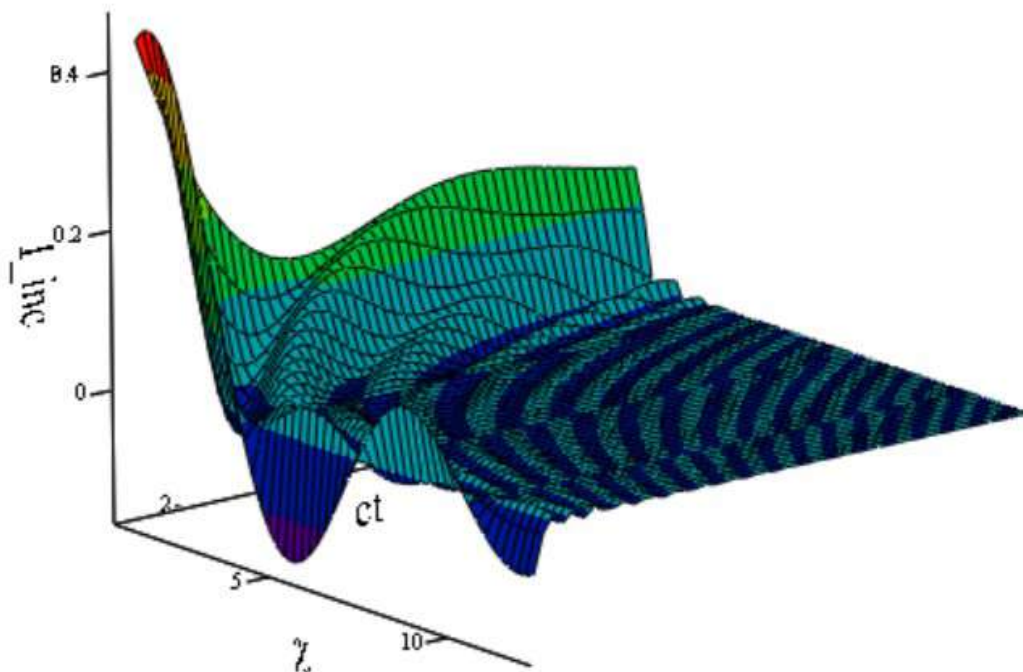


Рис. 2.5. Амплітуда поперечної магнітної компоненти поля $I_{m_i}^{inc}$ в залежності від χ та ct , для $z = 1$ м та максимального значення $k = 5$

Для розв'язання цієї задачі нам необхідно знайти коефіцієнти $B_{k_r}^{m_r,ref}(\chi_r, \varepsilon)$, $B_{k_p}^{m_p,prop}(\chi_p, \varepsilon)$ у виразах (2.5) і (2.6). Для цього потрібно записати стандартні умови для полів на границі двох середовищ. Якщо в класичній електродинаміці у частотному просторі в такому випадку розв'язки отримуються майже автоматично шляхом скорочення в усіх виразах гармонічної часової залежності усіх складових, то в нашому нестационарному випадку процес зшивання компонент полів ускладнюється.

2.2. Зшивання полів на границі

Запишемо граничні умови для тангенційних компонент електричного і магнітного полів у нашому випадку:

$$\begin{aligned}\vec{E}^{inc}(\rho, \varphi, t)|_{z=0} + \vec{E}^{ref}(\rho, \varphi, t)|_{z=0} &= \vec{E}^{prop}(\rho, \varphi, t)|_{z=0}; \\ \vec{H}^{inc}(\rho, \varphi, t)|_{z=0} + \vec{H}^{ref}(\rho, \varphi, t)|_{z=0} &= \vec{H}^{prop}(\rho, \varphi, t)|_{z=0}.\end{aligned}\quad (2.7)$$

Підставимо у вирази (2.7) розв'язки (2.4)-(2.6) в загальному вигляді, з яких вилучаємо залежності від поперечних координат завдяки ортогональності мембранних функцій [35] та [1]. В результаті можна одержати наступні зв'язки між еволюційними коефіцієнтами на границі середовища:

$$\begin{aligned}V_n^{inc}(\chi, t)|_{z=0} + V_n^{ref}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= V_n^{prop}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0}; \\ I_n^{inc}(\chi, t)|_{z=0} + I_n^{ref}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= I_n^{prop}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0}.\end{aligned}\quad (2.8)$$

Підставляємо сюди точні аналітичні вирази з (2.4)-(2.6) і отримуємо для електричних компонент

$$\begin{aligned}V_n^{inc}(\chi, t)|_{z=0} &= \frac{\chi}{2} B^{n,inc}(\chi) J_0(\chi ct); \\ V_n^{ref}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= \frac{\chi}{2} \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_r+1}(\chi ct) - J_{k_r-1}(\chi ct) \right); \\ V_n^{prop}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= \frac{\chi}{2} \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_p+1}(\chi vt) - J_{k_p-1}(\chi vt) \right).\end{aligned}\quad (2.9)$$

Аналогічним чином для магнітного поля маємо

$$\begin{aligned}I_n^{inc}(\chi, t)|_{z=0} &= \frac{\chi}{2} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\chi ct) + J_{2+2k_i}(\chi ct) \right); \\ I_n^{ref}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= \frac{\chi}{2} \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_r+1}(\chi ct) + J_{k_r-1}(\chi ct) \right); \\ I_n^{prop}(\chi, t, \varepsilon)|_{z=0} &= -\frac{\chi}{2} \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_p+1}(\chi vt) + J_{k_p-1}(\chi vt) \right).\end{aligned}\quad (2.10)$$

Для зручності ми приховали модовий розподіл полів у множник

$$B^{n,inc}(\chi) = A^{n,inc}(\chi) = A_0 \frac{i\sqrt{\mu_0}R J_1(\chi R)}{2 \chi\sqrt{\chi}} (\delta_{n,1} + \delta_{n,-1}). \quad (2.11)$$

Підставимо вирази з (2.9) у (2.8) для електричної компоненти поля:

$$\begin{aligned} B^{n,inc}(\chi)J_0(\chi ct) + \sum_{k_r=-\infty}^{\infty} B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) (J_{k_r+1}(\chi ct) - J_{k_r-1}(\chi ct)) = \\ = \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) (J_{k_p+1}(\chi vt) - J_{k_p-1}(\chi vt)) \end{aligned}$$

На жаль, отримуємо одночасно функції Бесселя з аргументом χct і з χvt . У такому вигляді зв'язати їх неможливо. Аналогічна операція для магнітної компоненти дає

$$\begin{aligned} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_i=0}^{\infty} (J_{2k_i}(\chi ct) + J_{2+2k_i}(\chi ct)) + \\ + \sum_{k_r=1}^{\infty} B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) (J_{k_r+1}(\chi ct) + J_{k_r-1}(\chi ct)) = \\ = - \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) (J_{k_p+1}(\chi vt) + J_{k_p-1}(\chi vt)). \end{aligned}$$

В цих виразах ми зіштовхнулися з аналогічною проблемою, подібна нескінченна сума може бути згорнута згідно [36], а саме, використаємо

$$\sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\tau) + J_{2+2k_i}(\tau) \right) = J_0(\tau) + 2 \sum_{k_i=0}^{\infty} J_{2+2k_i}(\tau) = 1. \quad (2.12)$$

У правій частині аргумент функцій Бесселя зник. Скористаємося цим і заодно перевіримо, як впливає кількість врахованих складових ряду (2.12) на точність наближення результату до ідеальної функції Хевісайда для позитивних аргументів. На Рис. 2.6 побудована залежність значення ряду (2.12) для різних значень аргументу та кількості врахованих членів цього ряду. Легко побачити, що цей ряд є гарним наближенням до ступінчастої функції Хевісайда приблизно до аргументів, значення яких досягають приблизно подвоєного значення кількості врахованих членів ряду. Треба зауважити, що на відміну від функції Хевісайда, цей ряд є симетричною функцією.

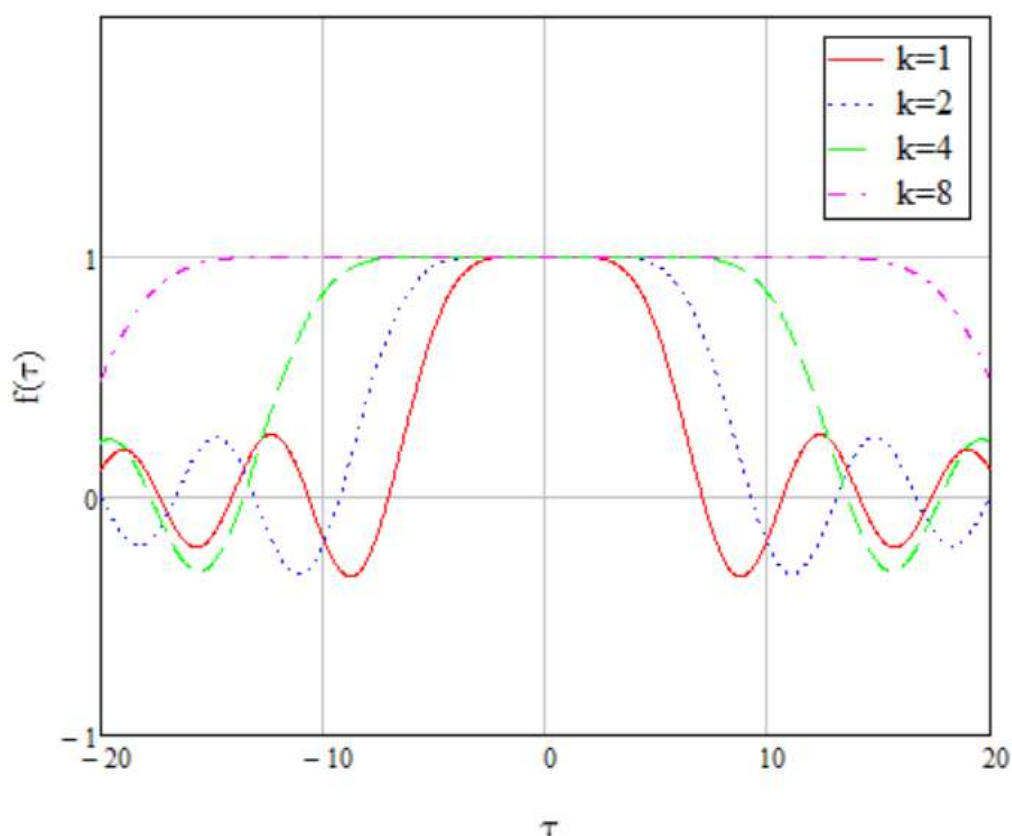


Рис. 2.6. Значення нескінченного ряду (2.12) від аргументу та для різної кількості врахованих членів цієї суми по k

2.3. Декомпозиція хвилі, що падає

Спробуємо подати коефіцієнт $A^{n,inc}$ як суму складових, що відповідальна за формування відбитої хвилі та хвилі, що пройшла. Природньо, що такий поділ буде різним, в залежності від діелектричної проникності середовища ε :

$$A^{n,inc}(\chi) = A^{n,inc(r)}(\chi, \varepsilon) + A^{n,inc(p)}(\chi, \varepsilon). \quad (2.13)$$

Очевидно, що коли ε дорівнює одиниці перший коефіцієнт в (2.13) є нульовим, а коли ε наближається до нескінченності, другий коефіцієнт в (2.13) буде нульовим. Це дає нам підставу переписати друге співвідношення з (2.8) у новому вигляді:

$$\begin{aligned} & A^{n,inc(r)}(\chi, \varepsilon) \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\chi ct) + J_{2+2k_i}(\chi ct) \right) + \\ & + A^{n,inc(p)}(\chi, \varepsilon) \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\chi vt) + J_{2+2k_i}(\chi vt) \right) + \\ & + \sum_{k_r=1}^{\infty} B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_r+1}(\chi ct) + J_{k_r-1}(\chi ct) \right) = \\ & = - \sum_{k_p=-\infty}^{\infty} B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) \left(J_{k_p+1}(\chi vt) + J_{k_p-1}(\chi vt) \right). \end{aligned}$$

Тепер у цих виразах ми вже можемо прирівняти коефіцієнти $A^{n,inc(r)}$, $B_{k_r}^{n,ref}$, $A^{n,inc(p)}$, $B_{k_p}^{n,prop}$ при функціях Бесселя з однаковим аргументом. Виходячи з вищезазначених очевидних фізичних міркувань «вгадаємо» залежності коефіцієнтів від діелектричної проникності наступним чином:

$$A^{n,inc(r)}(\chi, \varepsilon) = \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi); \quad A^{n,inc(p)}(\chi, \varepsilon) = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi). \quad (2.14)$$

Перш за все видно, що цей вибір задовольняє формулу (2.13).

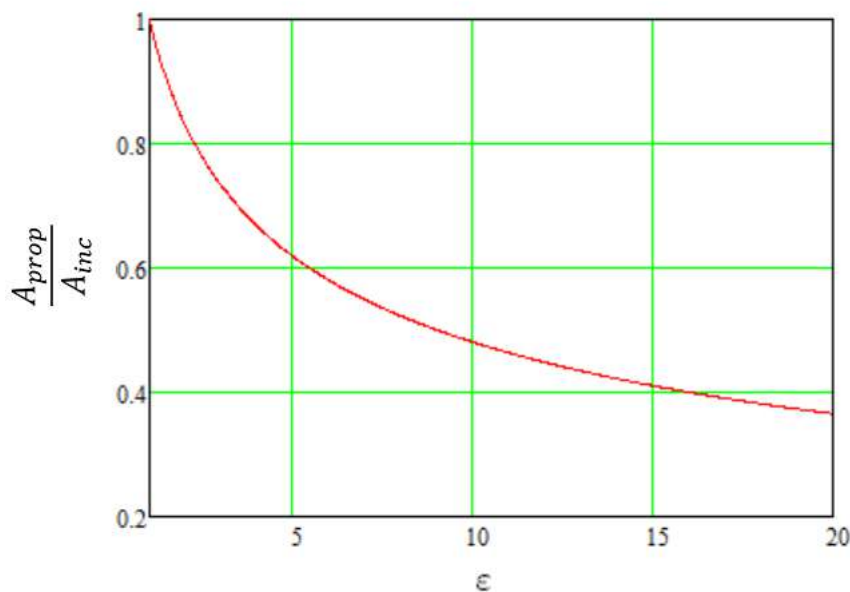


Рис. 2.7. Спадання амплітуди електричної компоненти від діелектричної проникності середовища ε

2.4. Енергетичні перетворення хвиль при радарному дослідженні

Запропонована постановка задачі є типовою для імпульсних радарних досліджень, а саме, над поверхнею ґрунту випромінюють електромагнітну хвилю наносекундної тривалості, вона проникає у середовище, відбивається від прихованих об'єктів чи неоднорідностей, знову проходить границю ґрунт-повітря і досягає приймальної антени радару. Становить інтерес, яка частка енергії випроміненої хвилі може повернутися до приймальної антени.

В кожні точці на границі розділу двох середовищ повинен виконуватися закон збереження енергії, потоки якої описуються векторами Пойнтінга

$$\vec{S}^{inc}(\mathbf{r}, 0, t) + \vec{S}^{ref}(\mathbf{r}, 0, t) = \vec{S}^{prop}(\mathbf{r}, 0, t).$$

Відразу зауважимо, що саме таке представлення дає більш правильну оцінку передачі енергії електромагнітної хвилі ніж залежність на Рис. 2.7, навіть якщо порахувати квадрат від зображеної залежності. Скористаємося визначенням вектора Пойнтінга:

$$[\vec{E}^{inc} \times \vec{H}^{inc*}] + [\vec{E}^{ref} \times \vec{H}^{ref*}] = [\vec{E}^{prop} \times \vec{H}^{prop*}]. \quad (2.14)$$

Беручи до уваги граничні умови (2.7) і (2.8), а також декомпозицію хвилі, що падає (2.14), запишемо ці граничні умови з урахуванням напрямку векторів в такому вигляді:

$$\vec{E}^{inc}|_{z=0} - \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} \vec{E}^{inc}|_{z=0} = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} \vec{E}^{prop}|_{z=0};$$

$$\vec{H}^{inc}|_{z=0} + \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} \vec{H}^{inc}|_{z=0} = \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon} + 1} \vec{H}^{inc}|_{z=0}.$$

У першому рівнянні можна всі складові поділити на $\vec{E}^{inc}|_{z=0}$, а в другому – відповідно на $\vec{H}^{inc}|_{z=0}$:

$$\begin{cases} 1 - \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1}; \\ 1 + \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} = \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon} + 1}. \end{cases}$$

Легко впевнитися, що ми отримали тотожності. Більш того, якщо ці представлення для полів підставити в (2.14) і скоротити на ті ж самі амплітудні множники, отримаємо ще одну тотожність

$$1 - \frac{(\sqrt{\varepsilon} - 1)^2}{(\sqrt{\varepsilon} + 1)^2} = \frac{4\sqrt{\varepsilon}}{(\sqrt{\varepsilon} + 1)^2},$$

яка до того ж ілюструє розподіл енергії хвилі, що падає, при її одиничному нормуванні, на дві частини: енергію хвилі, що пройшла (в правій частині рівності), та відбитої хвилі.

Розглянемо характерний випадок вологого ґрунту, $\varepsilon = 9$, і побачимо, що 75% відсотків випроміненої енергії проходить у речовину,:

$$\frac{4\sqrt{\varepsilon}}{(\sqrt{\varepsilon} + 1)^2} = \frac{4\sqrt{9}}{(\sqrt{9} + 1)^2} = \frac{12}{16} = \frac{3}{4} = 75\%.$$

Уявімо, що хвиля має властивості пучка, який вдалося в ґрунті повністю відбити, тоді на зворотньому шляху маємо такі граничні умови:

$$\vec{E}^{inc}|_{z=0} + \frac{\sqrt{\varepsilon}-1}{\sqrt{\varepsilon}+1} \vec{E}^{inc}|_{z=0} = \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon}+1} \vec{E}^{prop}|_{z=0};$$

$$\vec{H}^{inc}|_{z=0} - \frac{\sqrt{\varepsilon}-1}{\sqrt{\varepsilon}+1} \vec{H}^{inc}|_{z=0} = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon}+1} \vec{H}^{inc}|_{z=0}.$$

Звідси очікувано отримуємо аналогічні енергетичні співвідношення

$$1 - \frac{(\sqrt{\varepsilon}-1)^2}{(\sqrt{\varepsilon}+1)^2} = \frac{4\sqrt{\varepsilon}}{(\sqrt{\varepsilon}+1)^2}.$$

У підсумку можна оцінити максимальну частку енергії випроміненої хвилі, яка може повернутися назад до приймальної антени радару:

$$\frac{16\varepsilon}{(\sqrt{\varepsilon}+1)^4},$$

що для нашого попереднього прикладу вологого ґрунту, $\varepsilon = 9$, дає оцінку 56%. Приховані об'єкти не створені для ефективного відбиття хвиль, та й концентрація енергії хвилі не є високою, тому даний результат є якраз навпаки, негативним чинником, ілюстрацією сильного впливу випадкових предметів в

грунті та його неоднорідностей, які створюють сильні сторонні завади, що погіршують виявлення прихованих об'єктів.

2.5. Знаходження розв'язку

Розглянемо загальний випадок для діелектричної проникності середовища. Можна бачити, що для усіх граничних випадків справедливі отримані коефіцієнти

$$A^{n,inc(r)}(\chi, \varepsilon), A^{n,inc(p)}(\chi, \varepsilon), B_{k_r}^{n,ref}(\chi, \varepsilon), B_{k_p}^{n,prop}(\chi, \varepsilon).$$

Очевидно з виразів для поля, що шукані коефіцієнти повинні мати вигляд

$$B_{k_p < 1}^{n,prop}(\chi) = 0, \quad B_{2k_p}^{n,prop}(\chi) = 0, \quad (2.18)$$

тоді з граничних випадків середовища з характеристиками повітря та ідеального металу маємо

$$B_{2k_p+1}^{n,prop}(\chi, 1) = -A^{n,inc(p)}(\chi, 1) = -A^{n,inc}(\chi); \quad (2.19)$$

$$B_{2k_r+1}^{n,ref}(\chi, \varepsilon \rightarrow \infty) = A^{n,inc}(\chi). \quad (2.20)$$

Дивлячись на останні співвідношення (2.19), (2.20), можна для загального випадку середовища отримати

$$\begin{aligned} B_{2k_r+1}^{n,ref}(\chi, \varepsilon) &= A^{n,inc(r)}(\chi, \varepsilon); \\ B_{2k_p+1}^{n,prop}(\chi, \varepsilon) &= -\sqrt{\varepsilon} A^{n,inc(p)}(\chi, \varepsilon), \end{aligned} \quad (2.21)$$

де коефіцієнти $A^{n,inc(r)}$, $A^{n,inc(p)}$ мають вигляд (2.14).

Підставимо їх до умови неперервності магнітного поля (2.8):

$$\begin{aligned}
& \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\chi ct) + J_{2+2k_i}(\chi ct) \right) + \\
& + \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_i=0}^{\infty} \left(J_{2k_i}(\chi vt) + J_{2+2k_i}(\chi vt) \right) + \\
& + \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_r=0}^{\infty} \left(J_{2k_r}(\chi ct) + J_{2k_r+2}(\chi ct) \right) = \\
& = \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_p=0}^{\infty} \left(J_{2k_p}(\chi vt) + J_{2k_p+2}(\chi vt) \right).
\end{aligned}$$

Використавши властивість нескінченної суми (2.12), маємо

$$\frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) + \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) + \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) = \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi),$$

тобто прийшли до тотожності. Щодо граничної умови для електричного поля

$$\begin{aligned}
& A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi ct) + \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_r=0}^{\infty} \left(J_{2k_r+2}(\chi ct) - J_{2k_r}(\chi ct) \right) = \\
& = -\frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} \frac{2\sqrt{\varepsilon}}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) \sum_{k_p=0}^{\infty} \left(J_{2k_p+2}(\chi vt) - J_{2k_p}(\chi vt) \right),
\end{aligned}$$

вона після згортання суми перетворюється на

$$A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi ct) - \frac{\sqrt{\varepsilon} - 1}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi ct) = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi vt).$$

Ліва частина легко спрощується і ми маємо

$$\frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi ct) = \frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) J_0(\chi vt),$$

таким чином гранична умова не задовольняється, електричне поле у середовищі дещо більше за потрібне. Подальше уточнення цього розв'язку можливо за умови введення додаткової хвилі у середовищі, як повинна безпосередньо на границі мати нульове значення магнітної компоненти, а електрична складова, що стає новим додатковим джерелом, дорівнює

$$\frac{2}{\sqrt{\varepsilon} + 1} A^{n,inc}(\chi) (J_0(\chi ct) - J_0(\chi vt)).$$

Таким чином ми можемо отримати друге наближення до точного розв'язку поставленої задачі.

2.6. Висновки до розділу 2

Методом еволюційних рівнянь побудовано у першому наближенні аналітичний розв'язок задачі падіння нестационарної електромагнітної хвилі від апертурного випромінювача на границю розділу двох середовищ. Отриманий розв'язок повністю задовольняє граничні умови для магнітних складових полів, а електричні складові потребують введення додаткових хвиль, породжених поверхневою хвилею, для одержання подальших асимптотичних уточнень розв'язків. Аналіз енергетичних характеристик нестационарних хвиль у середовищі показав, що за умови знаходження прихованого об'єкта з гарними характеристиками відбиття, такий об'єкт може у приймальну антену над поверхнею землі перенаправляти більше 50% випроміненої енергії. Так як приховані об'єкти, як правило, спеціально не створюються для ефективного відбиття хвиль, тому цей чинник сильно погіршує радарні дослідження за рахунок потужного негативного впливу випадкових неоднорідностей середовища та сторонніх предметів, що не цікавлять дослідників. Отриманий розв'язок в середовищі має властивості “електромагнітного снаряду” і може бути використаний для концентрації енергії хвилі на підповерхневому об'єкті.

РОЗДІЛ 3. ПОЄДНАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА МЕТОДУ ДИСКРЕТНОЇ ТОМОГРАФІЇ ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ПІДПОВЕРХНЕВИХ ОБ'ЄКТІВ ІМПУЛЬСНИМИ ЕЛЕКТРОМАГНІТНИМИ ХВИЛЯМИ

Після того, як в попередньому розділі були проведені теоретичні дослідження модельної задачі опромінення середовища і знайдені основні фізичні особливості цього процесу, можна перейти до задач, пов'язаних з практичним застосуванням надширокосмугових електромагнітних полів. Дослідження в області виявлення прихованих об'єктів за допомогою електромагнітного опромінювання та аналізу отриманих часових залежностей набувають все більшої актуальності. У даному розділі дисертації наведено вирішення такої задачі із використанням методів дискретної томографії та штучних нейронних мереж, і додатково проведено порівняння із методом кореляції. Сучасні опромінювачі, зокрема НШС радари, забезпечують можливість якісного проникнення сигналу через поверхневі шари ґрунту і дозволяють здійснювати аналіз об'єктів, що знаходяться під поверхнею землі або іншими діелектричними середовищами. Проте, точність та ефективність таких методів напряму залежать від якості обробки сигналів та алгоритмів обробки отриманих даних.

У даному розділі основна увага зосереджується на розробці та оптимізації алгоритмів обробки даних з метою ефективного виявлення та аналізу прихованих об'єктів в реальному часі, зокрема за наявності шумів у якості перешкод. Досліджується вплив крок сканування, положення часового вікна та шумостійкості системи.

Врахування особливостей розподілу електромагнітних полів та їх впливу на отримані дані дозволить покращити якість та швидкість процесу виявлення підповерхневих об'єктів, що має велике значення для практичних застосувань в галузі безпеки, геології та інших сферах.

Результати цього розділу опубліковані в статті [2] та додатково висвітлені в статтях і тезах міжнародних конференцій [13, 14, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31].

3.1. Порівняння результатів розпізнавання підповерхневого об'єкту штучними нейронними мережами та кореляційним методом

3.1.1 Постановка задачі

Розглядається імпульсне опромінення земної поверхні, подібно до описаного в [43]. Моделлю ґрунту для числового моделювання є діелектрик з діелектричною проникністю ϵ та провідністю σ , який опромінюється з верхньої половини простору, що складається з повітря. Прихованим об'єктом у ґрунті виступає ідеально провідний металевий циліндр радіусу 5,5 см та висоти 5,3 см як модель міни.

Відбиту хвилю приймають чотири антени з орієнтацією поляризації та координатами, як описано в [44]. Очікується, що збільшення кількості приймачів дозволяє збирати більше інформації про розсіяне поле різної поляризації для подальшої інтелектуальної обробки [45]. Електродинамічна задача розв'язується числовим методом скінчених різниць у часовій області (FDTD), що дає повну картину поля досліджуваної області.

Метою тренування ШНМ є визначення наявності об'єкта та відстані між ним і антенною системою на основі обробки прийнятих сигналів. Крім цього, для наближення задачі до умов реального дослідження, до прийнятих сигналів буде додаватись білий шум різних ССШ. У попередніх дослідженнях [45] було продемонстровано, що просте знешумлення вхідних сигналів не може помітно покращити якість класифікації ШНМ. Також показано, що ШНМ має гарну стійкість до шуму завдяки своїй апроксимуючій властивості [42].

Крім цього, обробка часових залежностей буде проводитись методом взаємної кореляції, і у даному підрозділі буде проведено порівняння цих результатів із ШНМ.

3.1.2 Підбір оптимальної структури ШНМ

Чотири часові залежності, що отримані приймальними антенами, проходять дискретизацію за часом із кроком 0,01 нс та утворюють набір вхідних даних для ШНМ. Метою навчання ШНМ є отримання сигналу рівня одиниці на виході, що відповідає номеру дискретизованої відстані до об'єкта. Виходи з номерами від 1 до 41 показують, що циліндр розташований на відстані від 0 до 40 см від центру приймальної антенної системи. ШНМ буде тестуватись на наборі вхідних даних, розрахованих для випадків зміщення об'єкта на 4 мм вздовж поздовжньої осі для постійної глибини. Також 42-й вихід ШНМ вказує на наявність об'єкта перед антенною системою на відстані від 0 до 40 см. Рівень одиниці відображає присутність циліндра в області, тоді як нульовий рівень демонструє його відсутність.

Що стосується ШНМ, то в ній застосована функція Softmax в останньому шарі, яка збільшує контраст вихідних сигналів за допомогою спеціальної нормуючої процедури. Для запобігання явища перенавчання застосовувався метод Dropout, що полягає у вилученні деяких нейронів з мережі у процесі її навчання. У якості функції активації використано функцію ReLU, що має нульову передатну характеристику для від'ємного аргументу, і лінійну – для додатного. Через те, що вона схожа на вольт-амперну характеристику напівпровідникового діода, її називають випрямлячем. Ця функція присутня на виходах кожного шару нейронної мережі, окрім останнього, де використано Softmax.

Сигнали вихідного шару ШНМ структури 2000-100-42 представлені на Рис. 1 для випадку поздовжнього зсуву досліджуваного об'єкта на 4 мм від стандартних. Можна побачити реальне положення циліндра на осі абсцис, тоді

як рівні вихідних сигналів ШНМ зображені на осі ординат. Позиції об'єкта класифікуються правильно з однією невеликою помилкою, яка не виходить за допустиму зону. Але більш віддалене положення об'єкта, що перевищує 40 см, помилково визнається найближчим, або не класифікується зовсім (53 см і більше).

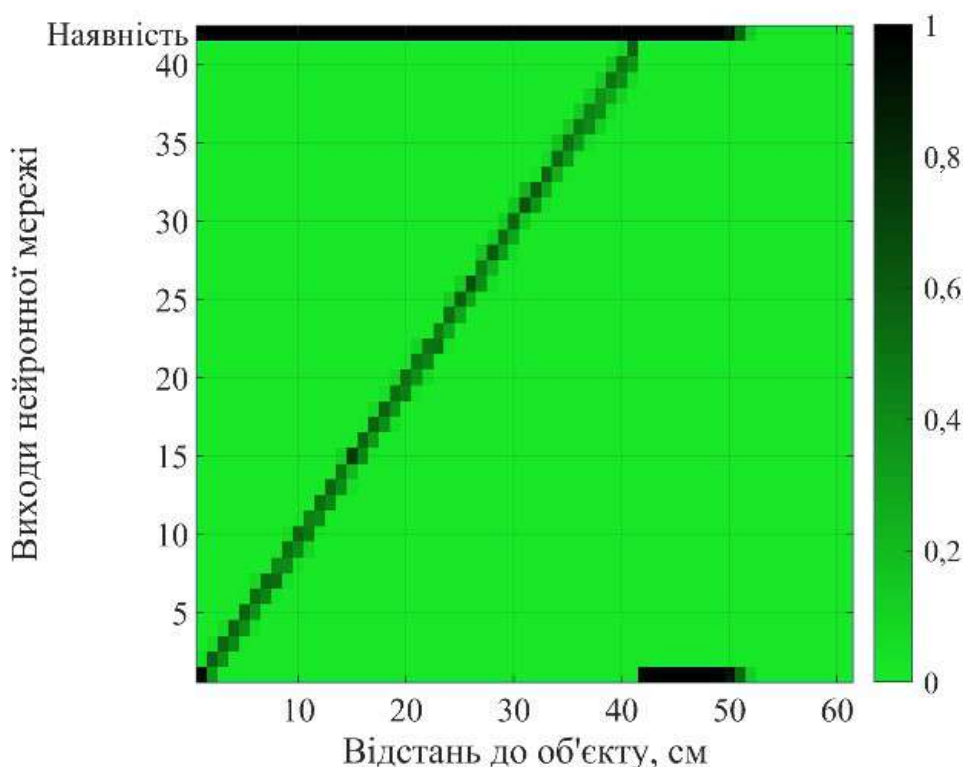


Рис 3.1. Значення вихідних нейронів ШНМ зі структурою 769-2000-100-42 для різних відстаней до прихованого об'єкту при його поздовжньому зміщенні на 4 мм

Була запропонована гіпотеза, що використання більш глибокої нейронної мережі дозволить поліпшити результати розпізнавання. Ці очікування виправдались для структури 2000-1000-200-100-42 з трьома прихованими шарами. Але для відстані більше 40 см глибини не проявляються як найближчі, а відображаються як набір випадкових відповідей, як показано на Рис 3.2. Слід також зазначити, що проміжні варіанти структур дали такі ж результати.

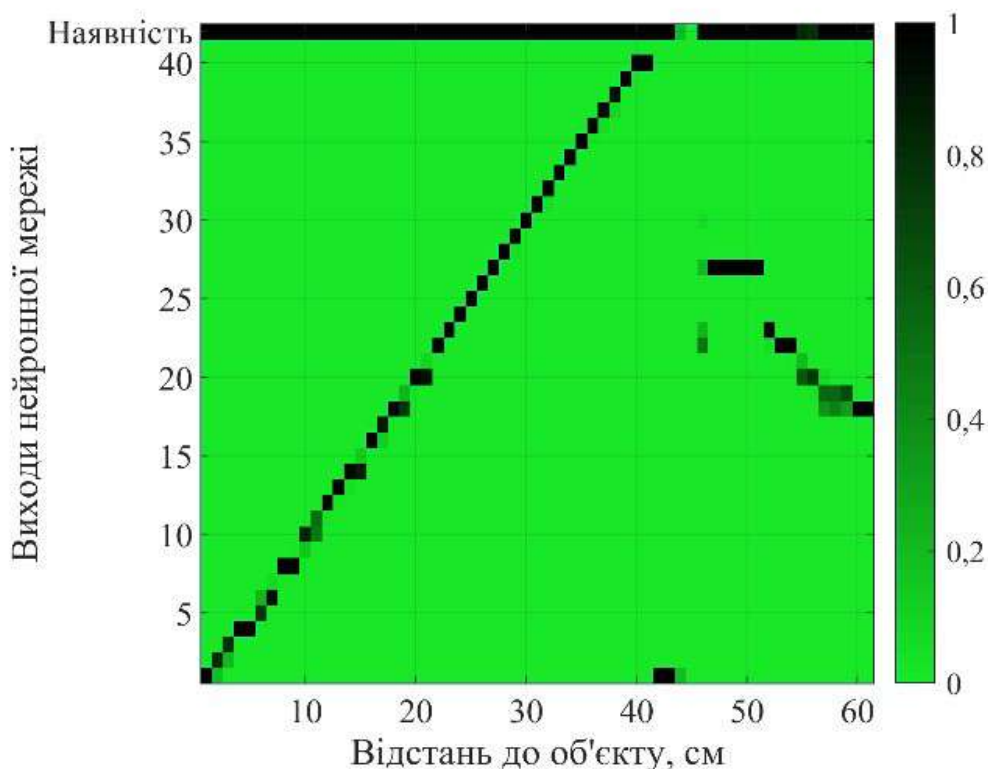


Рис 3.2. Значення вихідних нейронів ШНМ зі структурою 769-2000-1000-200-100-42 для різних відстаней до прихованого об'єкту при його поздовжньому зміщенні на 4 мм

Крім цього, слід провести перевірку ШНМ на недонавчання, яке може спровокувати підхід Dropout. Важливо відслідкувати його вплив на результат при ускладненні структури ШНМ. Поведінка ШНМ з двома прихованими шарами на тренуваних дистанціях (0-40 см) майже ідентична простій ШНМ Тренування мережі з архітектурою 2000-100-50-42 без Dropout призводить до більш значного відхилення в деяких «проблемних» точках та гіршої апроксимації зсуву об'єкту на 4 мм на всіх дистанціях. Дослідження впливу методу Dropout для простої ШНМ показало, що сигнал про наявність циліндра є неправильним для відстаней 42-57 см, тоді як без Dropout ці відстані становлять 42-50 см. Крім того, реакція на «проблемні» точки з Dropout є абсолютно неправильною, оскільки вихідний результат має максимальне значення у неправильній позиції, тоді як без Dropout ці точки відхиляються на допустимі

значення. Отже, можна зробити висновок, що використання Dropout не тільки не призводить до недонавчання, а й приносить переваги у роботі ШНМ.

Для запобігання помилкової реакції ШНМ для випадку розташування циліндра на відстані більше 40 см, глибока ШНМ структури 2000-1000-200-100-43 з трьома прихованими шарами та гіперболічним тангенсом у якості функції активації навчалась на кілька відстаней більше 40 см. Також було вирішено прибрати шар SoftMax для підвищення контрастності відповідей. Крім того, був внесений ще один вихід № 43 «Відсутність», який подає сигнал про наявність об'єкта на великих відстанях за межами 40 см. Результати роботи ШНМ наведені на Рис. 3.3. Хоча тренування на великі відстані проводилося лише для 5 точок, положення об'єкта визначені добре.

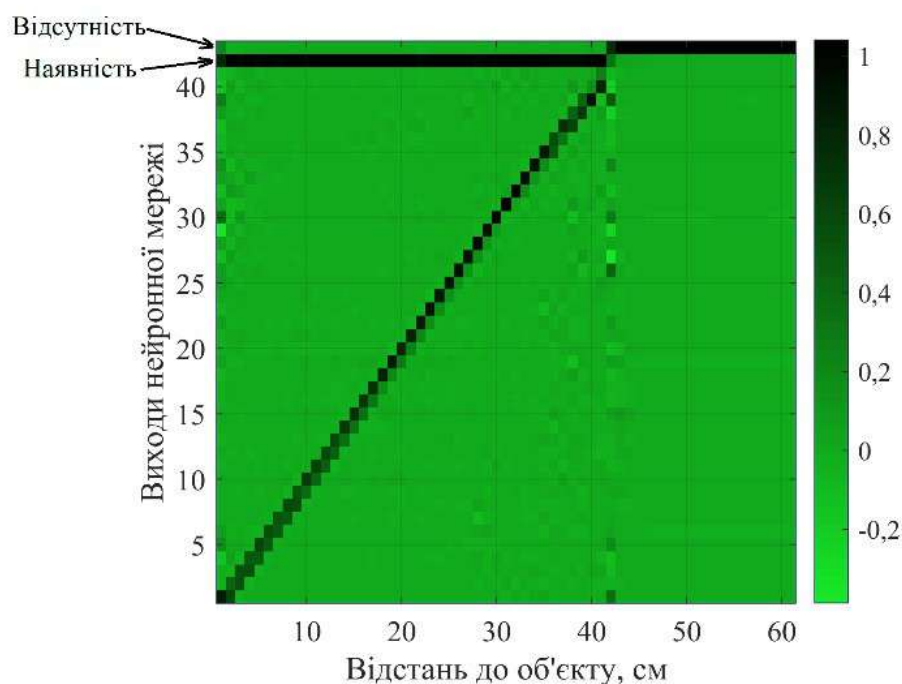


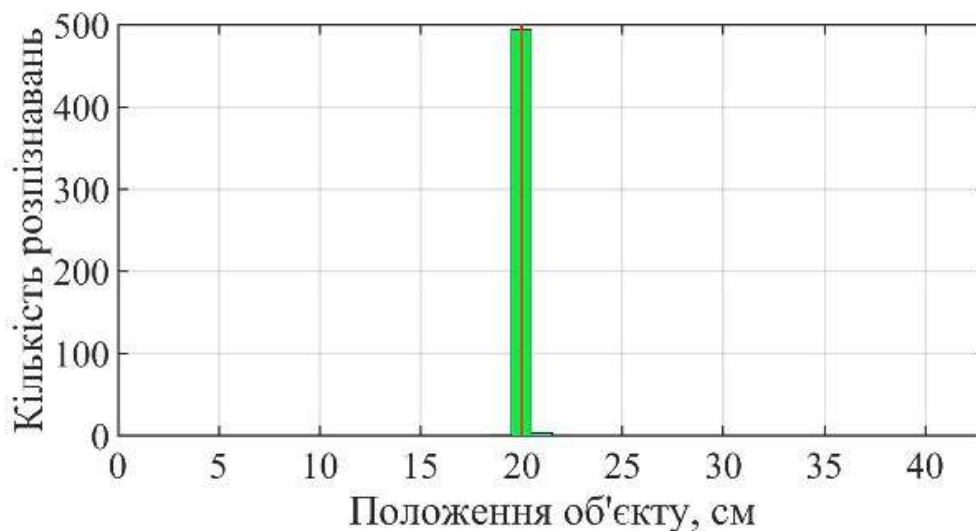
Рис 3.3. Значення вихідних нейронів ШНМ зі структурою 769-2000-1000-200-100-43 для різних відстаней до прихованого об'єкту при його поздовжньому зміщенні на 4 мм без використання SoftMax

Отже тепер, коли виявлено найуспішнішу структуру для даної задачі, можна перейти до порівняння результату розпізнавання із методом взаємної кореляції.

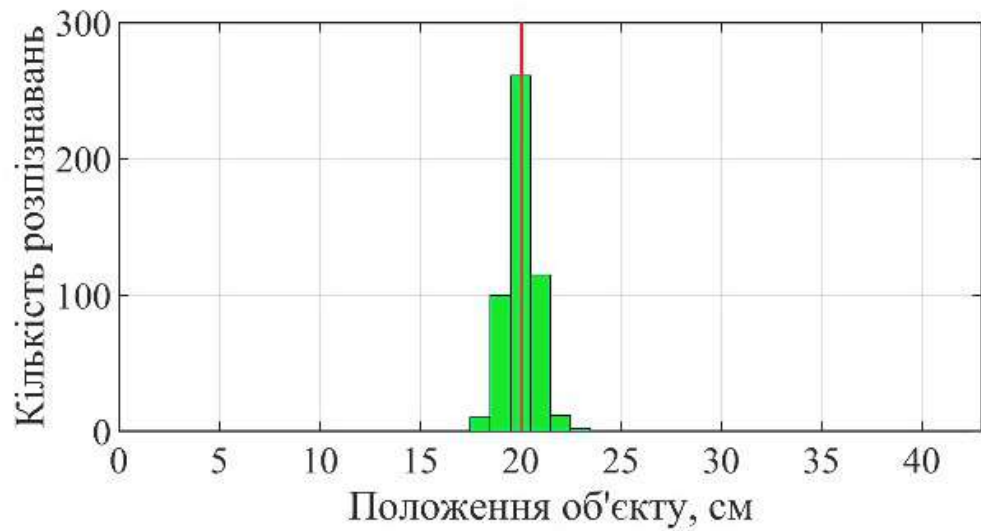
Також замість глибини залягання буде знаходитись відстань об'єкту до приймача.

3.1.3 Метод взаємної кореляції та його порівняння із ШНМ

Перш за все слід проілюстровати спотворення прийнятих сигналів за рахунок збільшення співвідношення сигнал-шум. Для цього зображено розподіли відповідей ШНМ для фіксованого місця розташування об'єкта на Рис. 3.4 та Рис. 3.5. Червона лінія вказує на правильне розміщення об'єкта. Також слід зауважити, що кожна реалізація моделі білого шуму може дати різний результат класифікації. Отже, кожне розпізнавання для постійного значення сигнал-шум повторюється 500 разів, і будується розподіл результатів класифікації для статистичної оцінки впливу шуму. Із Рис. 3.4 та Рис. 3.5 видно, що, як і очікувалося, збільшення ССШ призводить до монотонного зростання дисперсії розподілу відповідей щодо положення об'єкту.

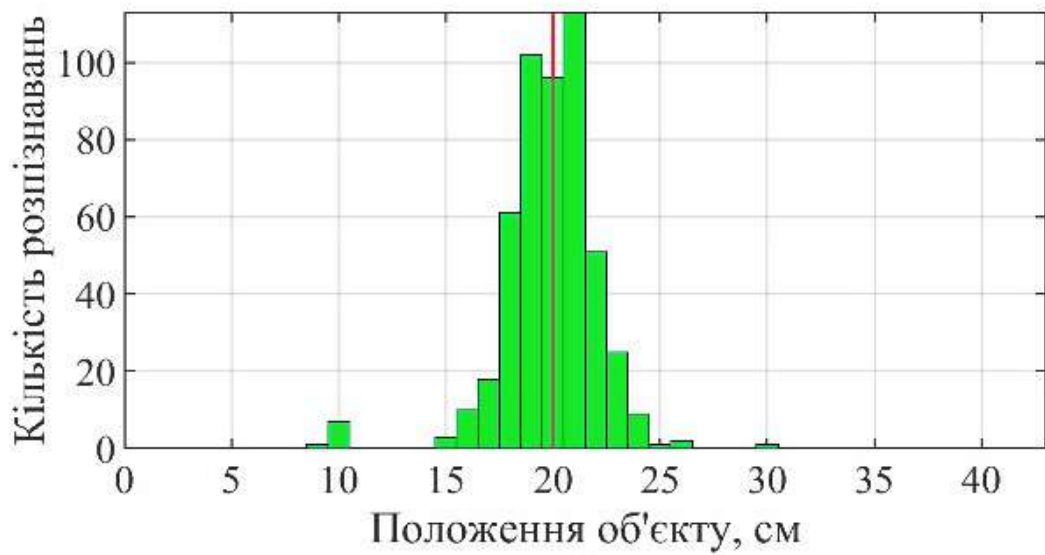


а)

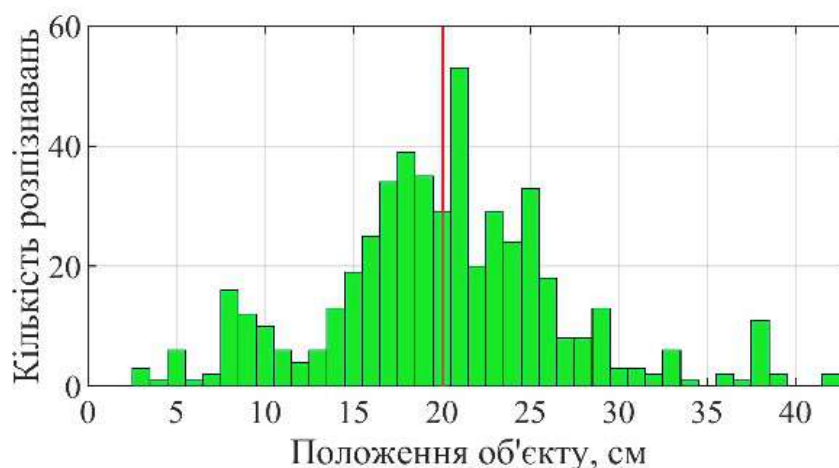


б)

Рис. 3.4. Результат визначення положення об'єкту нейронною мережею з урахуванням суми кількості розпізнавань для кожної відстані для ССШ а) 23.5 дБ, б) 11.6 дБ та реальної відстані в 20 см



а)



б)

Рис. 3.5. Результат визначення положення об'єкту нейронною мережею з урахуванням суми кількості розпізнавань для кожної відстані для ССШ а) 3.9 дБ, б) -6 дБ та реальної відстані в 20 см

Стабільність класифікації ШНМ може залежати від положення об'єкту. Це пов'язано з багатовимірною апроксимуючою властивістю ШНМ [42]. Для її перевірки на Рис. 3.6 побудований розподіл для відстані 35 см за постійного рівню сигнал-шум 3,9 дБ. Порівнюючи Рис. 3.6 з Рис. 3.5, можна зробити висновок, що найбільш точне розпізнавання відбувається при центральному положенні об'єкта.

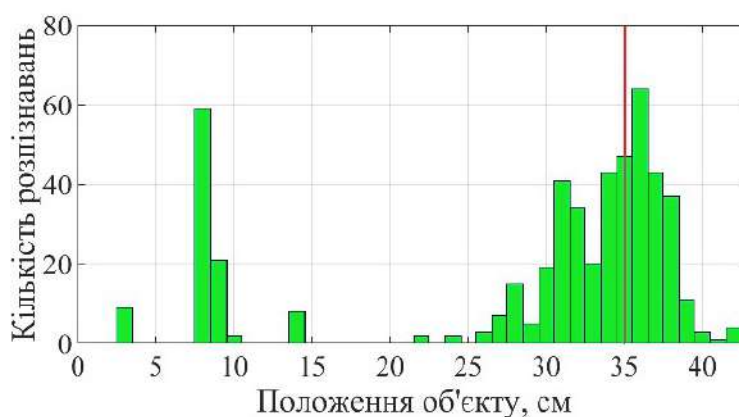


Рис. 3.6. Результат визначення положення об'єкту нейронною мережею з урахуванням суми кількості розпізнавань для кожної відстані для ССШ = 3.9 дБ, та реальної відстані в 35 см

Далі проведено порівняння результатів класифікації, проведеної за допомогою ШНМ, із методом взаємної кореляції. Функція взаємної кореляції [46]

$$B(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t-\tau)dt \quad (3.1)$$

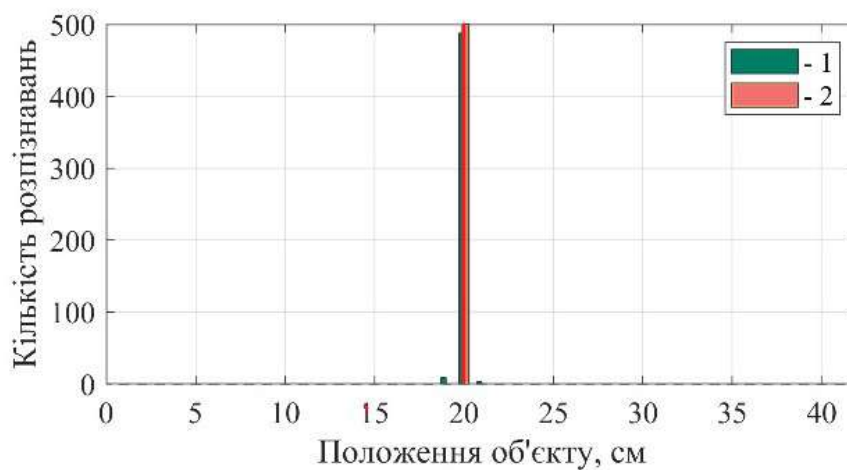
показує подібність зміщеної на τ еталонної часової залежності $g(t)$ до досліджуваної $f(t)$.

Для використання дискретизованої часової залежності формула (3.1) набуває наступного вигляду, із врахуванням нормування:

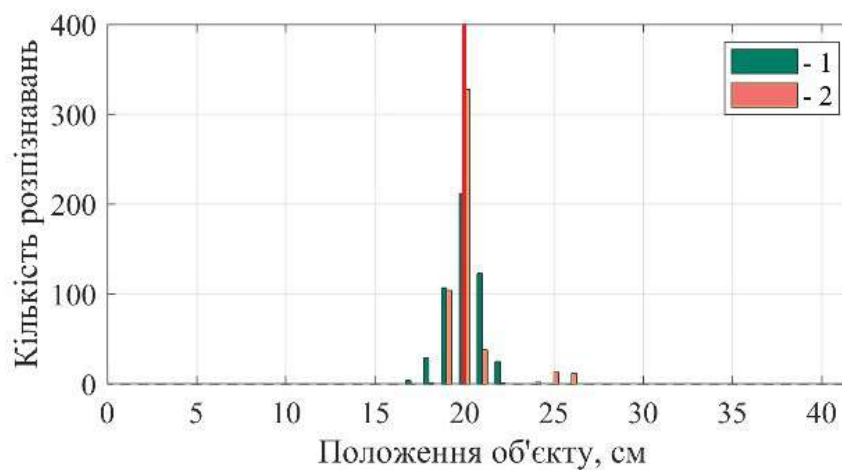
$$B_k = \frac{\sum_{(n)} f_n g_{n-k}}{\sqrt{\sum_{(n)} (f_n)^2 \sum_{(n)} (g_n)^2}} \quad (3.2)$$

де k є цілим натуральним числом, що вказує на поступове часове зміщення досліджуваної часової залежності по відношенню до еталонної. Зміщення допомагає нам подолати проблему невизначеності часу приходу хвилі під час підповерхневого обстеження землі.

Розподіл положень об'єктів за методом взаємної кореляції для різних значень сигнал-шум зображений на Рис. 3.7 та Рис. 3.8, де червона лінія вказує на справжнє розташування об'єкта.

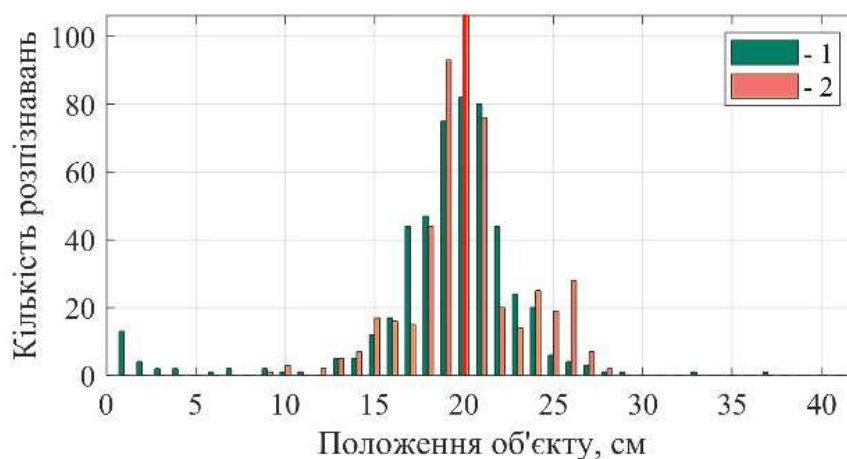


а)

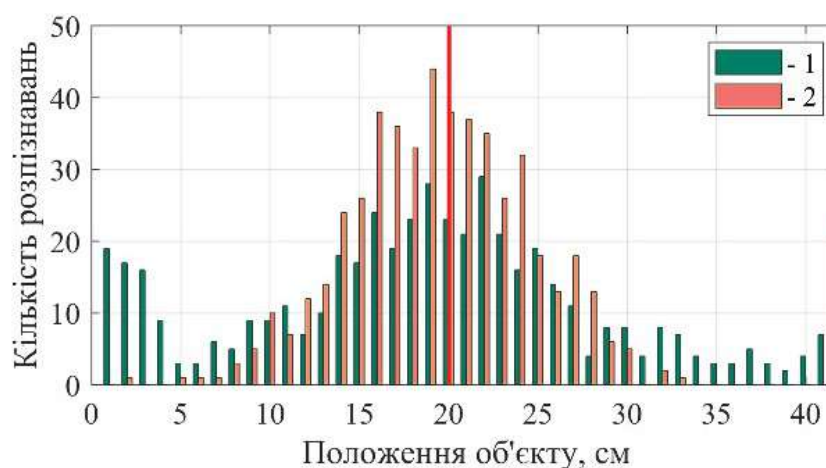


б)

Рис. 3.7. Результат визначення положення об'єкту методом взаємної кореляції з урахуванням суми кількості розпізнавань для кожної відстані для ССШ а) 23.5 дБ, б) 11.6 дБ, та реальної відстані в 20 см. 1 –один випромінювач, 2 – чотири випромінювачі



а)



б)

Рис. 3.8. Результат визначення положення об'єкту методом взаємної кореляції з урахуванням суми кількості розпізнавань для кожної відстані для ССШ а) 3.9 дБ, б) -6 дБ, та реальної відстані в 20 см. 1 –один випромінювач, 2 –чотири випромінювачі

Окрім розпізнавання за сигналами, отриманими від усіх чотирьох антен, на Рис. 3.7 та Рис. 3.8 представлена також класифікація на основі сигналу від однієї антени. Видно, що для високих значень сигнал-шум відстань точно визначається за допомогою сигналів чотирьох антен настільки ж успішно, як і однією антеною, проте з незначною кількістю помилок (Рис. 3.7а). Але для більш зашумленого

сигналу кількість правильних розпізнавань однією антеною падає вдвічі, тоді як класифікація чотирьох антен демонструє зменшення ймовірності правильної відповіді лише на 30% (Рис. 3.76), що краще, ніж результат ШНМ (Рис. 3.46).

Подальше підвищення ССШ приводить до незначного поліпшення розпізнавання ШНМ у порівнянні з методом взаємної кореляції, але для класифікації чотирьох антен він має менш великі відхилення від правильних значень. Це означає, що чотири антени можуть збирати більшу кількість інформації про електромагнітне поле, яка отримується із значень напруженості електричного поля для різних поляризацій під різними кутами і положеннями. Як правило, аналіз однією антеною методом взаємної кореляції призводить до гіршого результату в порівнянні з чотирма антенами.

Система із чотирьох антен дає кращі результати класифікації методом взаємної кореляції, ніж вимірювання з однією антеною. Ми можемо зробити висновок, що сигнали системи чотирьох антен забезпечують більш впевнений результат у вигляді концентрації своїх даних навколо правильної відповіді, тоді як одна антена часто демонструє великі відхилення значень і ширший розподіл даних навколо правильного положення об'єкту розпізнавання.

3.2. Сутність методу дискретної томографії та його поєднання зі штучними нейронними мережами

3.2.1 Постановка задачі

Так як реальні ґрунти мають різноманітні неоднорідності і включення, доцільно застосувати такий підхід, який би міг здійснювати певне усереднення даних про об'єкт, використовуючи відбиті хвилі, що проходять різний шлях від цього об'єкта. По суті, це і є використанням томографічного підходу (МДТ) до іншої сфери наукових досліджень, коли довжина хвилі є суттєво більшою, ніж у випадку класичної томографії. Наприклад, якщо опромінити такий об'єкт як

труба, то можна використати цілу низку приймальних антен, як показано на Рис. 3.9. Ці антени можуть приймати дані або одночасно, або, що простіше для реалізації, використовуються одна приймальна антена, в той час як сам об'єкт опромінюється у стабільних умовах.

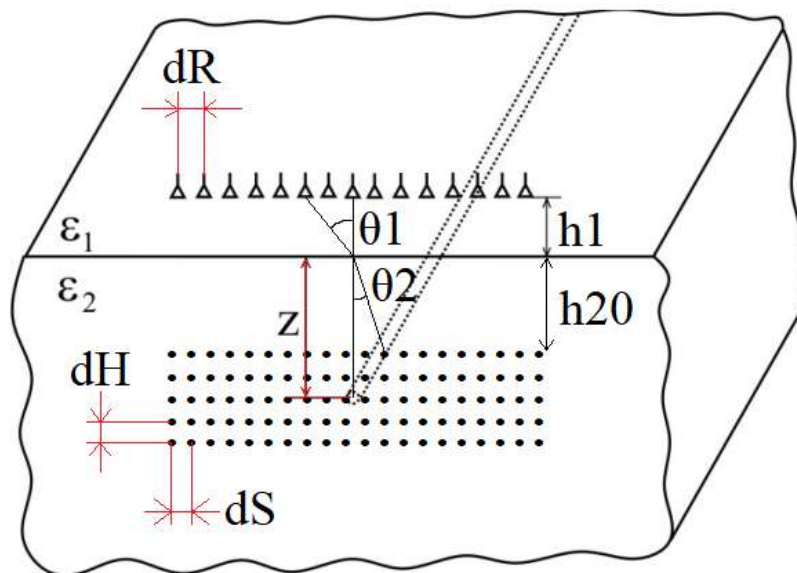


Рис. 3.13. Приклад застосування томографічного підходу

В підрозділах 3.23.5 у якості опромінювача використовується плоска електромагнітна хвиля з часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0.6 нс, а у якості приймачів електромагнітного поля – ідеальні датчики напруженості електромагнітного поля, наприклад, антени, що знаходяться на висоті $h = 250$ мм. Той факт, що вони можуть перетворювати часову форму, наприклад, диференціювати, не повинно вплинути на загальне функціонування системи розпізнавання на штучних нейронних мережах, так як ми не накладаємо жодних обмежень на форму зондуючого імпульсу. Вважаємо, що ґрунт, який опромінюється є однорідним з діелектричною проникністю $\epsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м. Відстань між 15ма приймальними антенами - 100 мм. Об'єкт дослідження – металева труба з радіусом 25 мм, що розташована перпендикулярно до лінійки приймальних антен на глибині від 175 мм до 425 мм з кроком 25 мм, тобто, всього маємо 11 можливих положень труби.

Розрахунок цієї задачі проводиться методом FDTD, і його результати представляються у вигляді відліків амплітуди з часовим кроком 30 пс із загальною тривалістю 15 нс, тобто 500 точок на прийнятий імпульс. Всі дані по всім 15 антенам формують масив з 7500 точок, який є вхідними даними для ШНМ. Але додатково на вхід ШНМ буде подаватися інший масив даних, утворений з первинного за томографічним алгоритмом. Результат аналізу відображається 12ма виходами ШНМ, одиничне значення одного з них свідчить про положення труби на глибині з відповідним номером, за виключенням останнього виходу, одиничним значенням який свідчить про відсутність труби взагалі. ШНМ має сигмоїдну функцію збудження.

3.2.2 Розв'язання прямої задачі

Як було вказано, електродинамічна задача розв'язується числовим способом методом скінченним різниць у часовому просторі FDTD [48]. Цей метод дозволяє достатньо точно врахувати найменші особливості об'єкта дослідження, на відміну від аналітичних способів і отримати сигнали, що несуть інформацію про об'єкт опромінення [49]. Як вказано в розділі 2, не варто очікувати зображення об'єкта з високим контрастом, та й тривалість імпульсу дослідники змушені вибирати великою через значне затухання у ґрунтах із втратами високочастотних складових хвилі. Це видно з Рис. 3.10, де розраховані залежності полів для випадку, що зображений на Рис. 3.9, коли труба занурена на глибину 275 мм. Можна бачити, що різні положення приймальної антени породжують дуже схожі імпульси, і зміни є достатньо невеликими у порівнянні з основним імпульсом, що є джерелом складнощів обробки даних.

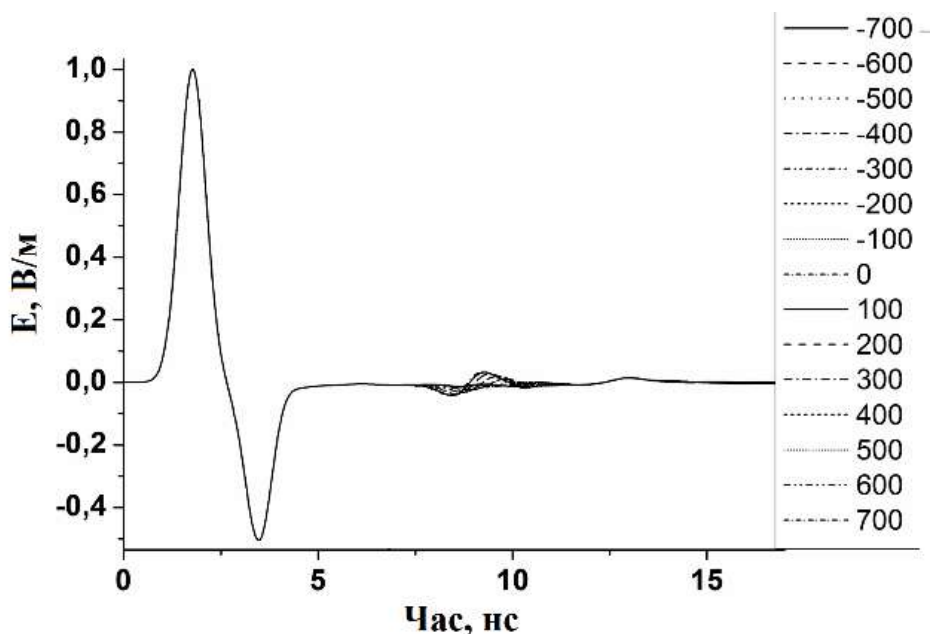


Рис. 3.10. Часова форма відбитої хвилі для різних положень приймальної антени вздовж осі ОХ, $\epsilon = 9$, $\sigma = 0,005$ См/м, глибина труби -275 мм

3.2.3 Нова структура ШНМ

На відміну від ШНМ попередньої структури [49], додаємо на вхід дані, отримані томографічним методом [47]. Задача є двовимірною, розглянемо переріз, що складається з матриці розсіювачів, як показано на Рис. 3.9, де середовище 1 – це повітря, середовище 2 – ґрунт, dR – відстань між приймальними антенами, $h1$ – її висота над поверхнею землі, $h20$ – глибина першого шару дискретних розсіювачів, dH та dS – відстані між ними в глибину та вздовж, відповідно, θ_1 і θ_2 є кутами заломлення та падіння для розсіяного поля. Побудуємо перетворення сигналів таким чином, щоб максимізувати внесок певної точки в перерізі в часових залежностях, отриманих з усіх антен, враховуючи траєкторію променя, згасання амплітуди хвилі та часову затримку.

Такий підхід не є ідеальним для реалізації через те, що ми не можемо точно знати втрати в середовищі та його проникність, але ми виходимо з гіпотези, що ці вади може зкомпенсувати ШНМ в процесі її навчання на реальних даних.

Якщо N_R – кількість антен, N_T – кількість відліків по часу, то, як зазначалось, масив вхідних даних I має розмірність $N_R N_T$. Додаткові дані для ШНМ \tilde{I} , має розмірність $N_S N_H$, де N_S – кількість просторових точок у горизонтальному напрямку, N_H – кількість точок у вертикальному напрямку (див. Рис. 3.9). Створення нового набору даних реалізується матрицею W :

$$\tilde{I} = \begin{pmatrix} \tilde{I}_1 \\ \vdots \\ \tilde{I}_{i_h \cdot N_S + i_h} \\ \vdots \\ \tilde{I}_{(N_S \cdot N_H)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_{11} & \cdots & \cdots & \cdots & W_{1(N_R \cdot N_T)} \\ \vdots & \ddots & & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \cdot & & \vdots \\ \vdots & \ddots & & \ddots & \vdots \\ W_{(N_S \cdot N_H)1} & \cdots & \cdots & \cdots & W_{(N_S \cdot N_H)(N_R \cdot N_T)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_1 \\ \vdots \\ I_{i_R \cdot N_T + i_T} \\ \vdots \\ I_{(N_T \cdot N_R)} \end{pmatrix}$$

Тут враховується загальна довжина шляху, довжина шляху в середовищі із втратами та їх зв'язку згідно закону Снеліуса. Матриця W враховує N_R , N_T , N_S , N_H , dR , h_1 , h_{20} , dH , dS та діаграму напрямленості приймальної антени. Кутівий розподіл розсіювання об'єкта є невідомим, тому вважається, що розсіювач є ізотропним, що не принципово, тому що нам потрібні складові в дуже обмеженому діапазоні кутів. Дискретні значення залежностей є перепорою, так як ми використовуємо лінійну інтерполяцію усіх даних для розрахунку \tilde{I} з I , виходячи з гіпотези, що вибрані кроки дискретизації є достатньо малими, щоб врахувати всі інформаційні складові, які здатні передати підповерхневий радар на наносекундних імпульсах. В результаті з усього масиву вхідних даних нам потрібна тільки їх мала частина, як це показано на Рис. 3.11, де точками помічені потрібні дані для випадку $N_R = 15$, $N_T = 500$, $N_S = 57$, $N_H = 12$, $dR = 100$ мм, $h_1 = 250$ мм, $h_{20} = 125$ мм, $dH = dS = 25$ мм. Цікаво відмітити, що форма кривої

нагадує просторову картину даних, що фіксується підповерхневим радаром при наявності одного точкового розсіювача [50]. Видно, що дані від більш віддаленої антени враховується менше, що схоже на висновки, які дає метод оптимальної лінійної фільтрації сигналів. Будемо розраховувати, що ці дані покращать можливості розпізнавання ШНМ.

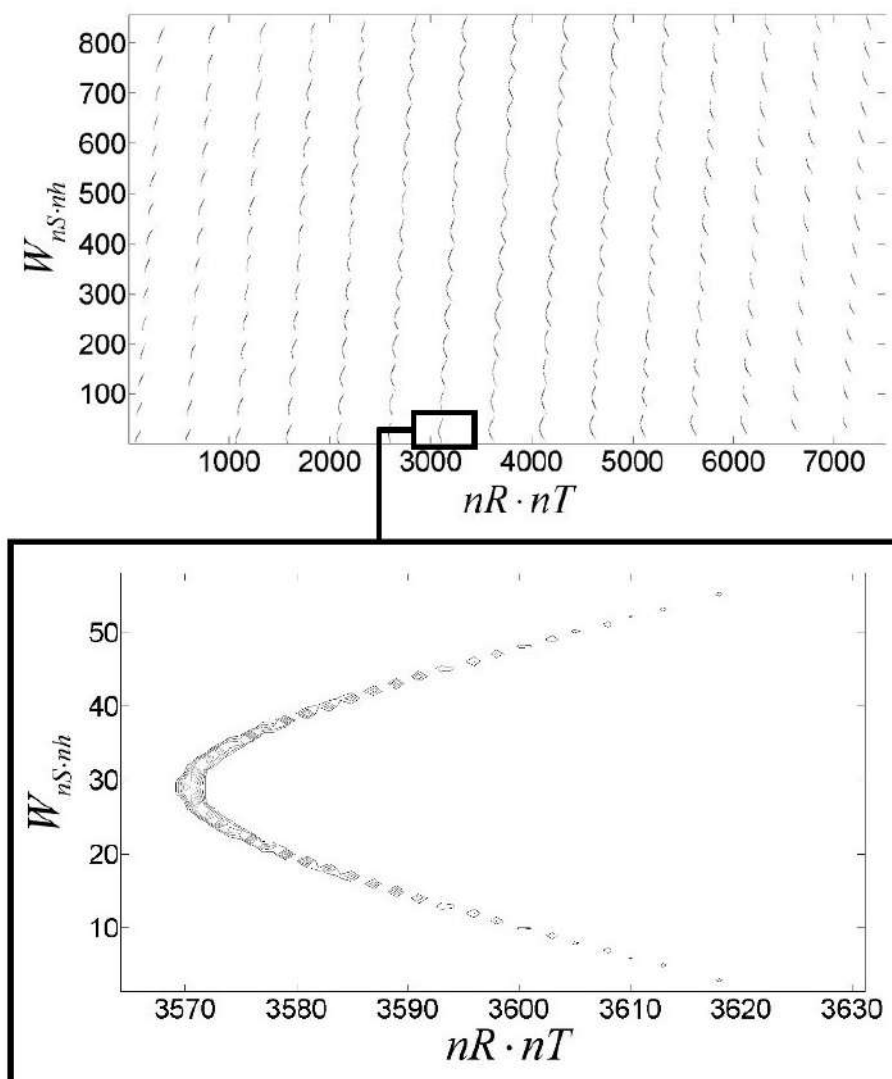


Рис. 3.11. Ілюстрація частки потрібних даних, потрібних томографічного підходу. Точками відмічені ненульові елементи матриці перетворення W

3.2.4 Розпізнавання положення об'єкта

За основу візьмемо ШНМ зі старою повнозв'язною структурою прихованих шарів 1000-200-100 [14]. Додаємо до 7500 вхідних нейронів ще 855 відповідно до нового набору, Значення на виходах ШНМ для випадку глибини 260 мм для старої і нової ШНМ подані на Рис. 3.12. Тут ШНМ нової структури дає менш впевнену відповідь ніж стара, і вона вказує на більш віддалену точку з іншого краю, але це допустимо, зате два найбільших її значення охоплюють правильну відповідь, на відміну від старої ШНМ.

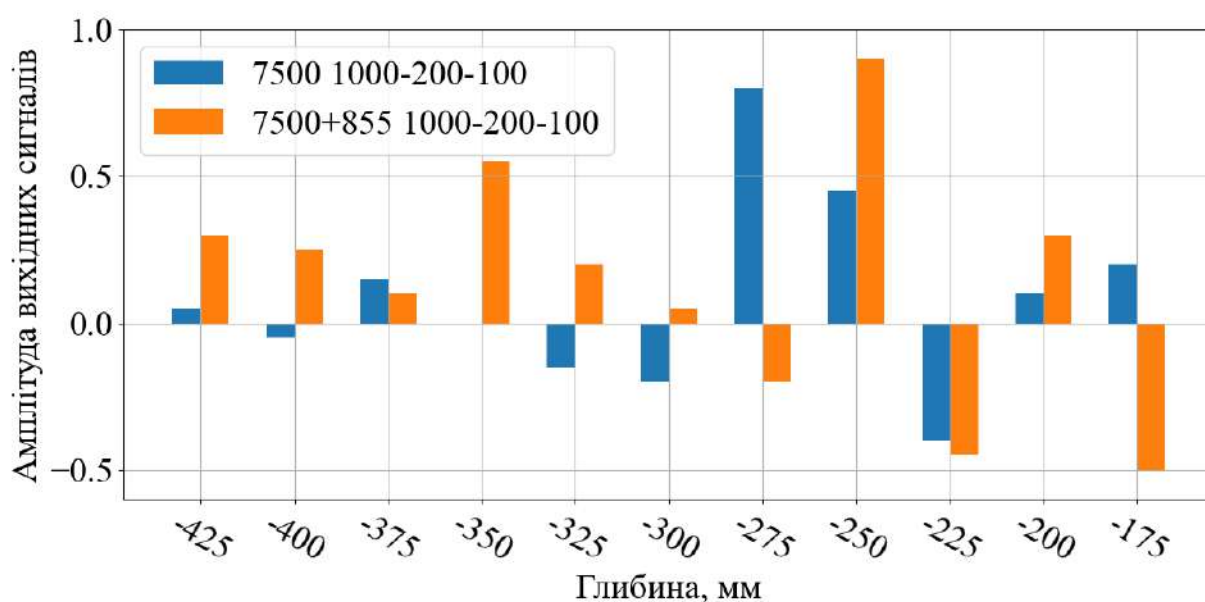


Рис. 3.12. Вихідні сигнали для глибини $Z = -260$ мм для старої (7500) та нової (7500 + 855) ШНМ

Цікаво проілюструвати, як лише друга частина даних, отримана методом дискретної томографії, дає змогу розпізнати глибину об'єкта. Також функцію збудження останнього шару в структурі ШНМ було змінено за допомогою підходу SoftMax [51].

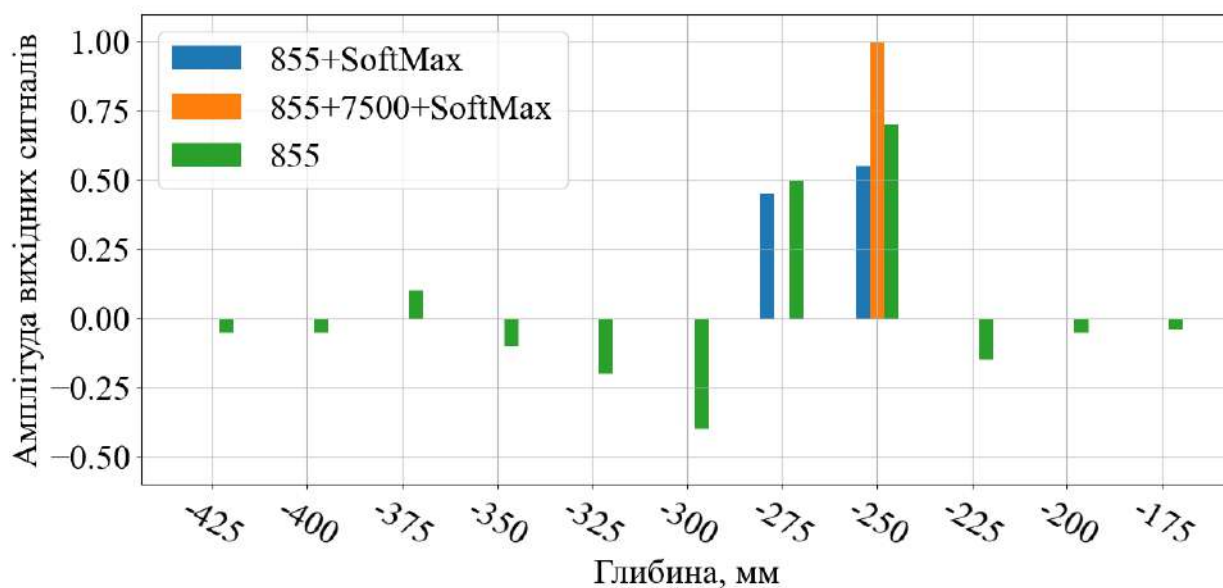


Рис. 3.13. Вихідні сигнали трьох структур ШНМ для глибини $Z = -260$ мм, коли подана тільки томографічна частина даних (855), обидві (855 + 7500) з SoftMax і томографічна частина (855) з SoftMax

Результати цього аналізу представлені на Рис. 3.13. Видно, що таке зменшення кількості вхідної інформації в 8 разів дозволило успішно класифікувати прийняті сигнали. Це дає перевагу у часі навчання, розрахунків, простоті ШНМ та обсягу даних. SoftMax збільшує контраст по відношенню до віддалених від правильної точок, але зменшує його в околі правильної відповіді (див. -250 та -275). Початковий результат (855) без SoftMax є більш чітким, але містить більше зашумлених сигналів на інших виходах.

3.3. Вплив кроку сканування на результати розпізнавання

3.3.1 Постановка задачі

В якості опромінювача використовується плоска електромагнітна хвиля з часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0.6 нс, а у якості

приймачів електромагнітного поля – ідеальні датчики напруженості електромагнітного поля, наприклад, антени, що знаходяться на висоті $h = 250$ мм. Вважаємо, що ґрунт, який опромінюється є однорідним з діелектричною проникністю $\epsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м. Відстань між 15ма приймальними антенами - 100 мм. Також розглядаються випадки 29 та 57 приймальних антен, відстані між якими 50 та 25 мм відповідно. Об'єкт дослідження – металева труба з радіусом 25 мм, що розташована перпендикулярно до лінійки приймальних антен на глибині від 175 мм до 425 мм з кроком 25 мм, тобто, всього маємо 11 можливих положень труби.

Розрахунок цієї задачі проводиться методом FDTD, і його результати представляються у вигляді відліків амплітуди з часовим кроком 30 пс із загальною тривалістю 15 нс, тобто 500 точок на прийнятий імпульс. Всі дані по всім 15 антенам формують масив з 7500 точок, який є вхідними даними для ШНМ. Крім цього для випадку 29 та 57 антен отримується 14500 та 28500 точок відповідно, що також будуть використовуватись у якості вхідних даних. Але додатково на вхід ШНМ буде подаватися інший масив даних, утворений з первинного за томографічним алгоритмом. Результат аналізу відображається 12ма виходами ШНМ, одиничне значення одного з них свідчить про положення труби на глибині з відповідним номером, за виключенням останнього виходу, одиничним значенням який свідчить про відсутність труби взагалі. ШНМ має сигмоїдну функцію збудження.

Приклад одного із вхідних сигналів для ШНМ показано на Рис. 3.14. Можна помітити зміну амплітуди відбиття прихованого об'єкта в залежності від відстані від датчика електромагнітного поля до проекції об'єкта на досліджуваний шлях. Найпотужніше відбиття знаходиться в діапазоні від 3500 до 4000 дискретних точок у вхідному масиві сигналів для ШНМ. Ця позиція відповідає датчику, що знаходиться прямо над досліджуваним об'єктом.

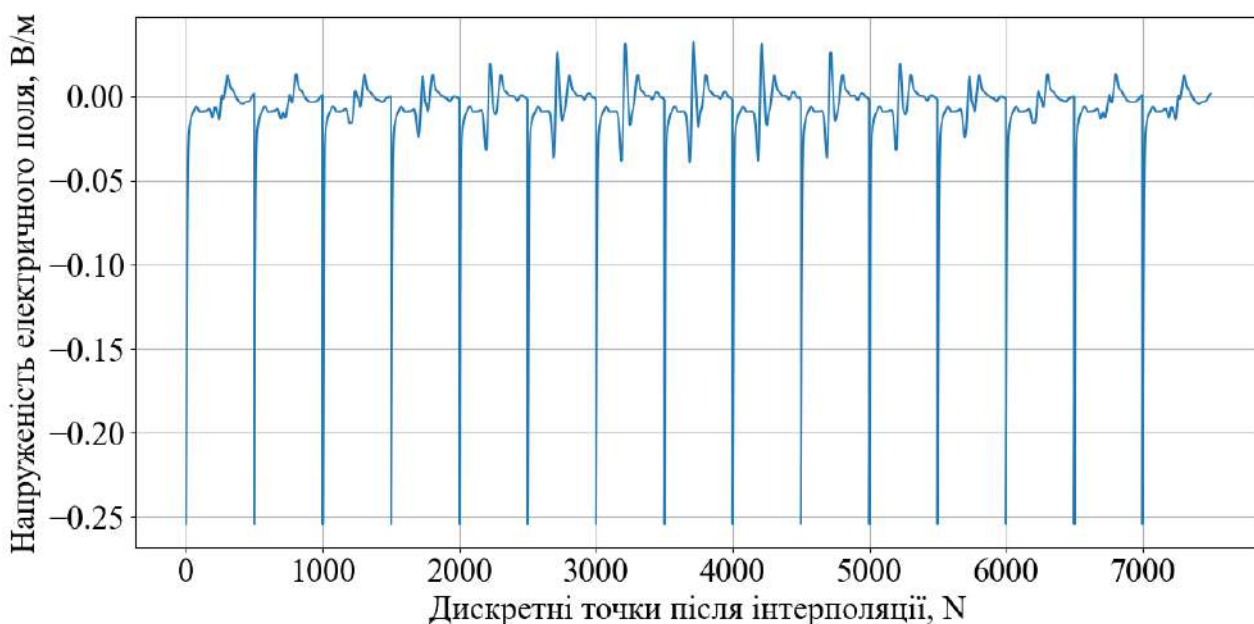


Рис. 3.14. Зразок вхідного сигналу для ШНМ для випадку знаходження прихованого об'єкту на глибині 300 мм

Таким чином, задача розв'язується шляхом проведення числового моделювання для отримання часових залежностей, створення тренувального набору даних для ШНМ та вирішення задачі класифікації для визначення глибини металевої труби.

3.3.2 Вплив масштабування задачі

Розглянемо вплив зменшення просторового кроку сканування. Оскільки поставлена електродинамічна задача розв'язується для різної кількості датчиків електромагнітного поля, то ми отримуємо різні представлення простору з точки зору просторової роздільної здатності. На Рис. 3.15 ми можемо побачити часові залежності для 15, 29 і 57 датчиків, які є результатом сканування поверхні землі, що містить металеву трубу на глибині 250 мм. Слід зазначити, що для цієї задачі використано часові вікна з [52], припускаючи, що таким чином виокремлюється найбільш інформативна частину прийнятого сигналу. На Рис. 3.15 зображено випадки для 15, 29 та 57 часових залежностей від 15, 29 та 57 датчиків

електромагнітного поля відповідно. У задачах дистанційного зондування таке графічне представлення часових залежностей називають А-сканами. Для ілюстрації просторового розподілу прийнятих часових залежностей у заданих точках додається вісь сканування, як зображено на Рис. 3.16. Таке графічне представлення має назву В-скани.

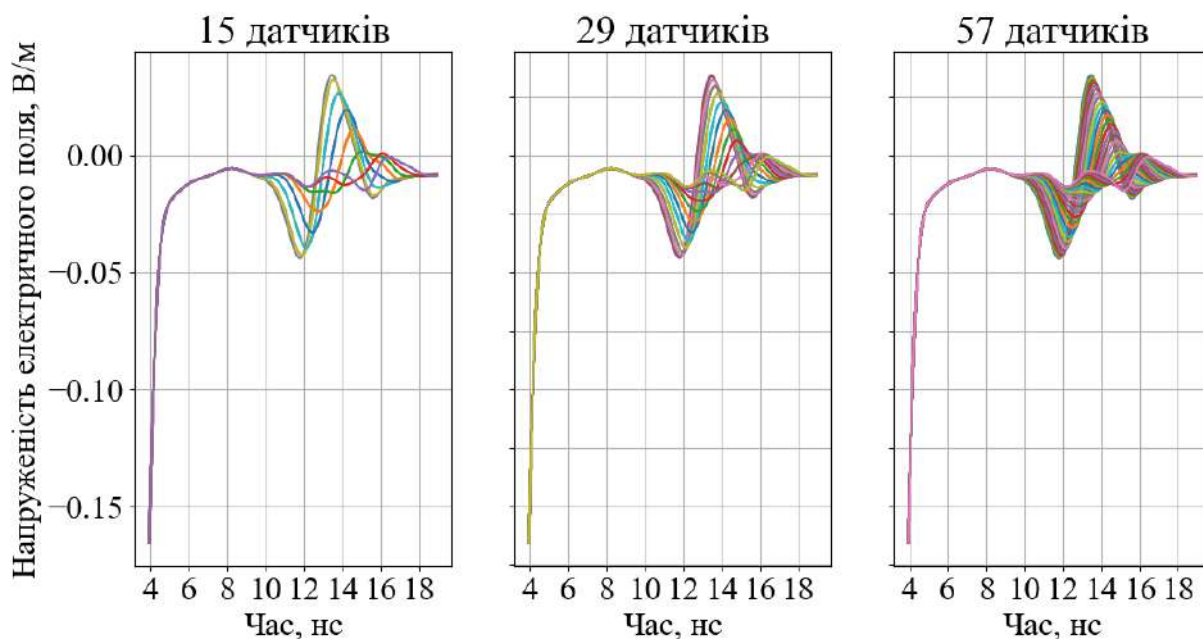


Рис. 3.15. Прийняті часові залежності для різної кількості датчиків електромагнітного поля (А-скани)

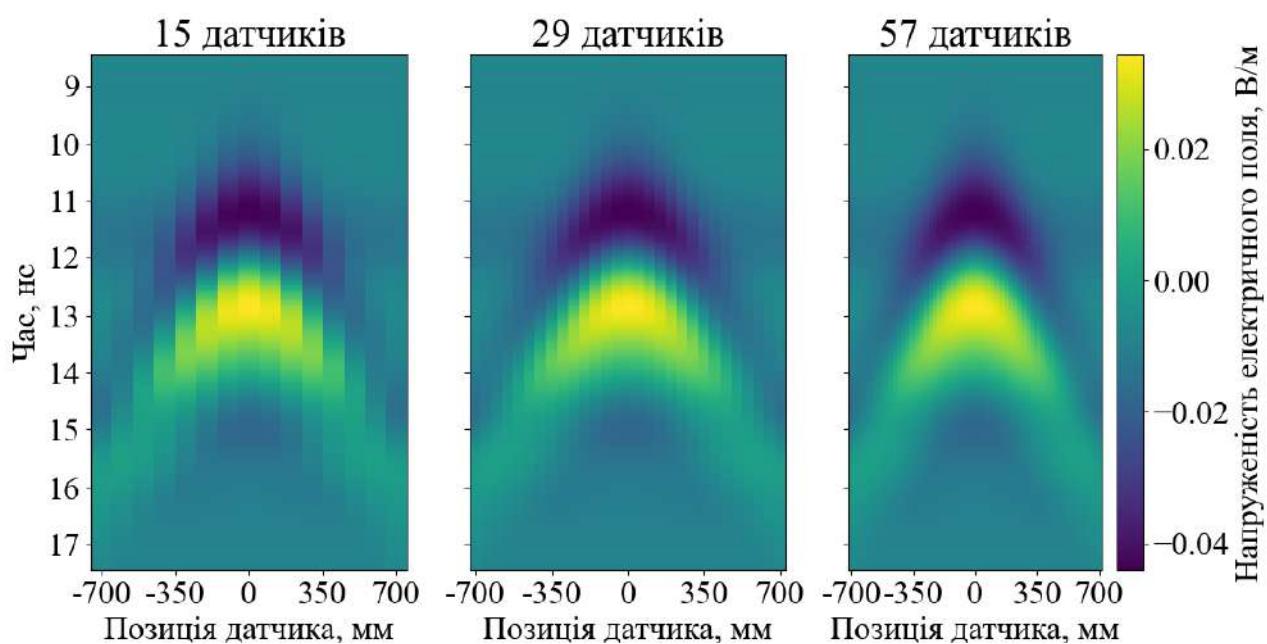


Рис. 3.16. Прийняті часові залежності для різної кількості датчиків електромагнітного поля з урахуванням просторової осі (В-скани)

З Рис. 3.16 чітко простежується характерне відбиття гіперболічного типу від підземного об'єкта, що притаманне прихованим об'єктам у задачах дистанційного зондування. Також слід звернути увагу на покращення просторової роздільної здатності зі збільшенням кількості польових моніторів. Цей ефект може покращити роботу ШНМ разом із додатковою обробкою навчальних даних через підхід дискретної томографії.

Розглянемо особливості підходу дискретної томографії зі збільшенням числа датчиків електромагнітного поля. На Рис. 3.17 показано дискретизацію підземного простору для таких випадків: крок 100 мм як для глибини, так і для довжини ділянки сканування для 15 датчиків; крок 50 мм для глибини і довжини ділянки для 29 датчиків; крок 25 мм для глибини та довжини ділянки для 57 датчиків. Кожен розподіл підземного простору виходить із відповідної кількості датчиків електромагнітного поля.

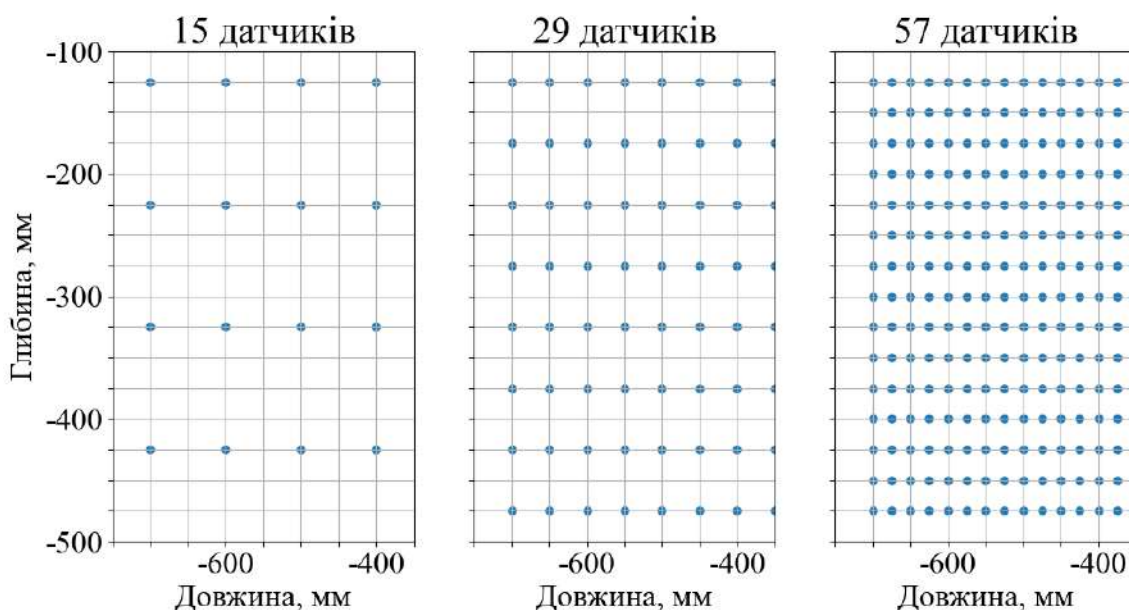


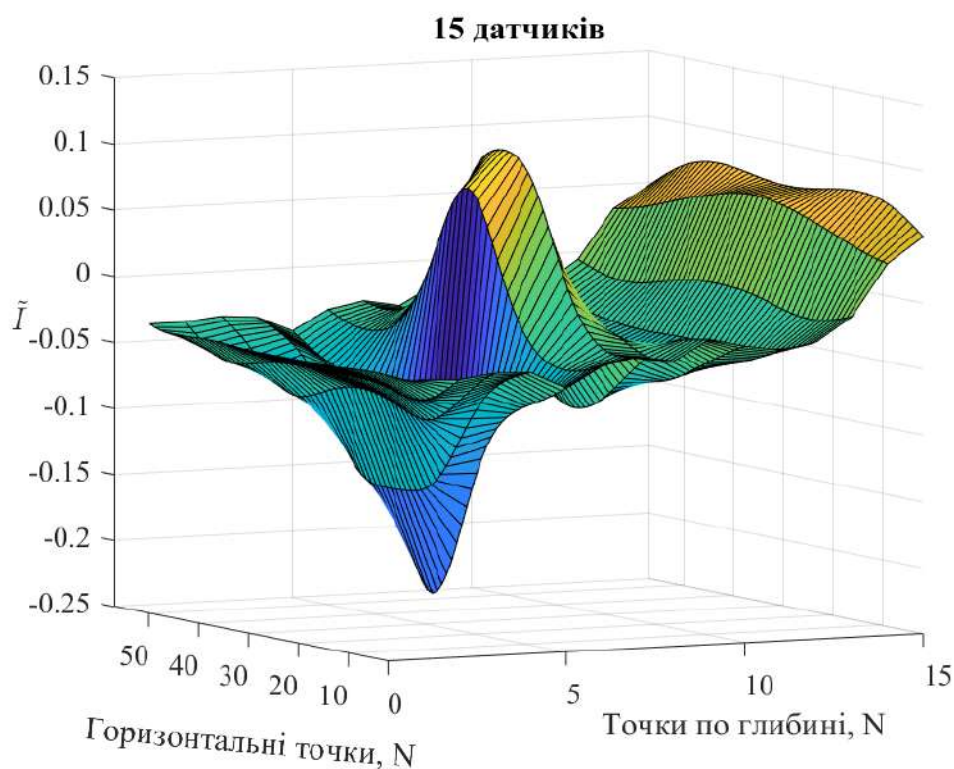
Рис. 3.17. Дискретизація підземного простору для підходу дискретної томографії

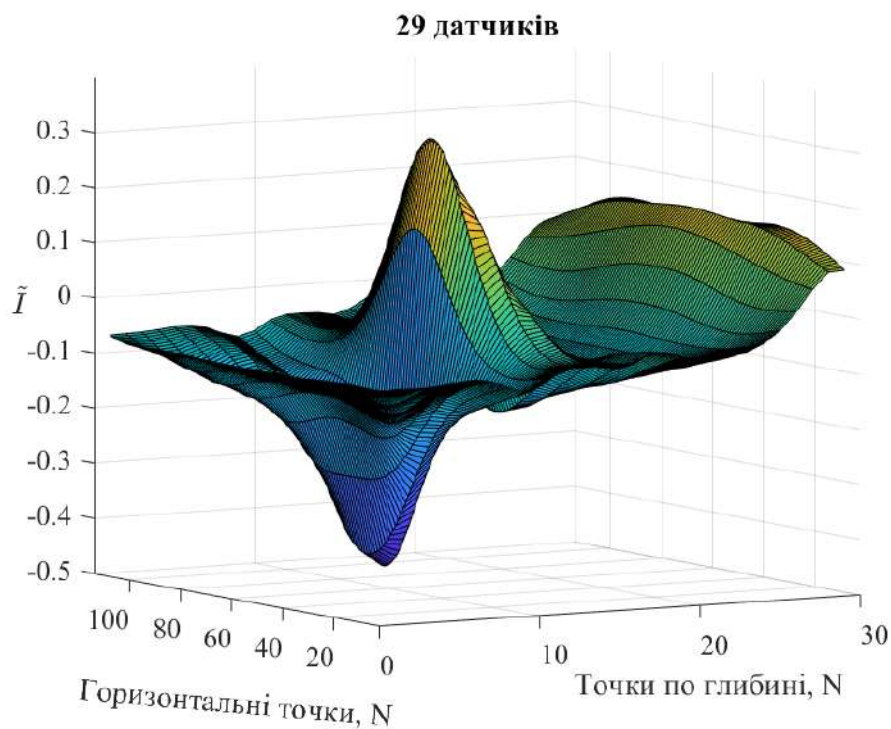
Принцип методу дискретної томографії детально описаний в попередньому розділі. Доповнюючи описаний алгоритм, слід зазначити, що кожна дискретна точка під землею (із Рис. 3.17) є джерелом вторинного випромінювання, яке

приймається антеною над поверхнею землі за діаграмою спрямованості у вигляді $F(\theta) = \cos \theta$.

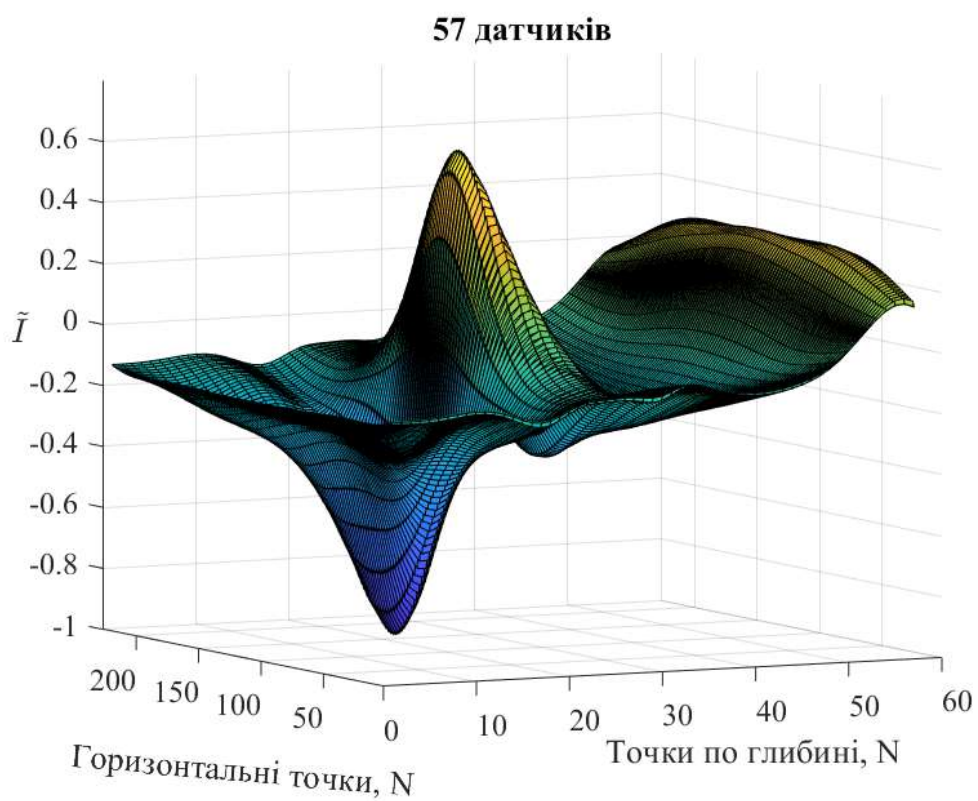
Підхід дискретної томографії складається із двох основних етапів:

- 1) отримання коефіцієнтів затухання у точках розміщення датчиків електромагнітного поля, включаючи часову затримку, що обумовлена різними шляхами розповсюдження поля, у порівнянні з нормальним шляхом (для кожного польового монітора, що знаходиться не по нормалі по відношенню до прихованого об'єкту). Також враховується діаграма спрямованості приймальної антени $F(\theta)$;
- 2) створення матриці затухання [62] і її перемноження на вибірку вхідних даних, що містить часові залежності, отриманих у фіксованих точках над землею. Таким чином, отримані сигнали фільтруються за допомогою дискретизації підземного простору, точок по часу і відповідного затухання поля. Дані, отримані за допомогою методу дискретної томографії показані на Рис. 3.18.





б)



в)

Рис. 3.18. Результат суперпозиції часових залежностей від різної кількості приймальних антен для відповідної кількості датчиків електромагнітного поля: а) 15, б) 29, в) 57

Дані на Рис. 3.18 представляють суперпозицію розсіяних імпульсних полів отриманих від підземних точок. Можна помітити чітке покращення роздільної здатності отриманих даних за рахунок збільшення числа датчиків електромагнітного поля. Також видно зростання амплітуди в центрі рисунку зі зменшенням кроку сканування. Це зростання пропорційне оберненому значенню просторового кроку. Можна побачити, що кожна наступна вершина вдвічі більша за попередню. Це обумовлено тим, що чим більше випромінювачів враховано, тим більше енергії фіксується в приймальних датчиках. Ці дані зшиваються з початковою вибіркою даних для ШНМ так само, як показано на Рис. 3.14, і, як наслідок, вхідний шар ШНМ матиме більше нейронів.

Для 15 датчиків отримується $7500 + 855$ нейронів, для 29 датчиків отримується $14500 + 3306$ нейронів, і для 57 датчиків отримується $28500 + 12939$ нейронів, де другий доданок вказує на дані томографії. Довжина додаткової частини є результатом множення відповідної кількості підземних точок у глибину та ширину, які вираховуються алгоритмом дискретної томографії [62]. Також слід зазначити, що розрахована частина даних пов'язана з відповідною кількістю датчиків електромагнітного поля (Рис. 3.18) і зшивається до відповідного набору вхідних даних для ШНМ. Але слід мати на увазі, що отриманий дисбаланс нейронів для першого та другого шару ШНМ може призвести до нестабільності навчання, і незадовільних результатів розпізнавання, як наслідок.

3.3.3 Числові результати

Найкращий спосіб оцінити успішність запропонованого підходу, це спробувати визначити положення труби, на яке ШНМ не було вивчено. Просторова сітка підземного об'єму утворює тренувальні позиції, значення яких вказано в постановці задачі розділу. Що стосується тестових позицій, які

знаходяться поза цією сіткою, то буде перевірено три випадки: 1) 260 мм, на Рис. 3.19 – Рис. 3.21; 2) 310 мм на Рис. 3.22 – Рис. 3.24; 3) 410 мм на Рис. 3.25 – Рис. 3.27.

Для кожної тестової глибини розглядається три випадки набору вхідних даних: 1) використання лише дискретизованих сигналів від заданої кількості датчиків електромагнітного поля; 2) використання лише розрахованої частини томографії; 3) використання обох випадків (зконкатенованих в один вхідний вектор). Для усіх тестових випадків (Рис. 3.19 – Рис. 3.27) використовується горизонтальна вісь, на якій кожна поділка відповідає навчальним випадкам глибини труби та випадку відсутності об'єкта («без труби»). Вертикальна вісь ілюструє значення вихідних нейронів, які представляють вихідні значення функції активації Softmax в останньому шарі ШНМ. Для кожного випадку розпізнавання порівнюється робота алгоритму в залежності від числа датчиків електромагнітного поля, які позначено різними кольорами та розшифровуються в легенді рисунку. Слід зазначити, що кожна кількість датчиків формує унікальний дискретний розподіл підземного простору, а саме 100 мм, 50 мм і 25 мм між підземними точками. Кожна поділка горизонтальної осі поєднує три стовпчики вихідного значення нейрона для кожного тестового випадку.

На меті стоїть дізнатись, чи покращує результати розпізнавання збільшення кроку сканування. Отже, результати можна розділити на дві групи: старий крок (100 мм) і новий (збільшений крок у просторі 50 мм або 25 мм). Щоб оцінити покращення розпізнавання або його відсутність, можна використовувати два основні фактори (два критерії): 1) стабільність відповіді, яка є важливим початковим фактором оцінки через подальше дослідження роботи алгоритму з шумовим спотворенням сигналів; 2) апроксимаційні властивості. Оскільки тестування алгоритму проводиться шляхом розпізнавання проміжних позицій, то в першу чергу цікавим є результуючий розподіл сигналу на виході ШНМ. Наприклад, якщо розглядається крок 260 мм, то мають спрацювати два найближчих до нього нейрона: 250 мм і 275 мм, і якщо взяти до уваги, що

260 мм є майже проміжним положенням між ними, то очікується значення, близьке до 0,5 для обох нейронів. Крім того, у даному випадку ідеальним буде невелике відхилення розподілу до 250 мм, так як ця позиція ближче. Таким чином проводиться дослідження узагальнюючих здібностей ШНМ за рахунок оцінки апроксимаційних здібностей.

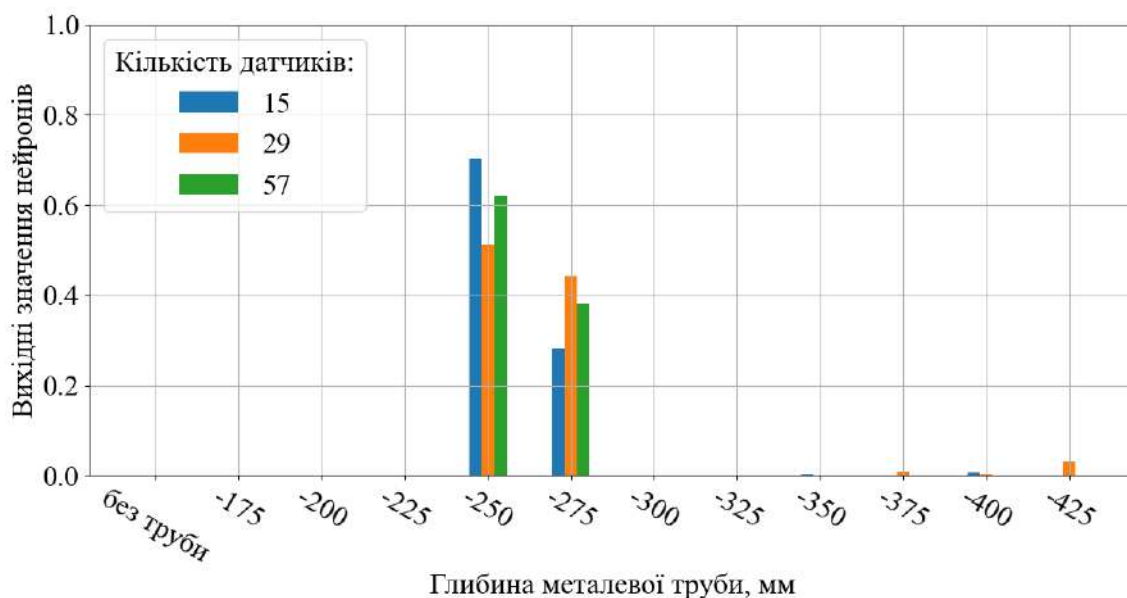


Рис. 3.19. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 260 мм штучною нейронною мережею з використанням прийнятих часових залежностей у якості вхідних даних

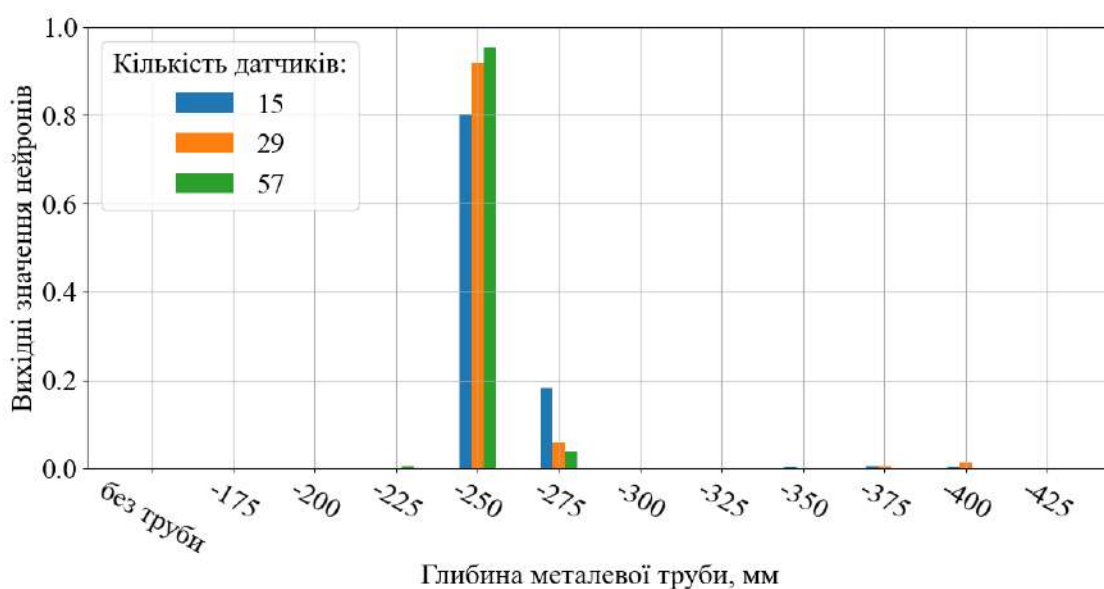


Рис. 3.20. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 260 мм штучною нейронною мережею з використанням комбінації прийнятих часових залежностей та даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних.

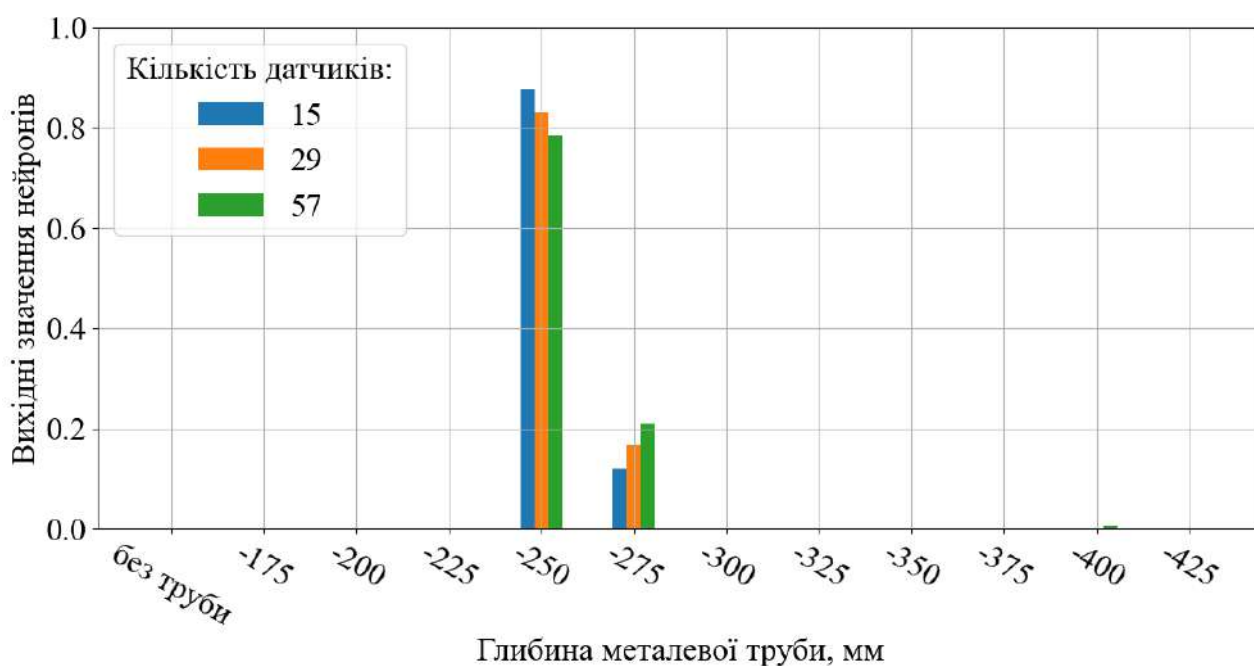


Рис. 3.21. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 260 мм штучною нейронною мережею з використанням даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних

Розглянемо результати розпізнавання металевої труби на глибині 260 мм. На Рис. 3.19 показано випадок використання лише отриманих часових залежностей, які зображено на Рис. 3.14. Для всіх трьох кроків відбулось спрацювання нейронів, що відповідають глибинам 250 мм і 275 мм, що є коректним для даного тестового випадку. Можна сказати, що стабільність цих результатів не відповідає введеному вище критерію, але якщо розглянути апроксимаційні властивості, то випадок 29 датчиків має найбільш коректне співвідношення правильних вихідних нейронів, а саме рівень сигналу як 50/50 між ними. На Рис. 3.20 показано результати розпізнавання з використанням комбінованого випадку вхідних даних. Можна помітити, що не у всіх випадках отримано гарну апроксимацію результату, але стабільність розпізнавання є задовільною, з найкращими результатами для випадку 57 датчиків. На Рис. 3.21 помітно, що результат розпізнавання з використанням лише томографічних даних для ШНМ дає гірші результати щодо стабільності, і також не покращує апроксимаційні

властивості. Крім того, випадок 15 польових моніторів є найстабільнішим серед інших.

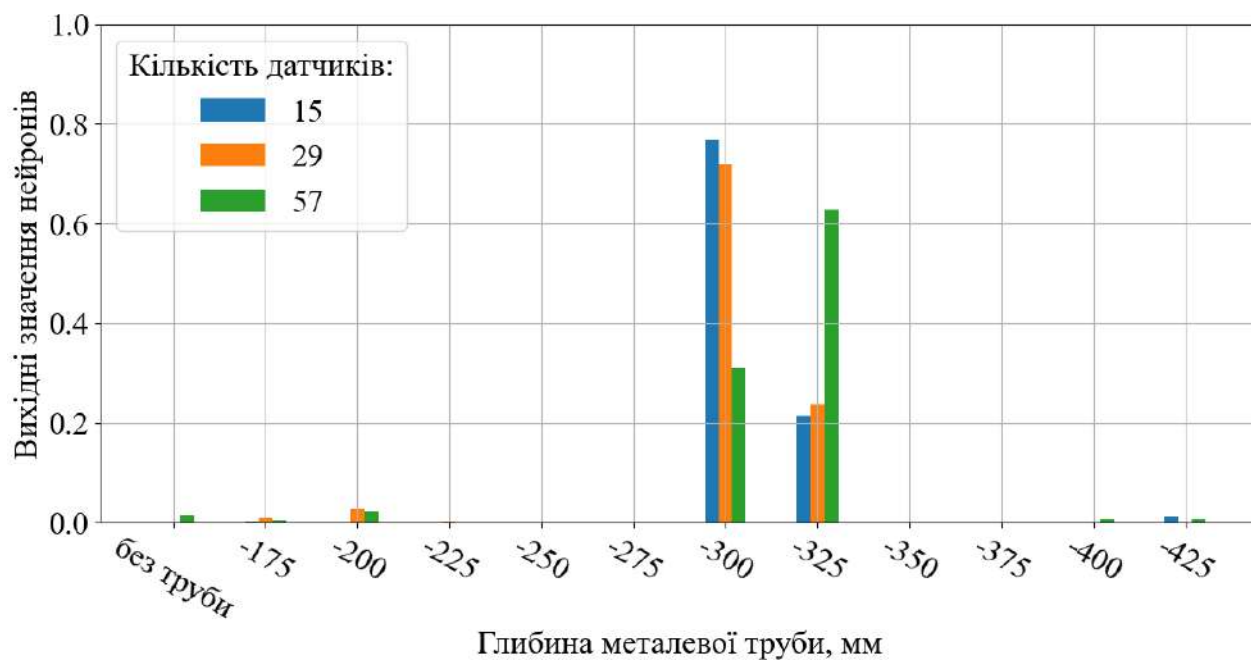


Рис. 3.22. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 310 мм штучною нейронною мережею з використанням прийнятих часових залежностей у якості вхідних даних

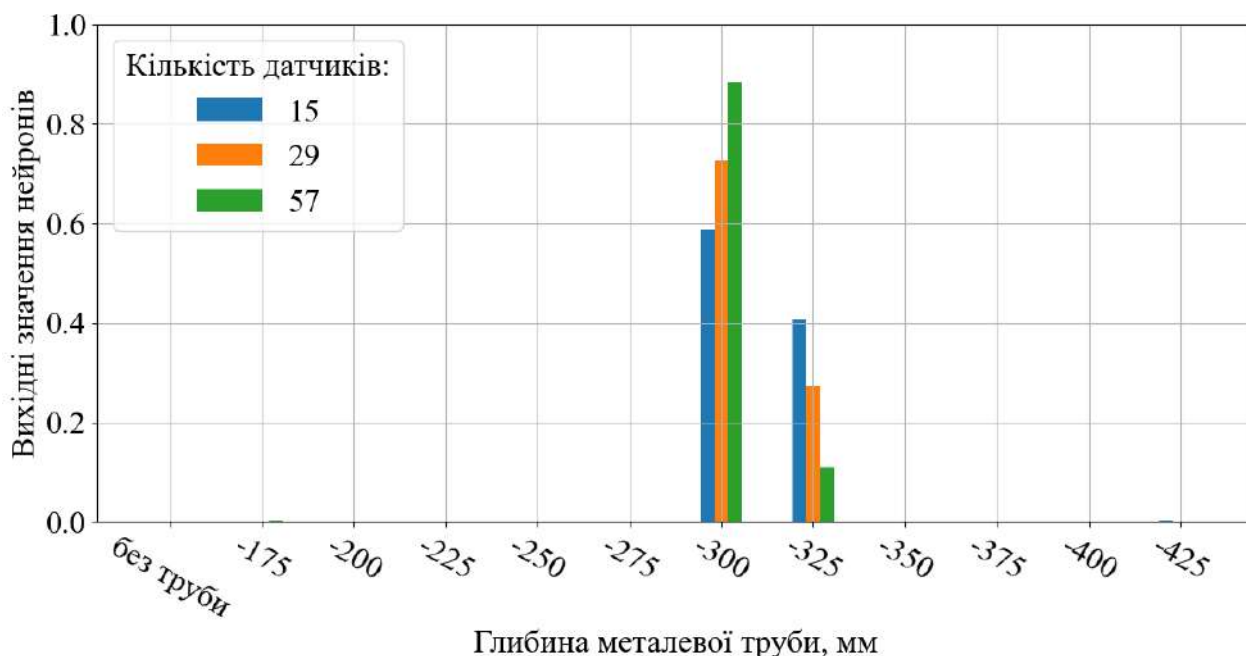


Рис. 3.23. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 310 мм штучною нейронною мережею з використанням комбінації прийнятих часових залежностей та даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних

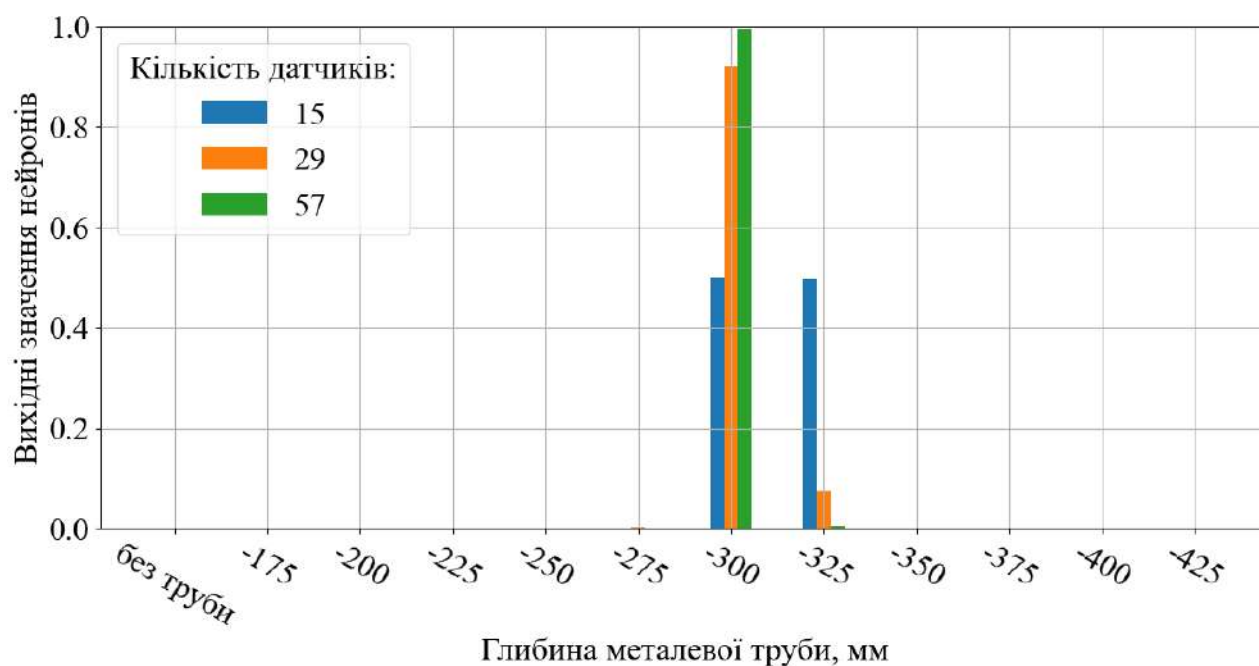


Рис. 3.24. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 310 мм штучною нейронною мережею з використанням даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних

Розглянемо результати розпізнавання металевої труби на глибині 310 мм. На Рис. 3.22 зображено незадовільний результат розпізнавання з використанням часових залежностей у якості вхідних даних. А саме, якщо розглянути випадок 57 польових моніторів, сильніша активація нейрона, що відповідає за глибину 325 мм є некоректним, оскільки даний тестовий випадок ближчий до нейрона, що відповідає за глибину 300 мм. Якщо звернути увагу на стабільність відповідей, то вона також не задовольняє введеним критеріям. На Рис. 3.23 зображено результати розпізнавання з використанням комбінованого випадку вхідних даних. Якщо звернути увагу на апроксимаційні властивості, то можна помітити, що випадок 100 мм має найближчі значення до співвідношення 50/50 між коректними нейронами. Але якщо порівняти даний результат з випадком 29 датчиків із Рис. 3.19, можна помітити, що апроксимація менш успішна. Якщо розглядати стабільність відповідей, випадок 57 датчиків має задовільний результат. На Рис. 3.24 зображено результати розпізнавання з використанням лише томографічних даних. Отримано цікавий результат як для

старого, так і для нового кроку сканування. Крок 100 мм продемонстрував ідеальне співвідношення 50/50 для рівнів вихідних сигналів коректних нейронів, а крок 25 мм показав задовільну стабільність результату.



Рис. 3.25. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 410 мм штучною нейронною мережею з використанням прийнятих часових залежностей у якості вхідних даних

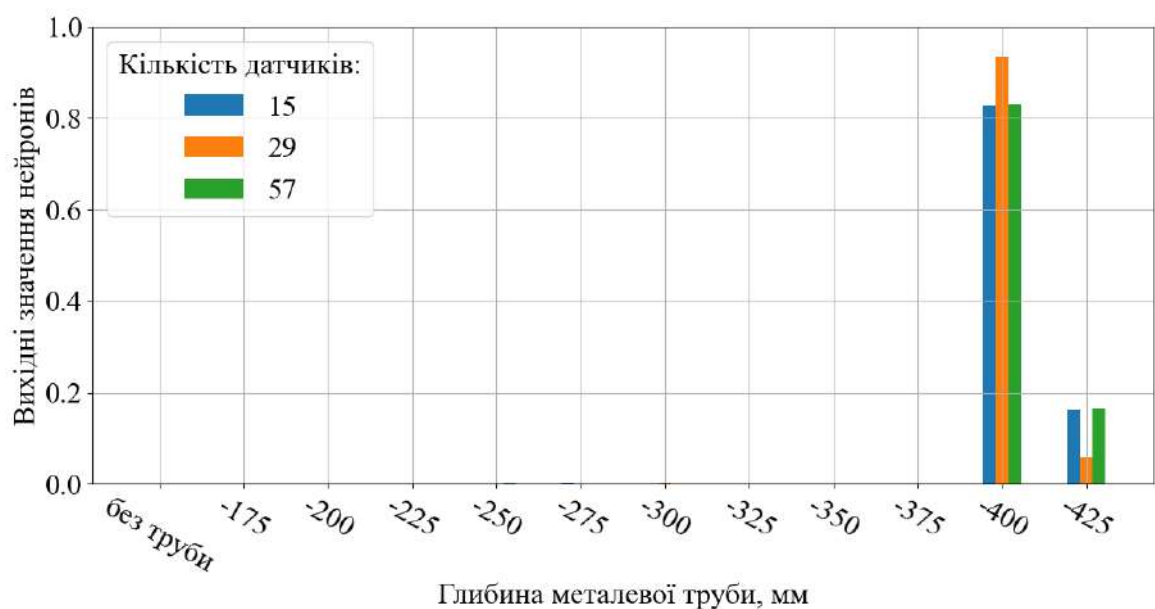


Рис. 3.26. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 410 мм штучною нейронною мережею з використанням комбінації прийнятих часових залежностей та даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних

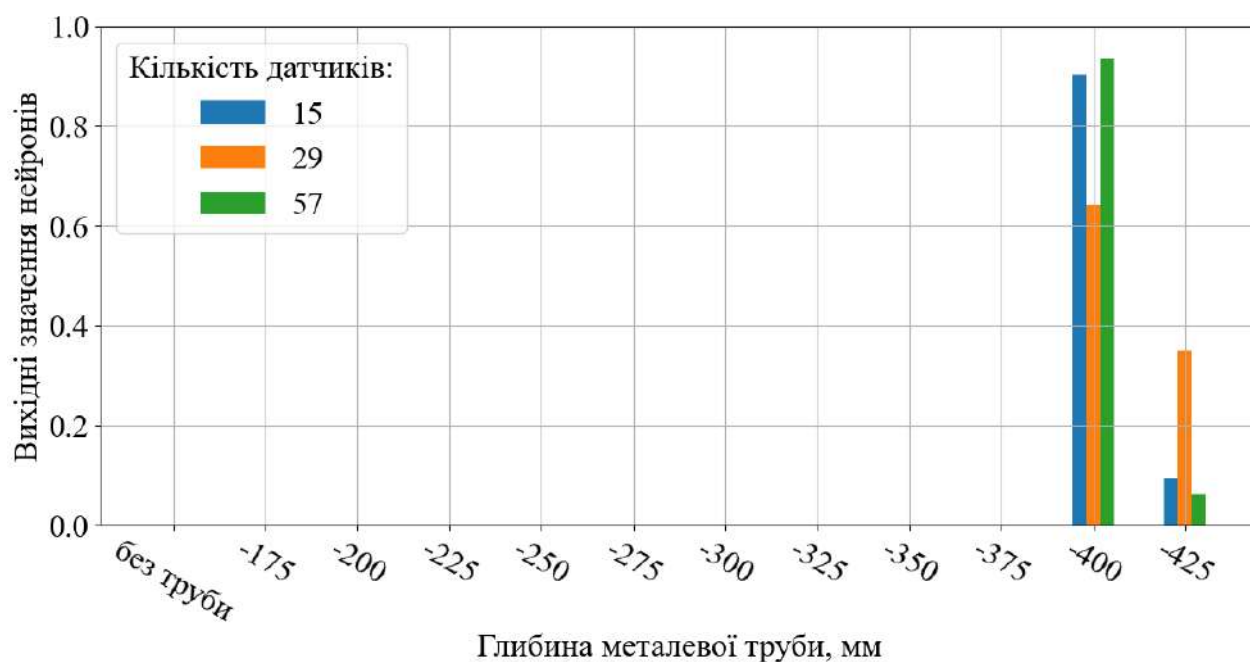


Рис. 3.27. Результат розпізнавання металевої труби на глибині 410 мм штучною нейронною мережею з використанням даних, отриманих методом ДТ у якості вхідних даних

Розглянемо результати розпізнавання труби на глибині 410 мм. На Рис. 3.25 зображено результати використання прийнятих часових залежностей у якості вхідних даних. Що стосується кроку 100 мм, отримано задовільну стабільність, але збільшення кроку сканування дає покращення розпізнавання, наприклад для випадку 57 датчиків електромагнітного поля. Що стосується результатів із використанням комбінованих вхідних даних (Рис. 3.26), то теж спостерігається задовільна стабільність як для випадку 100 мм, так і для випадку зі зменшеним кроком сканування, але використання кроку 50 мм є найбільш стабільним. Використання лише томографічних даних (Рис. 3.27), показало гарну стабільність результатів розпізнавання для кроків сканування 100 мм і 25 мм, але 25 мм виявився більш стабільним. Крім того, крок сканування 50 мм продемонстрував певні апроксимаційні властивості, проте не достатньо успішні за введеним критерієм.

Загалом продемонстровано, що використання зменшеного кроку сканування дає більш успішні результати розпізнавання для запропонованого алгоритму.

3.4. Вибір часового вікна в задачах обробки даних імпульсного радару

3.4.1 Постановка задачі

В якості опромінювача використовується плоска електромагнітна хвиля з часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0.6 нс, а у якості приймачів електромагнітного поля – ідеальні датчики напруженості електромагнітного поля, наприклад, антени, що знаходяться на висоті $h = 250$ мм. Вважаємо, що ґрунт, який опромінюється є однорідним з діелектричною проникністю $\epsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м. Відстань між 29ма приймальними антенами – 50 мм. Об'єкт дослідження – металева труба з радіусом 25 мм, що розташована перпендикулярно до лінійки приймальних антен на глибині від 175 мм до 425 мм з кроком 25 мм, тобто, всього маємо 11 можливих положень труби.

Розрахунок цієї задачі проводиться методом FDTD, і його результати представляються у вигляді відліків амплітуди з часовим кроком 30 пс із загальною тривалістю 15 нс, тобто 500 точок на прийнятий імпульс. Всі дані по всім 29 антенам формують масив з 14500 точок, який є вхідними даними для ШНМ. Але додатково на вхід ШНМ буде подаватися інший масив даних, утворений з первинного за томографічним алгоритмом. Результат аналізу відображається 12ма виходами ШНМ, одиничне значення одного з них свідчить про положення труби на глибині з відповідним номером, за виключенням останнього виходу, одиничним значенням який свідчить про відсутність труби взагалі. ШНМ має сигмоїдну функцію збудження.

Таким чином, задача розв'язується шляхом проведення числового моделювання для отримання часових залежностей, створення тренувального набору даних для ШНМ та вирішення задачі класифікації для визначення глибини металевої труби.

3.4.2 Особливості вибору часового вікна

У попередніх підрозділах для аналізу було використано часове вікно, яке позначено зеленим кольором на Рис. 3.28. Таке положення часового вікна фіксує відбиття від прихованого об'єкта в центрі часової залежності, а також відкидає високоамплітудне коливання від проходження імпульсу через датчики електромагнітного поля.

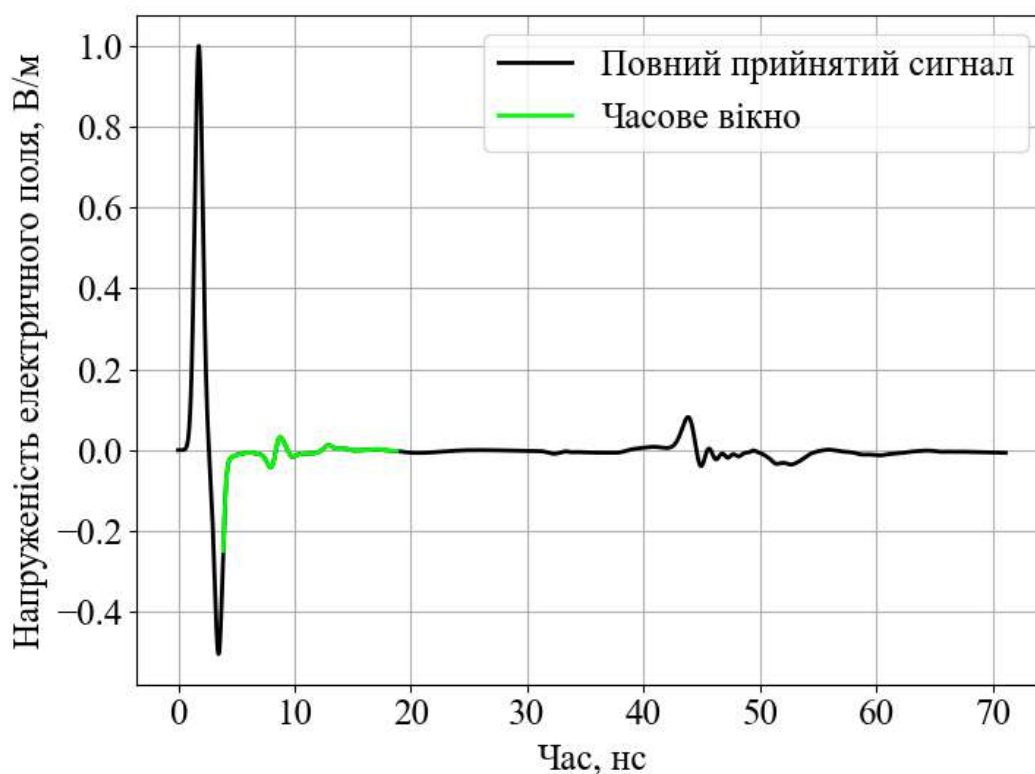


Рис. 3.28. Приклад отриманої часової залежності від одного з чотирьох датчиків електромагнітного поля. Чорна часова залежність – отриманий сигнал. Зелена часова залежність – обране часове вікно для подальшої обробки

Для використання підходу дискретної томографії, інтерпольовані часові залежності електричного поля послідовно зшиваються в один вектор довжиною 14500 елементів (29 часових залежностей по 500 точок інтерполяції кожна). Результати розпізнавання із використанням іншої кількості датчиків електромагнітного поля представлено в попередніх підрозділах. Отриманий

вектор множиться на матрицю коефіцієнтів затухання, яка розраховується відповідно до параметрів задачі, і в результаті отримується підсилення впливу підземних розсіювачів. Набір таких векторів, що відповідають заданим глибинам прихованого об'єкту, використовується для навчання ШНМ.

На Рис. 3.29 наведено приклад такого вектору (часової залежності) дискретної томографії для глибини прихованого об'єкту 300 мм, що позначений чорним кольором для різних часових вікон.

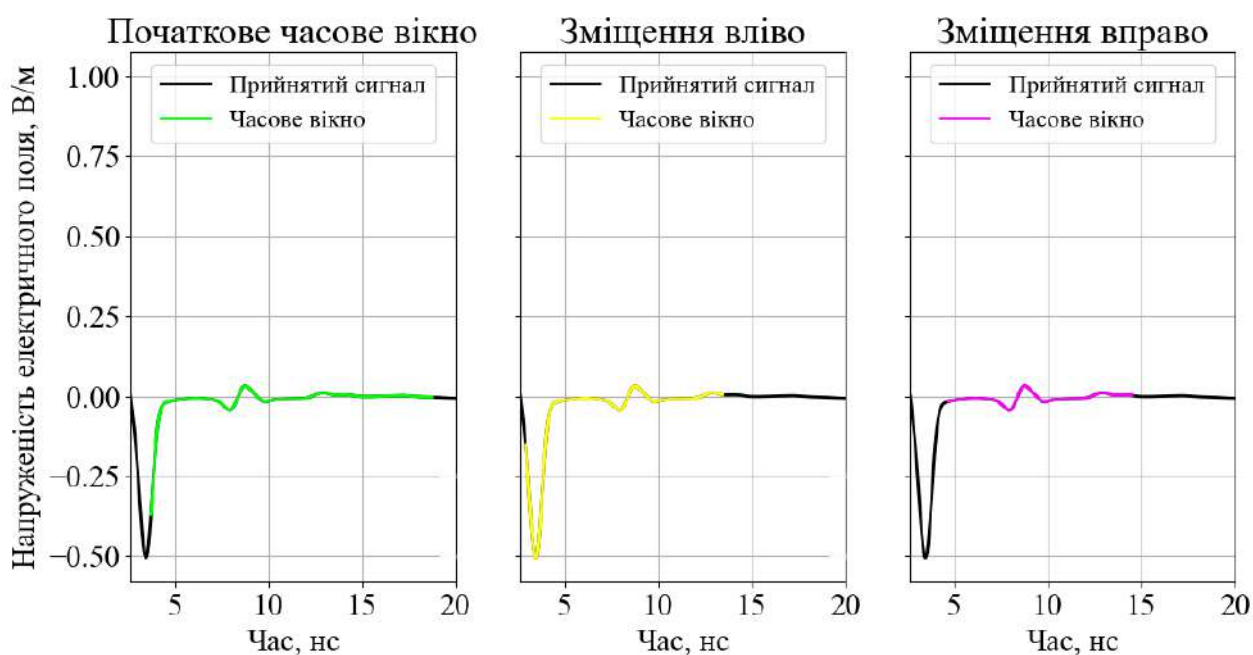


Рис 3.29. Три варіанти часового вікна

Щоб дослідити вплив положення часового вікна на результати навчання ШНМ, було розглянуто три випадки (див. Рис. 3.29):

- 1) Початковий випадок, що використовувався в попередніх підрозділах і роботах [65], [66];
- 2) випадок зі зсувом вліво від початкового положення часового вікна;
- 3) випадок зі зсувом вправо від початкового положення часового вікна.

На Рис. 3.29 жовта крива (випадок лівого зміщення) моделює ситуацію, коли часове вікно захоплює більшу частину падаючого електромагнітного імпульсу. Загальний вигляд часових залежностей, що отримані від всіх датчиків електромагнітного поля при знаходженні об'єкта на глибині 300 мм показано на

Рис. 3.30. Важливо відзначити, що для випадку лівого зміщення, загальна тривалість вікна по часу не змінювалась, і вона дорівнює початковому випадку. Ідея полягає в тому, щоб додати до початкового сигналу деяку неінформативну частину імпульсу, яка імітує можливу помилку під час стробування сигналу при скануванні землі георадаром в реальному часі. Результат обробки часових залежностей із Рис. 3.30 за допомогою томографічного підходу представлений на Рис. 3.31. Початковий сигнал містить перешкоди, однак дані отримані методом дискретної томографії (Рис. 3.31) мають лише основний пік відбиття від прихованого об'єкту, у порівнянні з початковим випадком на Рис. 3.30. Що стосується випадку зсуву «праворуч», то тривалість часового вікна було скорочено з кінця, і також, видалено неінформативну частину на його початку, оскільки видно, що його можна покращити, починаючи, приблизно, з 5 нс. Вибір більш коректного часового вікна збільшує інформаційну частину отриманого сигналу зондом, як видно з Рис. 3.32. Проте, для цього випадку ми отримуємо додаткову вершину в томографічній частині даного часового вікна, яке представлено на Рис. 3.33. Ці припущення щодо покращення результатів розпізнавання за допомогою даного підходу буде досліджено в розділі результатів.

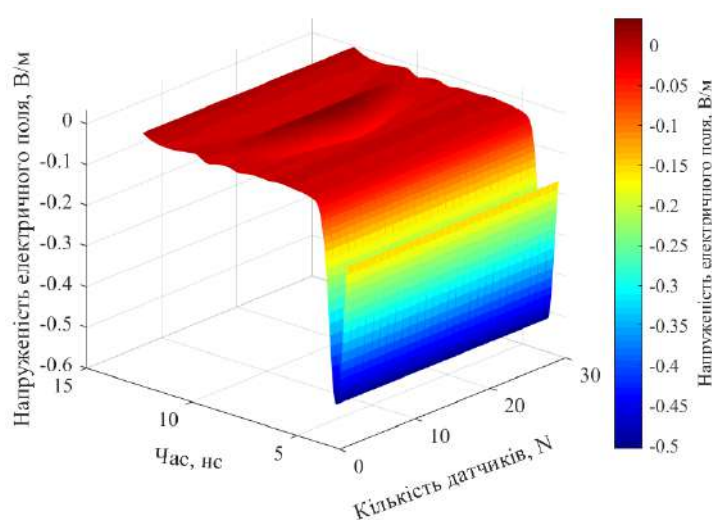


Рис. 3.30. Часові залежності електромагнітного поля для випадку зсуву часового вікна ліворуч від початкової позиції

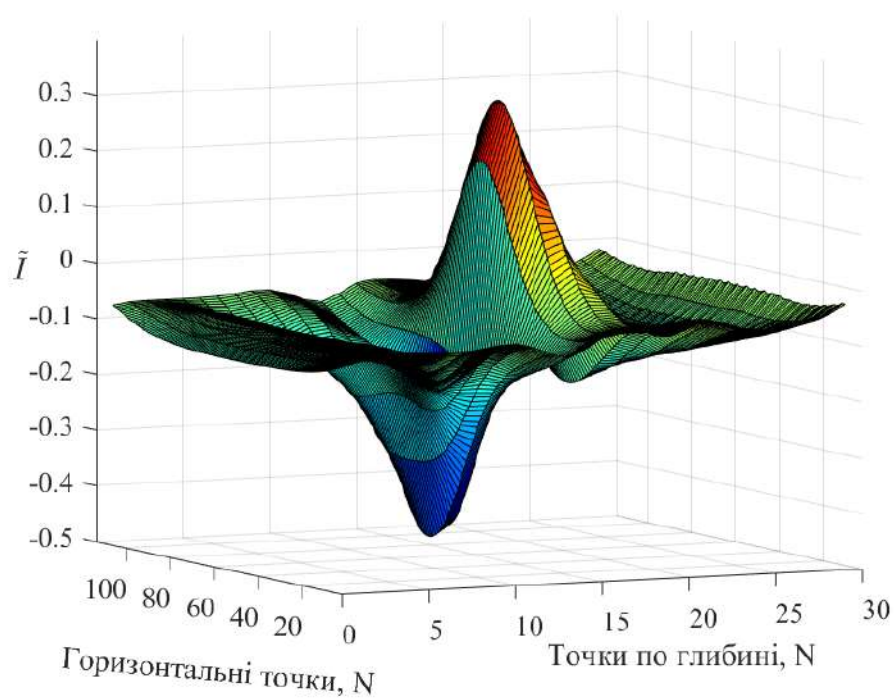


Рис. 3.31. Дані отримані методом ДТ для випадку зсуву часового вікна ліворуч від початкової позиції

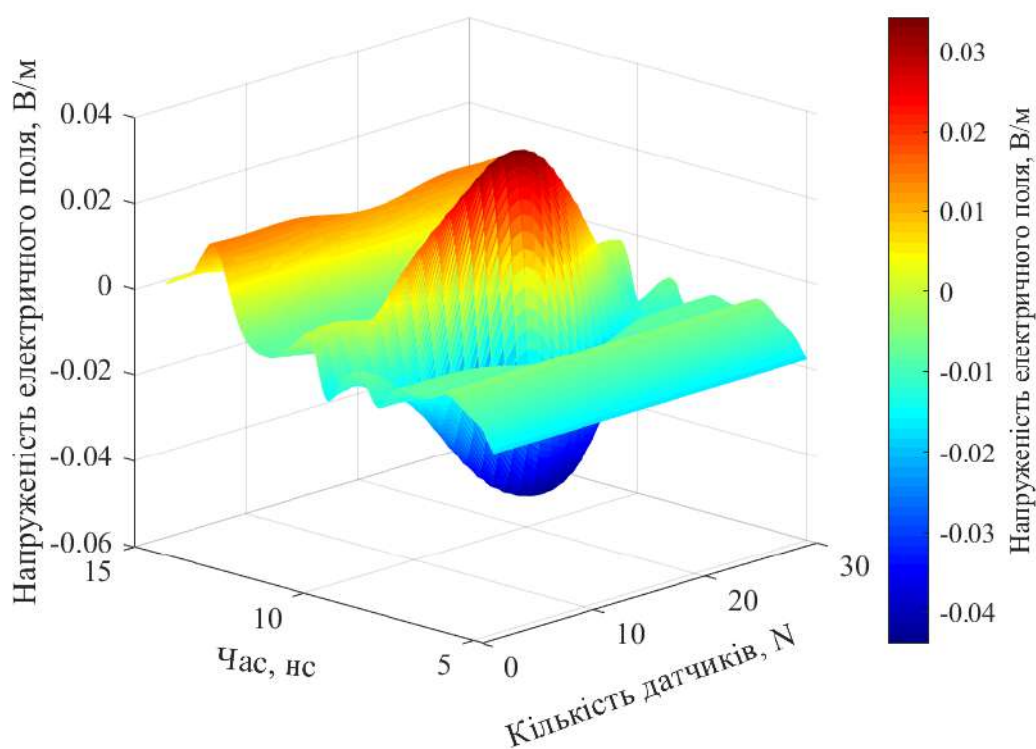


Рис. 3.32. Часові залежності електромагнітного поля для випадку зсуву часового вікна праворуч від початкової позиції

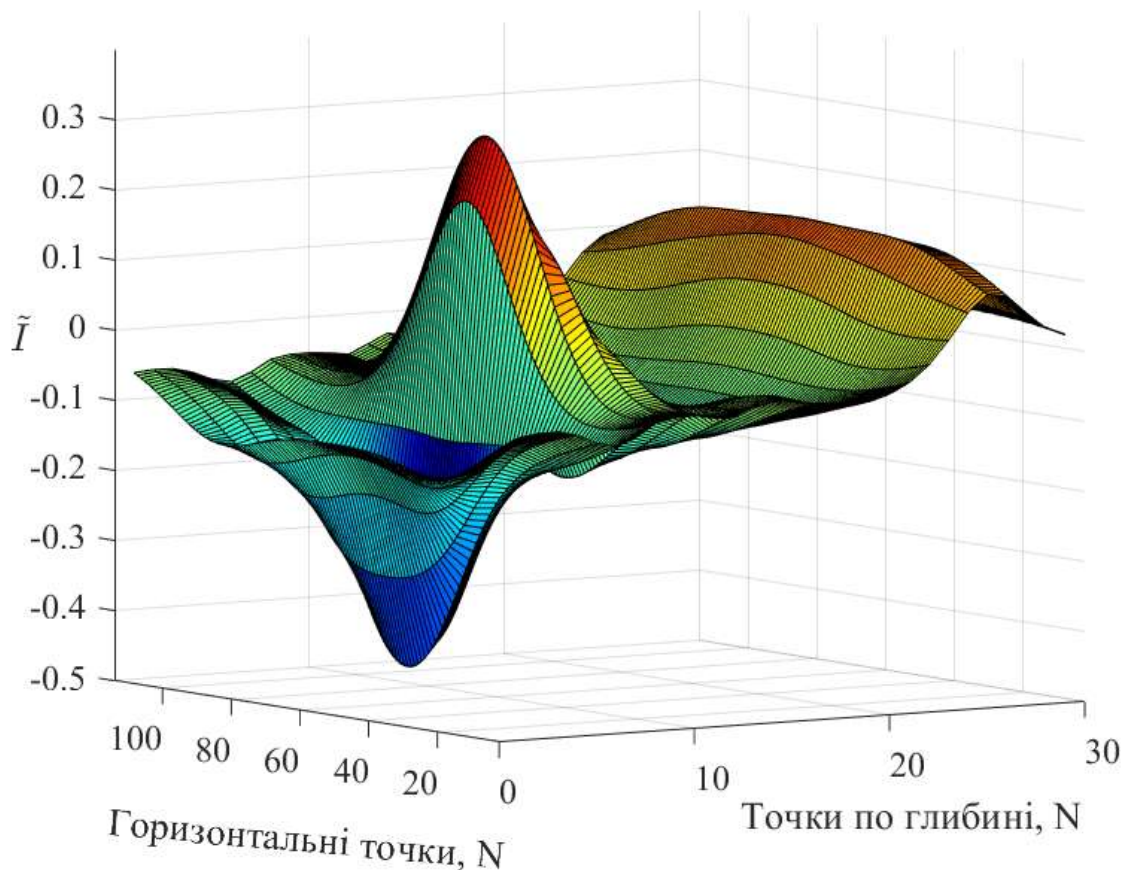


Рис. 3.33. Дані отримані методом ДТ для випадку зсуву часового вікна праворуч від початкової позиції

3.4.3 Числові результати

На Рис. 3.34 – Рис. 3.42 представлені результати розпізнавання глибини прихованого об'єкта при наявності шуму у тренувальному наборі даних для ШНМ. Вісь X відповідає тренувальним положенням металевої труби. А саме, одинадцятьом можливим глибинам і додатковому випадку відсутності металевої труби у досліджуваному просторі. Це відповідає 12 нейронам вихідного шару ШНМ. Вісь Y показує прогноз ШНМ стосовно глибини об'єкта, що представляє ймовірності шару SoftMax. Тестування підходу проводиться застосуванням білого Гаусового шуму різних співвідношень сигнал/шум до вхідних даних ШНМ. Таким чином, оцінюється стійкість системи до можливих перешкод, що

мають місце в реальних застосуваннях підповерхневих радарів. Для усіх наведених результатів на Рис. 3.34 – Рис. 3.42 розглянуто 5 можливих рівнів шуму, а саме: 100 дБ, який є базовим випадком для порівняння, оскільки він відповідає сигналу без перешкод, а далі йде поступове додавання шуму в порядку зростання, а саме: 10, 0, –20, –30 дБ. Від’ємні значення інтерпретуються як перевага енергії шуму над енергією корисного сигналу в заданому часовому вікні, що відповідає можливій інтерференції в реальному процесі сканування НШС георадаром. Таким чином, для кожного випадку на осі X отримано 5 розташованих поруч стовпців, які представляють різні значення шуму, що позначені різними кольорами в легенді рисунку. Кожні п’ять стовпчиків відповідають своєму позначенню на осі X і не повинні розглядатися як окремі неперервні значення глибини.

Окрім дослідження завадостійкості є можливою перевірка алгоритму на проміжних позиціях глибини прихованого об’єкта між основними 11 глибинами, описаними вище, подібно до того, як було зроблено в попередньому розділі. Ці позиції дорівнюють 260, 310 і 410 мм. Також, враховуючи попередні результати, було вирішено використовувати 29 датчиків електромагнітного поля, що імітує рух і процес сканування землі георадаром над досліджуваною областю. Крім того, на Рис. 3.34 – Рис. 3.42 показано результати використання томографічних даних у якості вхідних даних для ШНМ. Результати розпізнавання для отриманих часових залежностей та їх поєднання з даними томографії описано більш детально в попередньому розділі.

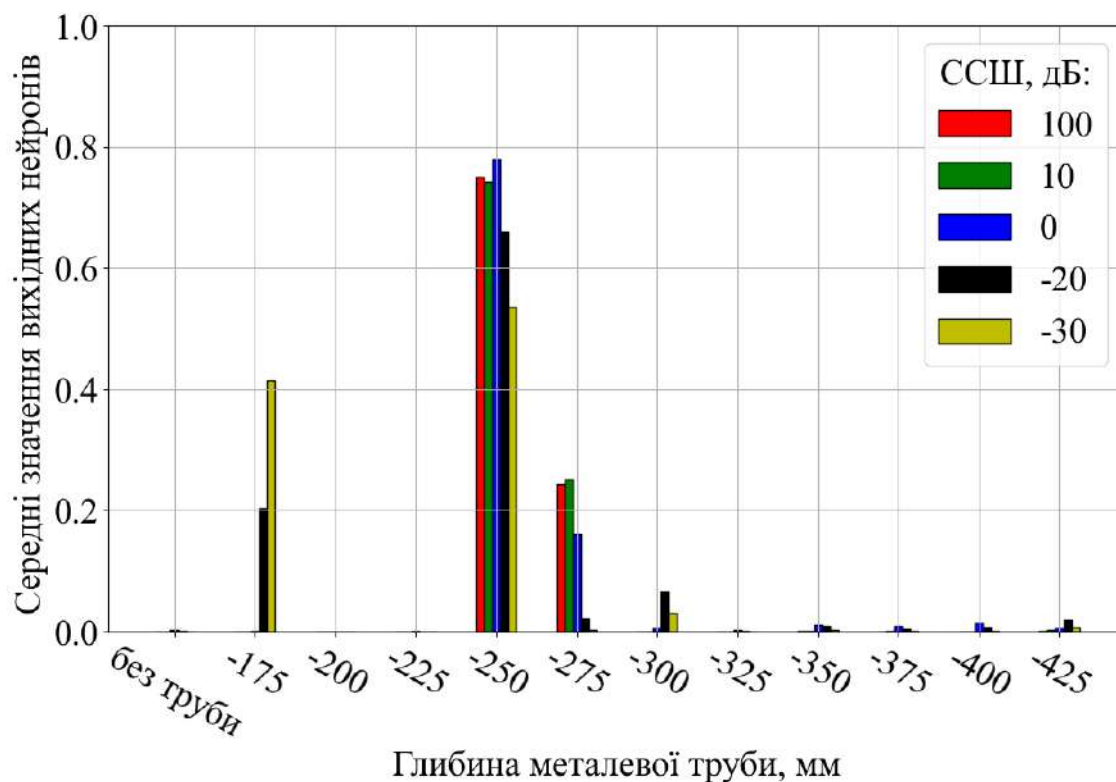


Рис. 3.34. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 260 мм із використанням часового вікна зі зміщенням ліворуч від початкової позиції

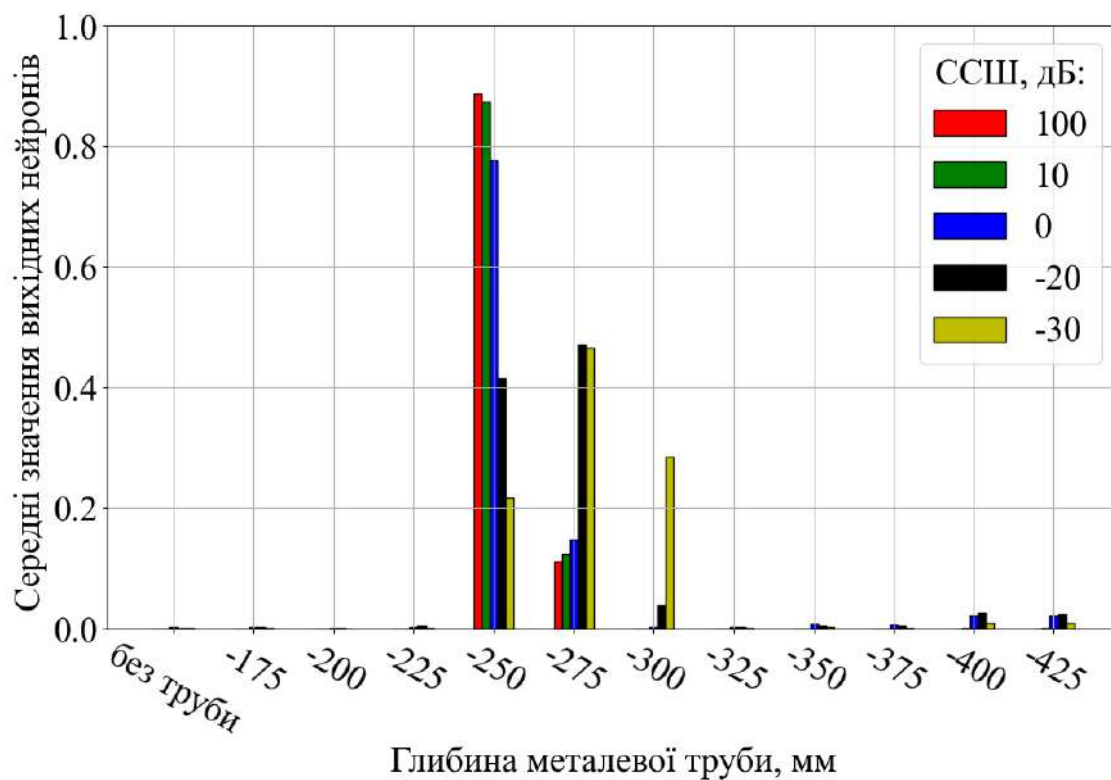


Рис. 3.35. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 260 мм із використанням початкового часового вікна

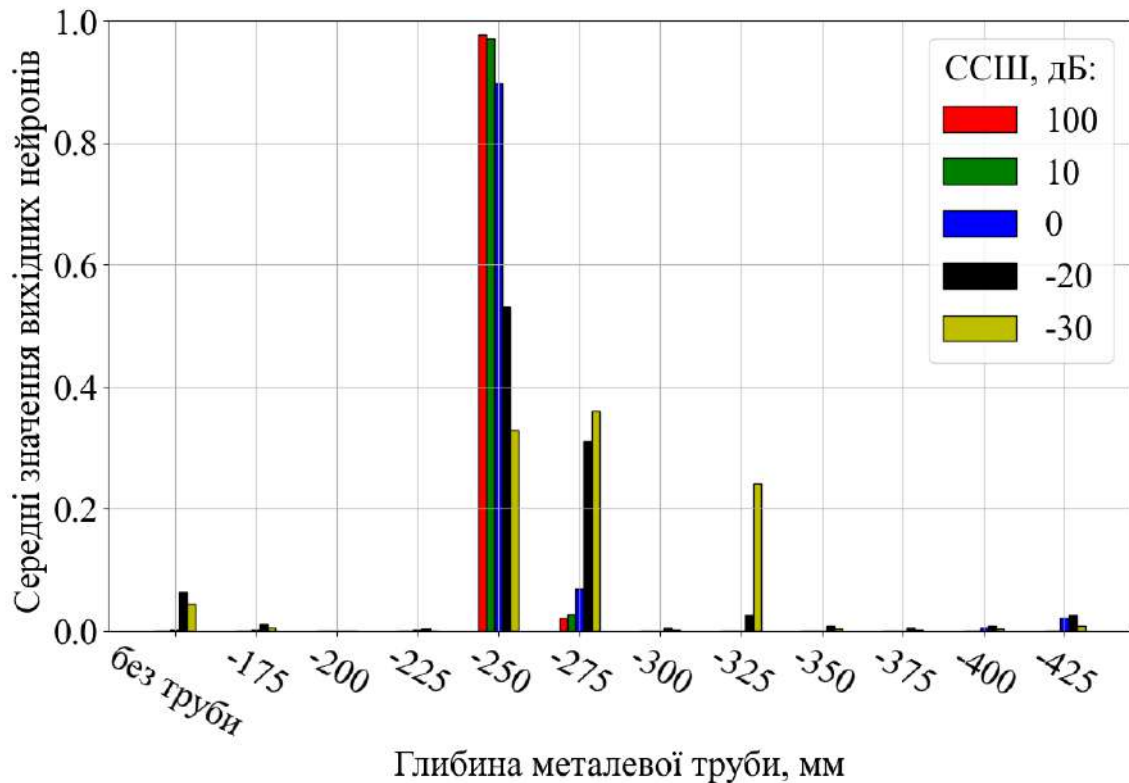


Рис. 3.36. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 260 мм із використанням часового вікна зі зміщенням праворуч від початкової позиції

Розглянемо випадок знаходження металевої труби на глибині 260 мм. Результати розпізнавання для усіх трьох випадків часового вікна представлені на Рис. 3.34 – Рис. 3.36. На Рис. 3.34 зображено результат для зміщення часового вікна ліворуч від початкової позиції (див. Рис. 3.29). Отримано низьке вихідне значення правильного вихідного нейрона навіть у випадку відсутності додавання шуму до сигналу (100 дБ), бо це значення є меншим за 0,8. Але можна помітити досить непогану завадостійкість. Для випадку 0 дБ все ще присутній той самий рівень правильного вихідного нейрона, що й для випадку без шуму. Починаючи з -20 дБ, некоректні нейрони починають активуватися, а саме на глибині -175 мм. Малу активацію -300 мм можна вважати некритичною, тому що вона достатньо близька до правильного положення 260 мм. Крім того, спостерігається сильна тенденція ШНМ вказувати на 2 правильних нейрона: 250

і 275 мм навіть для рівня шуму до 0 дБ. Це вказує на те, що істинне положення металевої труби повинно бути десь між цими 2 нейронами, і випадок з 250 мм є більш високим, що є коректною оцінкою.

Розглянемо Рис. 3.35, на якому зображено результат тестування шумостійкості для початкового випадку часового вікна. Тут отримано набагато сильніші значення вихідного нейрона для коректного положення металевої труби, ніж для випадку часового вікна зі зміщенням ліворуч. Отримано значення 0,9 для 100 і навіть для 10 дБ, що відмінним результатом завадостійкості. Для 0 і -20 дБ якість відповіді починає знижуватися, але активуються правильні найближчі нейрони: 250 і 275 мм. Навіть для рівня сигнал/шум -30 дБ результат виходить кращим, ніж для випадку часового вікна зі зміщенням ліворуч, тому що немає активації 175 мм, а лише 300 мм. Таким чином, початкове часове вікно більш позитивно впливає на розпізнавання ніж часове вікно зі зміщенням ліворуч.

Результат розпізнавання для зміщеного праворуч відносно вихідного часового вікна зображено на Рис. 3.36. Можна відзначити навіть вищі значення правильних вихідних нейронів, ніж для початкового часового вікна, а саме величини, близькі до 1 навіть для випадку відношення сигнал/шум 0 дБ. Для ССШ = -20 дБ все ще можна спостерігати активацію найближчих значень глибини, що робить цей результат найбільш успішним серед інших випадків зміщення часового вікна при розпізнаванні труби на глибині 260 мм. Однак, ССШ = -30 дБ все ще працює як межа, на якій розпізнавання не вдається для будь-якого часового вікна. Але слід зазначити, що -30 дБ є досить екстремальним рівнем шуму, при якому корисний сигнал практично відсутній.

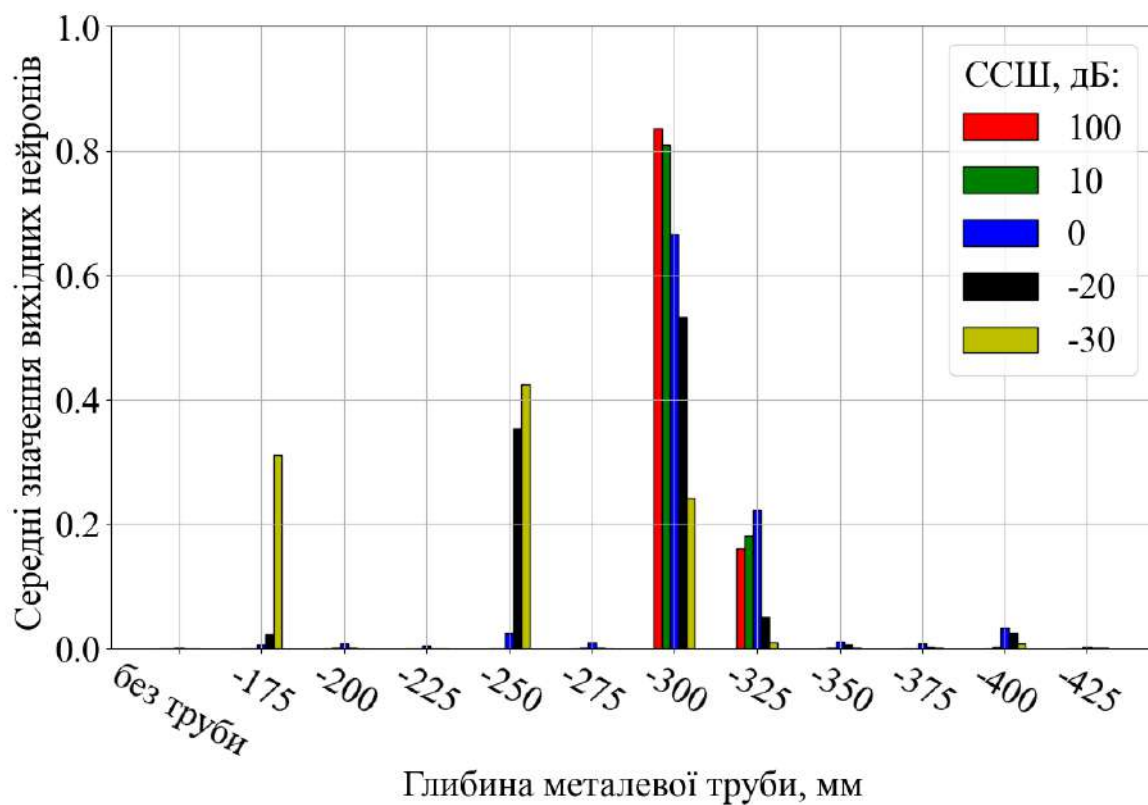


Рис. 3.37. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 310 мм із використанням часового вікна зі зміщенням ліворуч від початкової позиції

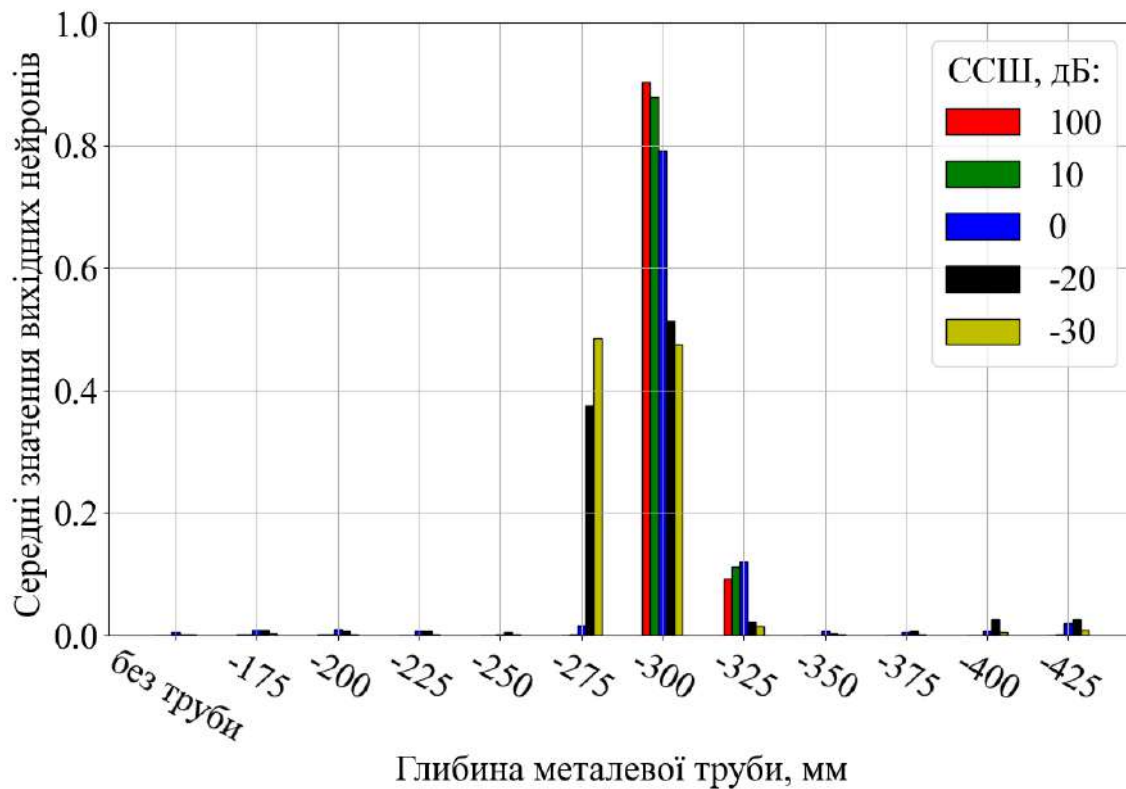


Рис. 3.38. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 310 мм із використанням початкового часового вікна

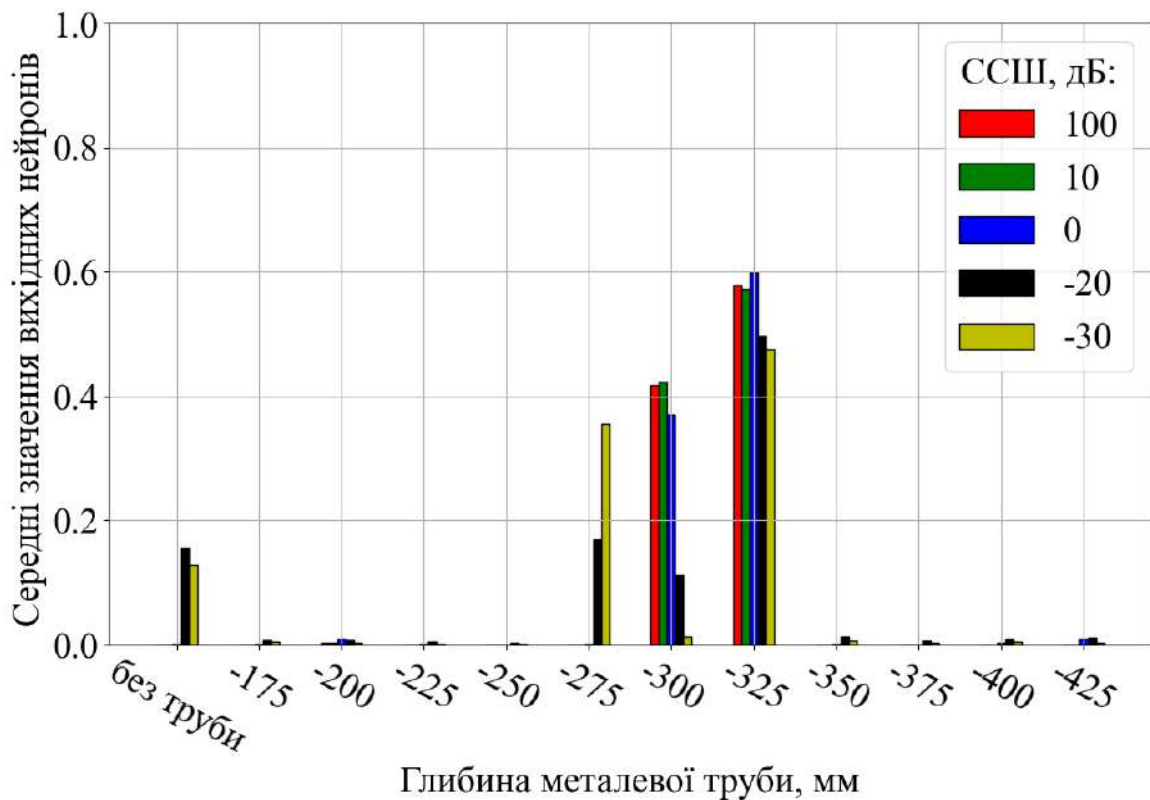


Рис. 3.39. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 310 мм із використанням часового вікна зі зміщенням праворуч від початкової позиції

Розглянемо друге тестове положення труби, яке дорівнює 310 мм. На Рис. 3.37 зображено результат розпізнавання для зміщення «ліворуч» відносно початкового часового вікна. Тут також отримана стабільна коректна відповідь ШНМ навіть для ССШ = 0 дБ, але значення величин приблизно дорівнюють 0,8, як і на Рис. 3.34. Крім того, розподіл значень активації неправильних нейронів досить широкий, а саме 175 і 250 мм. Тут також проглядається тенденція з Рис. 3.34. На Рис. 3.38, де зображено результат розпізнавання для початкового часового вікна, бачимо більші значення на правильних нейронах, подібно до результату на Рис. 3.35. Активація неправильних значень також розподіляється вужче, у порівнянні з Рис. 3.37, як і між Рис. 3.34 та Рис. 3.35. Це покращує результат розпізнавання навіть для високих рівнів шуму, а саме –20 дБ і –30 дБ,

оскільки вони становлять 275, 300, 325 мм з урахуванням реального положення труби на рівні 310 мм. Випадок зміщення праворуч від початкового часового вікна на Рис. 3.39 показує набагато нижчі значення для правильних нейронів, але також практично відсутній розподіл помилок, як на Рис. 3.38. Беручи до уваги низькі значення серед правильних нейронів, а саме 275, 300, 325 мм, можна інтерпретувати їх як плавну інтерполяцію відповіді, що є особливістю роботи ШНМ.

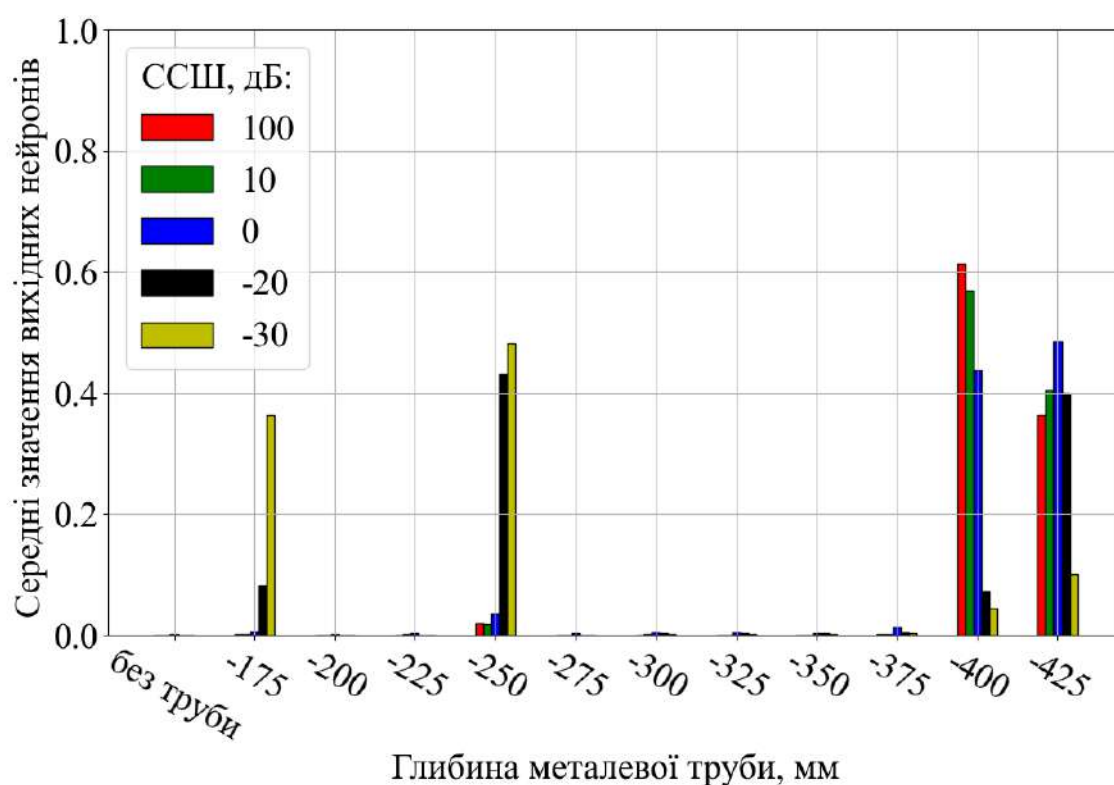


Рис. 3.40. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 410 мм із використанням часового вікна зі зміщенням ліворуч від початкової позиції

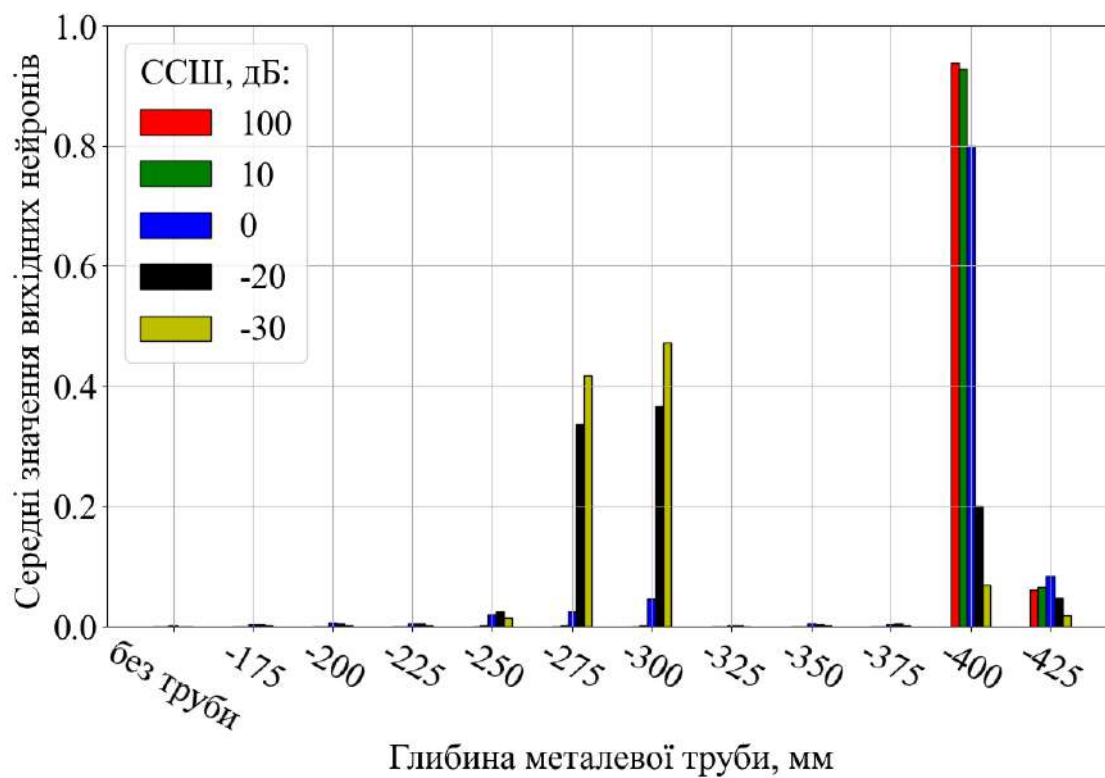


Рис. 3.41. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 410 мм із використанням початкового часового вікна

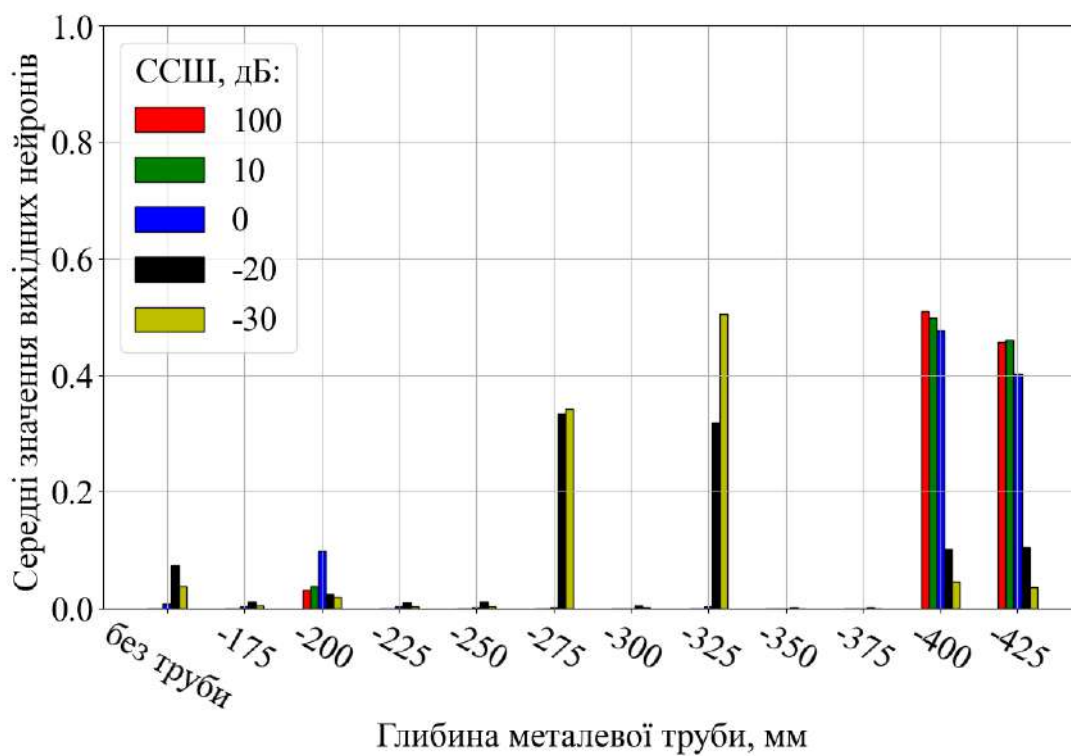


Рис. 3.42. Результат розпізнавання прихованого об'єкту для глибини 410 мм із використанням часового вікна зі зміщенням праворуч від початкової позиції

Розглянемо останню тестову позицію труби, а саме глибину 410 мм. Загальний висновок, який можна зробити з Рис. 3.40 – Рис. 3.42, полягає у тому, що цей випадок положення металевої труби створив труднощі для використовуваного алгоритму при обробці вхідних даних. Можна відзначити, що завадостійкість для всіх заданих часових вікон залишається однаковою. Розпізнавання металевої труби зі ССШ –20 дБ і –30 дБ для вхідних даних ШНМ не вдалося провести, що отримано індикації неправильних глибини для всіх заданих часових вікон. Загалом, даний ефект стосується всіх тестових позицій металевої труби, і ці значення ССШ можна вважати порогом можливості розпізнавання для заданих тестових випадків. Однак, тенденція неможливості розпізнавання також зберігається для зміщення часового ліворуч відносно початкового часового вікна для глибини 410 мм. На Рис. 3.40 розподіл неправильних відповідей ширший, ніж для 275 мм, що не можна сказати про початкове часове вікно та відповідне зміщення праворуч, зображене на Рис. 3.41 – Рис. 3.42. Використання початкового часового вікна на Рис. 3.41 показало досить високу активацію правильних нейронів для не екстремальних рівнів шуму. А випадок зміщення праворуч від початкового часового вікна на Рис. 3.42 знову показує плавне наближення відповідей ШНМ до правильної позиції.

3.5. Стійкість розпізнавання підповерхневих об'єктів до шумів

3.5.1 Постановка задачі

В якості опромінювача використовується плоска електромагнітна хвиля з часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0.6 нс, а у якості приймачів електромагнітного поля – ідеальні датчики напруженості електромагнітного поля, наприклад, антени, що знаходяться на висоті $h = 250$ мм. Вважаємо, що ґрунт, який опромінюється є однорідним з діелектричною

проникністю $\varepsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м. Об'єкт дослідження – металева труба з радіусом 25 мм, що розташована перпендикулярно до лінійки приймальних антен на глибині від 175 мм до 425 мм з кроком 25 мм, тобто, всього маємо 11 можливих положень труби. Розрахунок цієї задачі проводиться методом FDTD, і його результати представляються у вигляді відліків амплітуди з часовим кроком 30 пс із загальною тривалістю 15 нс.

Підбиваючи підсумок результатів попередніх розділів, було досліджено ефективність запропонованого підходу із врахуванням кількості датчиків електромагнітного поля та типу вхідних даних для нейронної мережі [68]. Кількість датчиків електромагнітного поля становить 15, або 29, або 57. Що стосується типу вхідних даних, то результати також були отримані для трьох випадків: 1) використання лише прийнятих часових залежностей, 2) використання даних, отриманих лише методом дискретної томографії, 3) їх комбінація. Тобто, були розглянуті всі комбінації параметрів, а саме 9 випадків комбінацій датчиків електромагнітного поля і типів вхідних даних для нейронної мережі.

Також, досліджено три випадки тимчасового вікна та їх вплив на результати розпізнавання. Враховуючи, що ми маємо розглядати $8 \times 3 = 24$ нових конфігурації системи, візуальне порівняння, як це зроблено в [68], не є доречним. Тому в даному підрозділі, для оцінки якості роботи алгоритму, будуть використовуватись стандартні метрики машинного навчання, такі як оцінка F1. Такий підхід стандартизує дослідження та робить його більш обґрунтованим порівняно з [68].

Також проводиться дослідження завадостійкості для граничних випадків. З точки зору машинного навчання, тестовий набір даних має містити дані того самого характеру, що й навчальний набір даних. Наприклад, якщо розглянути «класичну проблему ML» — бінарну класифікацію кішок і собак [70], тестовий набір даних все одно повинен містити котів і собак, але інші зображення. Важливість подібності тестового і навчального наборів даних полягає в

наступному: по-перше, для отримання узагальнюючих властивостей системи. ШНМ повинна мати здатність правильно класифікувати нові дані, які не були їй відомі під час навчання, але мають подібні характеристики. Це свідчить про те, що модель не просто “запам’ятала” навчальні дані, а навчилася розпізнавати закономірності та особливості, характерні для кожного класу навчання, у нашому випадку це положення прихованого об’єкту. По-друге: для вимірювання якості результату. Оцінка відповідей ШНМ на тестовому наборі дозволяє отримати реалістичне уявлення про те, як вона буде працювати в реальних умовах. Якщо тестовий набір даних дуже відрізняється від навчального, результати оцінки можуть бути некоректними або вводити в оману. По-третє: для запобігання перенавчанню. Використання тестового набору даних, який відповідає характеристикам навчального набору, допомагає виявити, перенавчання ШНМ, тобто, просте “запам’ятовування” специфічних деталей навчальних даних замість того, щоб вивчити загальні закономірності. І, нарешті, для реалістичного тестування: в реальних умовах, дані, які надходять на вхід ШНМ, повинні бути схожими за своєю природою на ті, які використовувались для навчання.

Таким чином, для забезпечення ефективного та точного оцінювання моделі, тестовий набір даних повинен бути ретельно підібраний і відповідати характеристикам навчального набору, зберігаючи при цьому новизну для забезпечення неупередженого тестування здатності моделі до узагальнення [70], щоб була впевненість в надійному функціонуванні цієї моделі на практиці. І навпаки, якщо тестовий набір не відповідає характеристикам навчального набору, це може призвести до неправильних висновків щодо успішності результатів ШНМ, що в свою чергу може негативно вплинути на прийняття рішень щодо її використання в реальних умовах, пошуку причини незадовільної роботи системи в правильно функціонуючих частинах, ризикуючи марно витратити дорогоцінний час відладки. І ці ризики не є примарними, бо на відміну від систем з точно описаним алгоритмом обробки інформації, ми часто в нашому випадку не маємо змоги здійснити поблокову перевірку їхніх складових.

Найпоширенішою помилкою такого типу можна назвати ситуацію, коли ШНМ, яка демонструє високу точність на тестовому наборі з надто простими прикладами, може виявитися неспроможною обробляти більш складні випадки, що виникають у реальному світі.

У попередніх розділах для первинної перевірки шумостійкості доцільно використовувати тренувальні класи навчання – фіксовані глибини. Застосування шуму до цих даних створює тестові зразки – тестові. У свою чергу, в роботах [68], [72] досліджуються граничні випадки, які не підходять до жодного навчального класу, бо вони знаходяться між тренувальними фіксованими глибинами. Метою таких випадків є дослідження апроксимаційних властивостей ШНМ, що є ще одним показником якості системи. Проте дослідження шумостійкості слід проводити окремо від цих випадків, використовуючи навчальні класи глибин. Це більш надійний показник при оцінці шумостійкості системи. Тому в даному підрозділі проводиться оцінка завадостійкості за даними, які природно відповідають навчальним класам.

Слід також зазначити, що в роботі [72] навчальний набір даних складався лише з одного прикладу на клас. Це не стандартний підхід до навчання нейронних мереж, і було б доцільніше дослідити класичний підхід до навчання, де є більше даних для кожного класу. У даному випадку отримати більше навчальних прикладів проблематично через відносно просту фізичну модель задачі. Ускладнення моделі задачі проводилось додаванням випадкового розподілу неоднорідностей у ґрунті [71], [72], проте такий метод вимагає великих обчислювальних потужностей, що не доцільний до задачі, що розглядається у даному розділі. Тому, з метою розширення набору навчальних даних для даної задачі, ідеальним рішенням є випадковий шум, доданий до навчальних часових залежностей [68]. Таким чином можна отримати більше прикладів для кожного з 12 класів глибини, а навчання на шумових даних відповідатиме умовам реального застосування алгоритму, оскільки шум завжди

присутній у експериментальних дослідженнях задачі виявлення прихованих об'єктів.

У даному підрозділі розширення навчального набору даних (у даному випадку саме “аугментація”, оскільки моделюються наявні вибірки даних) було здійснено наступним чином:

1) Отримується міні-батч з 12 часових залежностей, що відповідають різним глибинам об'єкта. (У роботі [6] ця міні-серія представляла одну епоху навчання).

2) Додається шум окремо до кожної часової залежності з рівнем ССШ в діапазоні від 30 до 15 дБ, яке випадково вибирається для кожної часової залежності, але з певними характеристиками шуму для ідентичного відтворення розподілу шуму для кожної епохи. Для задачі даного підрозділу отримано набір даних із 36 сигналів, який не містить оригінальних (не зашумлених) часових залежностей.

Очікується, що аугментація датасету зашумленими сигналами може призвести до кращих результатів шумостійкості системи.

Іншим параметром, який слід враховувати для визначення найбільш успішної завадостійкої системи підходу, це вид кодування цільових (вихідних) значень класів штучної нейронної мережі (ШНМ). Як правило, у завданнях класифікації для створення масиву цільових значень використовується прямий унітарний код для вихідного вектору, де одиниця відповідає правильному класу. Однак у попередніх роботах [68], [72] було вирішено модифікувати цільовий вектор для випадків, для випадку відсутності об'єкта під землею. А саме, подібно до стандартного унітарного кодування, отримується вектор такої ж довжини, як і кількість класів, заповнений нулями, але цільовий клас помічається не одиницею, а нулем. Ця модифікація була зроблена на основі припущення, що таке кодування краще відповідає фізиці задачі. Тобто, коли під землею немає об'єктів, потрібно було б бачити нульові значення на виході мережі. Слід зазначити, що такий підхід не є стандартним у машинному навчанні, і зазвичай

користуються стандартним унітарним кодуванням. Вплив цього параметра не досліджувався раніше, і в даному розділі наводяться результати розпізнавання з урахуванням цього параметра.

Тому, беручи до уваги розглянуті параметри, які впливають на успішність результатів розпізнавання, розглянемо Таблицю 3.5 з різними конфігураціями параметрів для даної задачі.

Колонка 1: тип вхідних даних для нейронної мережі [68]. «S» – використання часової залежності, прийнятої датчиками електромагнітного поля. «DT» – данні отримані методом дискретної томографії, які розраховуються на основі отриманої часової залежності. «S+DT» – конкатенація цих двох джерел даних у єдиний вектор.

Таблиця 3.5

Значення параметрів для моделювання задачі

Вид вхідних даних для ШНМ	Кількість датчиків електромагнітного поля	Варіант часового вікна	Аугментація даних	Вид кодування вихідних значень ШНМ
S	15	L	True	01
S+TD	29	M	False	11
TD	57	R	-	-

Колонка 2: кількість датчиків електромагнітного поля, які розташовані над землею та які виконують роль імітації руку НШС георадару під час сканування землі. Використано три випадки: 15, 29 і 57 датчиків, що відповідає 100-, 50- і 25-мм відстані між ними.

Колонка 3: часове вікно, застосоване до отриманої часової залежності. Виконується обрізання початкового сигналу по часу. Застосовано 3 випадки: «L»

– ранній початок обрізання отриманої часової залежності. Результати розпізнавання з даним часовим вікном, додатково освітлені в [68]. «M» – «середнє» (по замовчуванню) часове вікно, таке саме, що використовується в [68]. «R» – затримка початку зрізання отриманої часової залежності. Імітація «правого» зсуву від початкового часового вікна, обраного в [68].

Колонка 4: «True» – застосування розширення тренувального набору даних. «False» – розширення тренувального набору даних не буде застосовуватись.

Колонка 5: «01» – кодування цільового вектору мережі із зануленням класу для випадку відсутності об'єкту у досліджуваному просторі. «11» – класичне унітарне кодування цільового вектору нейронної мережі для тренування.

Таким чином отримується $3 \times 3 \times 3 \times 2 \times 2 = 108$ конфігурацій, які необхідно розглянути, щоб визначити найбільш вдалий набір параметрів для проведення успішного підповерхневого зондування. Можна зазначити, у даній задачі включено конфігурації з попередніх розділів, щоб отримати більш повне порівняльне уявлення з використанням визначених метрик для уточнення попередньої візуальної оцінки результатів.

Принцип оцінки цих конфігурацій включає проведення сіткового пошуку по параметрам, який визначено в Таблиці 3.5. По суті, кожен набір таких параметрів створює нову задачу, для якої нам потрібно оцінити шумостійкість системи. Алгоритм цієї оцінки описано далі.

3.5.2 Алгоритм сіткового пошуку

Алгоритм сіткового пошуку оптимальних параметрів для даної задачі складається з 5 етапів (Рис. 3.43):

Етап 1: Кожна зі 108 конфігурацій, отриманих з Таблиці I, послідовно об'єктується для застосування в етапах 2-5.

Етап 2: Оскільки майже кожна з 108 конфігурацій має свій принцип створення навчального набору даних, то в першу чергу проводиться формування датасету. Він складається з 4 кроків:

2.1) Завантаження часових залежностей, отриманих від датчиків електромагнітного поля. Кожна конфігурація містить 11 сигналів, що відповідають класам глибини прихованого об'єкта, плюс 1 клас, коли під моделлю землі об'єкт відсутній. На цьому етапі дані для тренування від різних конфігурацій вже будуть різнитись між собою, так як використовується 15, 29 або 57 датчиків електромагнітного поля (що відповідає відстані 100, 50 або 25 мм між ними). Це призводить до врахування різної кількості часових залежностей у результуючому векторі, який подається на вхід нейронної мережі.

2.2) Другий крок пов'язаний із розширенням тренувальних даних за допомогою застосування Гаусового шуму. Якщо конфігурація містить "TRUE" значення, то метод застосовується, а якщо "FALSE" – не застосовується.

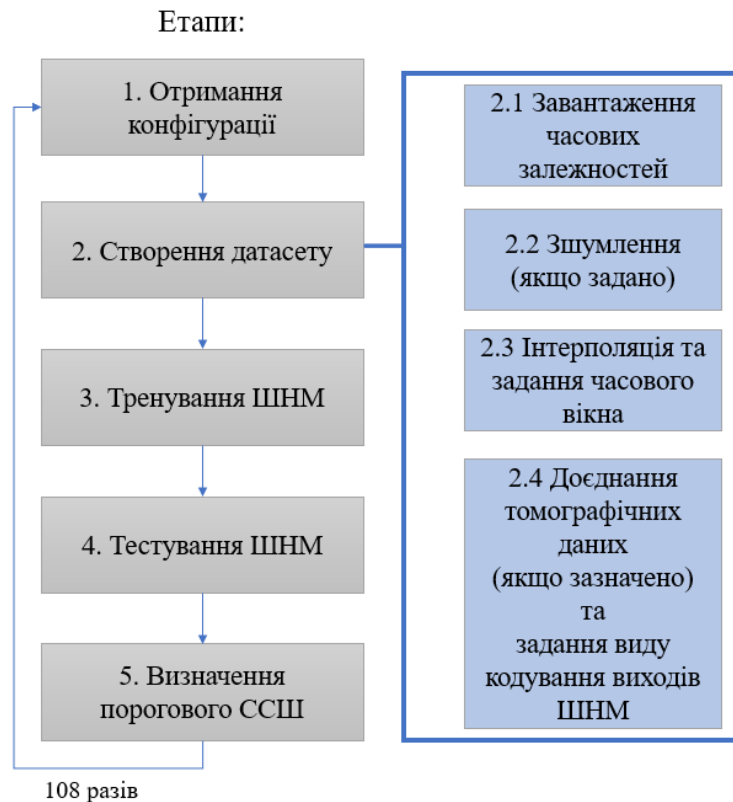


Рис. 3.43. Алгоритм сіткового пошуку для виявлення найбільш шумостійкої комбінації параметрів модельованої задачі

2.3) Третій крок не є опціональним, як попередній; і застосовується до часових залежностей незалежно від конфігурації, а саме – інтерполяція сигналів. Початкові часові залежності, отримані від датчиків електромагнітного поля, мають різну дискретизацію по часу на наносекундній осі. Інтерполяція дозволяє ввести єдину шкалу дискретизації для всіх часових залежностей з певним кроком інтерполяції. Це гарантує отримання однакового моменту у часі при фіксації часового вікна для всіх сигналів. Після інтерполяції необхідне часове вікно фіксується для всіх часових залежностей. Вид часового вікна визначається одним із трьох можливих випадків з таблиці 3.5.

Отже, на кроці 2.3 виконується інтерполяція та обирається часове вікно.

2.4) На четвертому кроці часові залежності зшиваються, для отримання одновимірного вектору, який подається на вхідний шар ШНМ. Окрім цього, на даному кроці, результуючий вхідний вектор перемножується на матрицю затухання для отримання додаткових томографічних даних, якщо їх розрахунок задано в конфігурації. Більш детально отримання томографічних даних описано в [68]. Якщо розрахунок проведено, то томографічні дані конкатенуються до вхідного вектору (див. першу колонку в таблиці 1). Далі формуються цільові вектори для виходу нейронної мережі за допомогою унітарного кодування. Конфігурація сітки пошуку вказує, як кодувати клас відсутності об'єкта під землею - як нуль або як одиницю.

Створення вхідних даних та їх цільових векторів для виходу ШНМ формує тренувальний набір даних для навчання. Вид навчання задається у наступних етапах.

Етап 3: розмірність вхідного вектору визначає кількість нейронів для вхідного шару ШНМ. Це єдиний шар, розмір якого змінюється залежно від конфігурації сітки пошуку. Решта структури нейронної мережі залишається постійною, а саме: вхід-1000-200-100-12, де 12 - кількість вихідних нейронів із

функцією активації softmax для отримання ймовірностей приналежності вхідного вектору до одного з 12 класів.

Також слід зазначити, що компіляція ШНМ однакова для всіх конфігурацій. Використано оптимізатор навчання Adam зі значеннями параметрів за замовчуванням із пакету TensorFlow 2. Функцією втрат є категорійна крос-ентропія.

Навчання моделі включає зворотні виклики, зокрема «Early Stopping», коли похибки у класифікації на валідаційній частині даних починають збільшуватися (початок перетренування ШНМ). У цей момент навчання припиняється та зберігаються найкращі ваги мережі. Навчання припиняється, коли спрацьовує зворотний виклик “Early Stopping” або коли втрати на валідації досягають значення 0,001 (це значення можна вважати достатнім для даної задачі).

Етап 4: Після завершення навчання проводиться тестування моделі. Метою тестування є визначення шумостійкості моделі з метою порівняння всіх конфігурацій між собою.

Тестування проводиться ітераційно. На початку формується пакет із 12 початкових отриманих сигналів за тим же принципом, що й на етапі 2. Щоб отримати тестовий набір даних, проводиться зашумлення кожного вхідного вектору. Зашумлення являє собою отримання застосування 1000 випадкових реалізацій шуму Гауса до вхідного вектору ШНМ. Завдяки випадковому розподілу шуму ми отримуємо 1000 унікальних зразків вхідного вектору обраного рівня ССШ. Оскільки у нас є 12 зразків вхідних векторів (для 12 класів навчання), ми отримуємо 12 000 зразків для тестового набору даних, який має розпізнати нейронна мережа.

Ітераційність полягає в тому, що тестування починається з рівня ССШ 0 дБ. Значення 0 дБ обрано експериментально, оскільки зазвичай отримані нейронні мережі успішно розпізнають сигнали із нижчим ССШ. Крім того, слід зазначити,

що 0 дБ вже є значно нижчим за мінімальне ССШ що використовувалось для валідації під час навчання. Валідаційний ССШ становить 15 дБ.

Маючи тестове значення ССШ, створюється відповідний тестовий набір даних, на якому нейронна мережа дає прогнози, для яких обчислюється метрика F1 [73]. Якщо значення F1 перевищує 0,6, то тестування продовжується шляхом створення нового тестового набору даних, але тепер для рівня ССШ -1 дБ. Далі знову отримується F1 і знову перевіряється умова $>0,6$. Зменшення ССШ продовжується, поки значення метрики не опускається до $F1 \leq 0,6$. Цей рівень ССШ, при якому виповнилась дана умова, можна вважати пороговим ССШ для даної конфігурації параметрів задачі, оскільки при ній тільки 60% тестових даних було класифіковано коректно. В свою чергу, результат вважається прийнятним, якщо F1 більше 0,6.

Етап 5: Цей етап передбачає збереження отриманого порогового ССШ для поточної конфігурації пошуку сітки. Далі алгоритм переходить до наступної конфігурації, і вищезазначені етапи повторюються, поки не будуть отримані значення порогових ССШ для всіх 108 конфігурацій.

Слід зазначити, що навчальний набір даних створюється заново для кожної конфігурації параметрів сітки та для кожного тестового значення ССШ. Це пов'язано з унікальністю кожної з 108 конфігурацій. Для збереження можливості порівняння конфігурацій, набори даних (як навчальні, так і всі тестові набори даних для кожного ССШ) генеруються з однаковими ймовірнісними характеристиками, щоб кожного разу отримувати однакові 1000 реалізацій тестових даних для заданого рівня шуму, незалежно від конфігурації.

Результати сіткового пошуку для найбільш оптимальної (завадостійкої) конфігурації представлені далі.

3.5.3 Результати сіткового пошуку

На Рис. 3.44 показано отримані порогові значення ССШ для всіх 108 конфігурацій сітки параметрів задачі. Вісь X відображає 108 конфігурацій, а вісь Y представляє відповідні значення порогового ССШ. Дані складаються з 108 дискретних (x, y) точок.

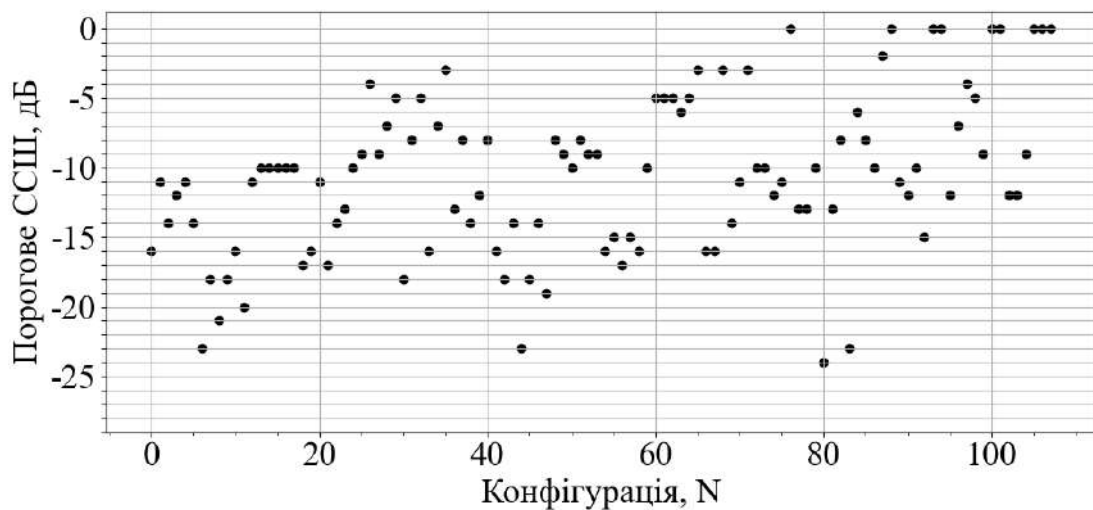


Рис. 3.44. Значення порогових ССШ для кожної конфігурації сітки параметрів

Навіть не розшифровуючи 5 параметрів для кожної конфігурації, можна спостерігати певні закономірності в отриманому результаті. Зокрема, для певних множин точок значення порогових ССШ досить низькі, для деяких вони вищі, а для деяких конфігурацій ШНМ взагалі не змогла навчитися. Значення порогових ССШ = 0 дБ були додатково перевірені по логуванню навчання ШНМ, і вони відповідають нездатності її навчити для відповідних конфігурацій. Втрати навчання (training loss) збільшуються уже з першої епохи для цих конфігурацій.

Для візуалізації значень параметрів для кожної конфігурації, на Рис. 3.45-3.49 представлені ті самі дані, у тих самих осях, що й на Рис. 3.44, але з кольоровим

розподілом, що вказує на значення конкретного параметра для кожної конфігурації.

На Рис. 3.45–3.47 показано вплив параметрів, які впливають лише на набір вхідних даних для ШНМ. На Рис. 3.48–3.49 показано результати для параметрів, які впливають лише на процес навчання ШНМ.

Розглянемо Рис. 3.45. Тут конфігурації, які використовують ліве зміщення часового вікна, позначені червоним. Конфігурації, які використовують стандартне часове вікно, яке використовується в [72], позначені синім кольором. Конфігурації зі зміщенням часового вікна вправо позначені зеленим кольором. Використовуючи кольорове кодування в наших даних, можна візуально ідентифікувати тенденції в результаті розпізнавання прихованого об'єкту та виявити найважливіші параметри, які сприяють (або не сприяють) досягненню відповідних значень порогових ССШ. Крім того, це дозволяє обрати набір параметрів, який призводить до найнижчого порогового ССШ, що вказує на найбільш шумостійку конфігурацію, що є метою даної задачі. З Рис. 3.45 видно, що використання зсуву часового вікна вправо (зелені точки порогових ССШ) призводить до найбільш оптимальних конфігурацій, за якими йдуть стандартний (сині точки) і лівий (червоні точки) випадки. Таким чином, показано, що використання сигналу без хвостової частини на початку дає найуспішніші результати розпізнавання, навіть незалежно від інших 4 параметрів конфігурації, які показано на Рис. 3.46–3.49.

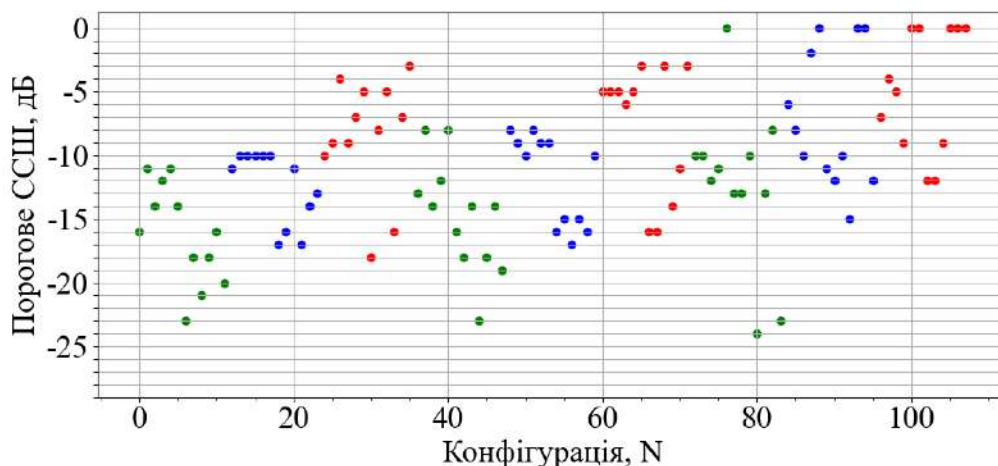


Рис. 3.45. Порогові значення ССШ з позначенням випадків використаного часового вікна в кожній конфігурації сітки параметрів задачі. Зелена множина точок – зсув часового вікна вправо, синя множина точок – випадок за замовчуванням, що використовувався початкових дослідженнях, червона множина точок – зсув часового вікна вліво

На Рис. 3.46 виконано порівняння конфігурацій з різною кількістю датчиків електромагнітного поля, що еквівалентно кроку сканування земної поверхні із постановки задачі.

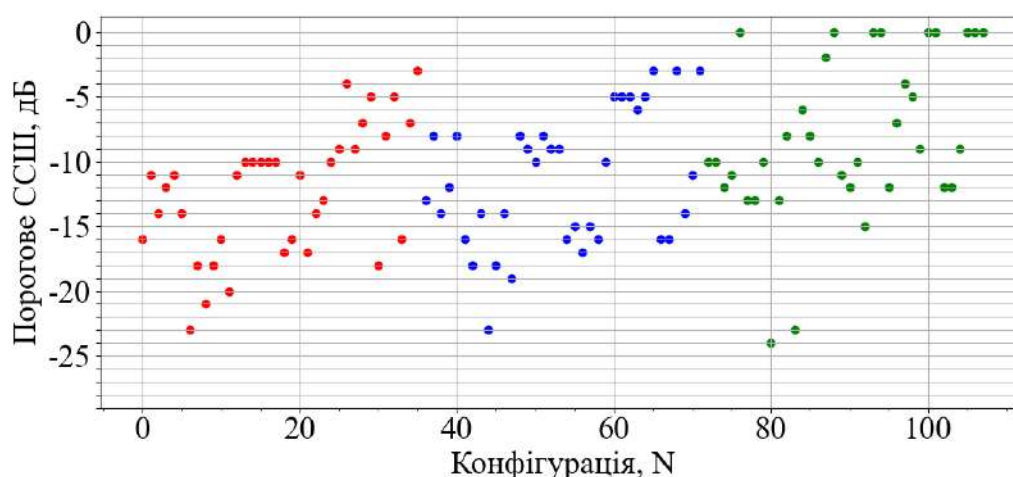


Рис. 3.46. Порогові значення ССШ з позначенням випадків використаної кількості датчиків електромагнітного поля в кожній конфігурації сітки параметрів задачі. Червона множина точок – 15 датчиків (що відповідає 100 мм

між датчиками), синя множина точок – 29 датчиків (що відповідає 50 мм між датчиками), зелена множина точок – 57 датчиків (що відповідає 25 мм між датчиками)

Можна помітити, що множини точок, що відповідають кроку між датчиками 100 мм і 50 мм показують схожі результати в цілому, але множина конфігурацій із кроком 100 мм має в середньому нижчий показник порогового ССШ. Що стосується кроку 25 мм, показано, що значна кількість ШНМ не навчилися, і вони не можуть працювати не тільки з зашумленими вхідними даними, а й з ідеальними. Основною причиною недонавчання ШНМ цих конфігурацій є дуже велика розмірність вхідного шару по відношенню до відносно меншої структури ШНМ: 28000-1000-500-200-12 (як мінімум по відношенню до наступного шару). 28500 нейронів потребує 57 отриманих сигналів, так як кожен перемножується на 500 дискретизованих часових точок. Така структура ШНМ є дуже неоптимальною як з точки зору обчислювальних ресурсів, так і з точки зору схильності до недонавчання/перенавчання. Для випадку кроку 25 мм доцільною є мережі, наприклад, із використанням одновимірного згорткового вхідного шару. Однак у такому випадку не можна порівняти випадок 25 мм з іншими конфігураціями, оскільки це порушить однорідність структури ШНМ. Для порівняння важлива однорідність у підходах та методах, а саме, для даної задачі було обрано лише повнозв'язні шари, без згорткових/рекурентних шарів.

Як висновок із Рис. 3.46 можна сказати, що для даної постановки задачі крок 100 мм між датчиками електромагнітного поля виявився найбільш оптимальним.

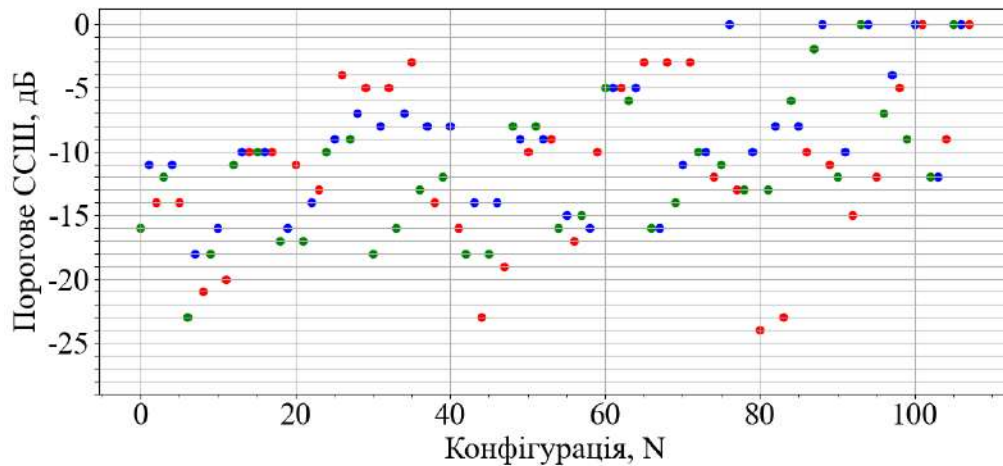


Рис. 3.47. Порогові значення ССШ з позначенням випадків типу вхідних даних для ШНМ в кожній конфігурації сітки параметрів задачі. Червона множина точок – отримані часові залежності електромагнітного поля, зелена множина точок – дані, отримані методом дискретної томографії, синя множина точок – конкатенація векторів часових залежностей з векторами томографічних даних

На Рис. 3.47 зображено порівняння конфігурацій з різними типами вхідних даних для ШНМ. Кореляцію між типом вхідних даних і результуючим пороговим ССШ не було виявлено, але можна помітити, що використання випадку конкатенації джерел даних, як правило, дає трохи гірші результати, ніж використання лише часової залежності або лише томографічних даних. Це можна пояснити тим, що проста конкатенація двох векторів не є дуже оптимальною обробкою даних для даної задачі, і для такого випадку корисно проводити додатковий “feature engineering” разом із потенційною зміною структури мережі. Цим же підходом можна покращити результати, отримані на Рис. 3.46.

З Рис. 3.47 можна зробити висновок, що дана структура ШНМ досягає нижчих значень порогових ССШ при використанні або лише отриманих часових залежностей електромагнітного поля, або томографічних даних, але не їх конкатенації.

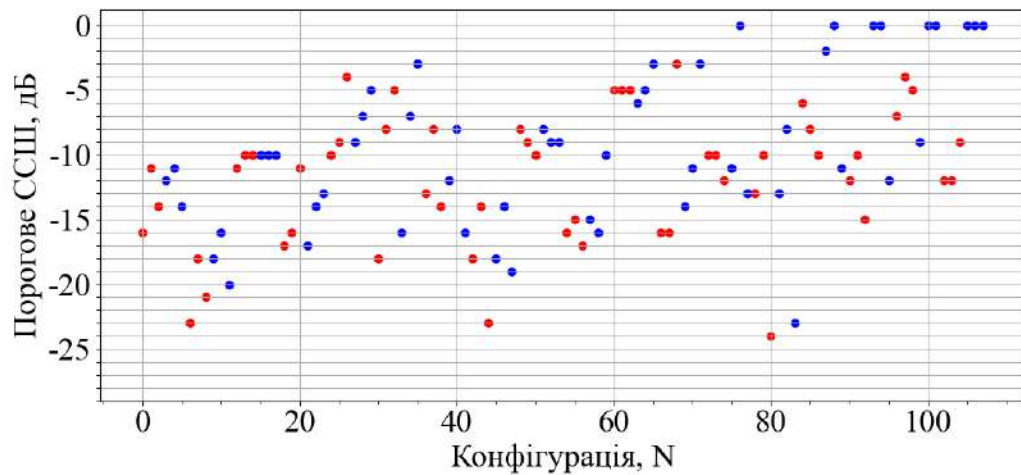


Рис. 3.48. Порогові значення ССШ з позначенням використання підходу розширення тренувальних даних за допомогою Гаусового шуму в кожній конфігурації сітки параметрів задачі. Червона множина точок – розширення набору тренувальних даних застосовано, синя множина точок – розширення набору тренувальних даних не застосовано

На Рис. 3.48 показано порівняння порогових значень ССШ для випадку навчання ШНМ з використання підходу розширення тренувальних даних за допомогою Гаусового шуму (показано червоним кольором) і без нього (показано синім кольором). Загалом, найнижчі порогові значення ССШ відносяться до конфігурацій, які використовують даний підхід. Також слід звернути увагу на верхню частину графіка справа, де ми можемо побачити випадки з недонавчанням ШНМ. Слід відмітити, що ці випадки належать до конфігурацій, в яких розширення тренувальних даних не застосовувалось. Крім цього, немає жодного «червоного» випадку, коли ШНМ не змогла навчитися. Конфігурації, починаючи з 72, пов'язані зі значним дисбалансом між вхідним і наступними шарами ШНМ, що робить сходимость алгоритму навчання менш ймовірною. Однак і в цьому випадку, розширення даних для навчання повністю себе виправдало, оскільки випадків недонавчання не було отримано. У середньому, ШНМ, що відносяться до червоної підмножини видають порогове ССШ в

діапазоні від -10 до -15 дБ, що є більш успішним результатом в порівнянні з ШНМ, що відносяться до синьої підмножини.

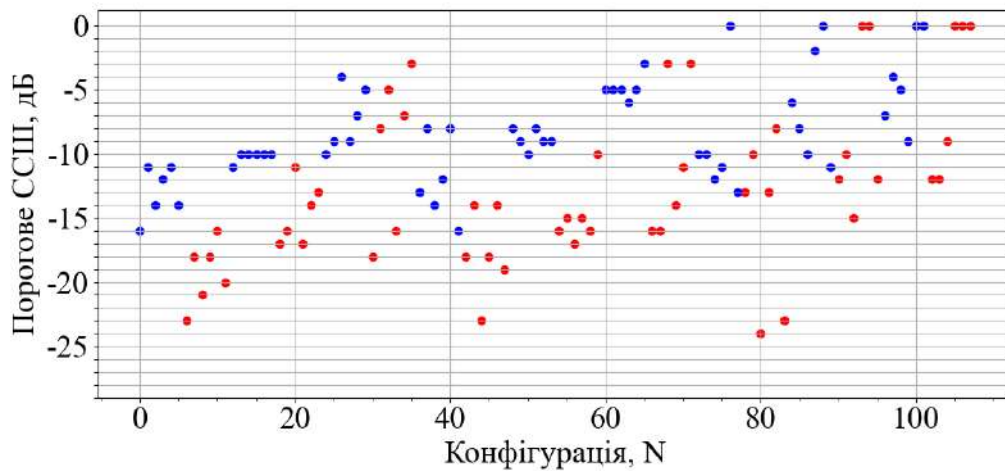


Рис. 3.49. Порогові значення ССШ з виду кодування цільового вектору ШНМ в кожній конфігурації сітки параметрів задачі. Червона множина точок – класичне унітарне кодування цільового вектору, синя множина точок – модифікація класичного унітарного кодування із зануленням випадку відсутності об’єкту у досліджуваному просторі

На Рис. 3.49 зображено порівняння конфігурацій з різним кодуванням цільового вектору ШНМ для навчання. Синя підмножина точок помічає стандартне унітарне кодування цільового вихідного вектору ШНМ, тоді як червона підмножина точок помічає таке саме кодування, але для випадок відсутності об’єкта кодується як нуль, а не як одиниця, що краще відповідає фізичному сенсу ситуації відсутності об’єкту у досліджуваному просторі. Можна побачити, що цей параметр має найбільш значний вплив на успішність результатів розпізнавання, оскільки існує стійка тенденція: кодування відсутності об’єкта як нуль призводить до нижчого порогового ССШ для системи розпізнавання порівняно зі стандартним унітарним кодуванням. Цей параметр виявився найбільш значущим для досягнення найнижчого порогового ССШ конфігурації сітки пошуку для даної задачі підповерхневого зондування.

3.6. Висновки до розділу 3

Аналіз показав, що навіть за наявності значного рівня шуму у вхідних даних, запропонований алгоритм зберігає високу точність розпізнавання. Це підкреслює його надійність та практичну цінність у реальних застосуваннях, де отримані сигнали обов'язково містять шум.

Було з'ясовано, що метод штучних нейронних мереж потребує точної часової синхронізації, але і застосування кореляційного підходу є неможливим, якщо вибране часове вікно не буде містити навіть частини прийнятого імпульсу. Тому кореляційний підхід може бути використаний для уточнення часового вікна штучної нейронної мережі, але для розрахунку кореляції також потрібно мати хоча б наближене значення часу інформаційної складової поля.

Задача класифікації прийнятих імпульсних електромагнітних полів антенною системою відповідно до глибини розташування підповерхневих об'єктів, які породжують ці поля, була вирішена ШНМ, навченої за модельними даними, отриманими методом FDTD, які пройшли перетворення згідно алгоритму, що базується на методі дискретної томографії. Запропонована нова структура глибокої ШНМ з додатковими входами, на які подаються дані, що обчислені із звичайного набору вхідних даних за допомогою підходу дискретної томографії та променевого методу. Можна зробити висновок, що цей підхід повинен бути ефективнішим у разі більшої кількості прийнятих сигналів від різних антен та скорочення тривалості зондуючих імпульсів згідно ідеї класичної томографії. Навіть для імпульсів великої просторової тривалості, що є типовим випадком для надширококутної підповерхневої радіолокації, томографічний підхід демонструє хорошу чутливість розпізнавання та прийнятний рівень дисперсії амплітуд сигналів на виходах ШНМ, незважаючи на застосування класичного променевого методу, що базується на наближенні нескінченно малої ширини хвильового пучка. Застосування нового набору даних не погіршило результат

класифікації, однак заощадило час тренування ШНМ та її ресурси у вигляді кількості використаних шарів.

Успішне застосування обмеженого обсягу даних демонструє відмінні апроксимаційні властивості ШНМ у тестових випадках. Вбудованість методу SoftMax в ШНМ дала більш різкі та контрастні та коректні результати в розпізнаванні. Три положення прихованого об'єкта, які не використовувалися для навчання ШНМ, були задовільно класифіковані ШНМ із застосуванням підходу дискретної томографії. Усі результати розпізнавання були успішними з точки зору активації найближчих нейронів, які відповідають за фактичне положення об'єкта. Показано, що будь-яке зменшення кроку сканування покращить стабільність відповіді ШНМ, що дуже важливо у випадку високого ССШ. Але зменшення кроку сканування не показало поліпшення апроксимаційних властивостей положень проміжних об'єктів.

Дослідження різних часових вікон, утворених з отриманих часових залежностей та використаних для створення вибірок даних дискретної томографії, показали деяке покращення в залежності від різних зміщень вікна. Використання часового вікна з найменшим захопленням небажаної частини сигналу показує найкращі результати як щодо стабільності результату, так і для апроксимації ШНМ. Проведення сіткового пошуку параметрів задачі дозволило визначити оптимальні конфігурації системи для успішного виявлення підповерхневих об'єктів за наявності шуму у прийнятих часових залежностях електромагнітного поля. Розширення набору тренувальних даних шляхом зашумлення отриманих часових залежностей покращує узагальнюючі властивості ШНМ для даної задачі. Крім того, модифіковане кодування цільового вихідного вектору ШНМ для випадку відсутності об'єкта показало найбільший вплив на успішність результатів розпізнавання системи у вигляді найнижчих ССШ у порівнянні з іншими параметрами задачі, присутніми в досліджуваних конфігураціях.

РОЗДІЛ 4. РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ ПРОТИПІХОТНИХ МІН ЗА ДОПОМОГОЮ НАДШИРОКОСМУГОВОГО ІМПУЛЬСНОГО РАДАРУ

У даному розділі досліджується використання штучних нейронних мереж для обробки часових залежностей, що отримані в результаті опромінення моделі ґрунту НШС системою стаціонарних приймачів та опромінювача. Досліджується здатність алгоритму визначати тип і положення об'єктів, які знаходяться під поверхнею моделі ґрунту. Для перевірки стійкості класифікації об'єктів застосовується адитивний шум до вхідних даних ШНМ та аналізуються отримані результати.

Задачі, що сформульовані в даному розділі, суттєво більш наближені до практичних ситуацій при підповерхневому зондуванні, де джерело полів має обмежену енергію та знаходиться на невеликій висоті над поверхнею ґрунту. Використані моделі протипіхотної міти у якості прихованого об'єкту, мають гіршу відбивну властивість, включено складний для розпізнавання випадок міни пелюстки. Також ґрунт вважається неоднорідним, а остаточне вирішення задачі розпізнавання покладається на ансамбль штучних нейронних мереж, що забезпечує більш надійний результат класифікації у складних випадках.

Основні результати цього розділу опубліковані в статтях [3, 4] та додатково висвітлені в статтях і тезах міжнародних конференцій [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 22].

4.1. Розпізнавання і класифікація металевих мін в однорідному середовищі

4.1.1 Постановка задачі

Радар опромінює поверхню землі з діелектричною проникністю ґрунту $\varepsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м хвилею з часовою формою у вигляді гаусового

імпульсу тривалістю 0,23 нс [74]. Відбита хвиля приймається чотирма НШС антенами таким чином, що вони по різному приймають як поляризацію відбитої хвилі, так час приходу від об'єкта, по затримці якого можна визначити напрямок знаходження об'єкта. Спеціальна конструкція такої антени не тільки зменшує вплив відбиття хвилі від границі розподілу середовищ, але і збільшує кількість зібраної інформації [75]. Ця, розроблена співавторами робіт і запатентована НШС антенна система "1Tx + 4Rx" [75] показана на Рис 1, де 1Tx (центральна антена) є випромінювачем, а 4Rx (інші антени) є приймачами.

Як вказано в розділі 3, електродинамічну частину задачі доцільно розв'язувати методом FDTD, який дозволяє не тільки врахувати найменші особливості середовища, підповерхневого об'єкта, але і цієї антенної системи

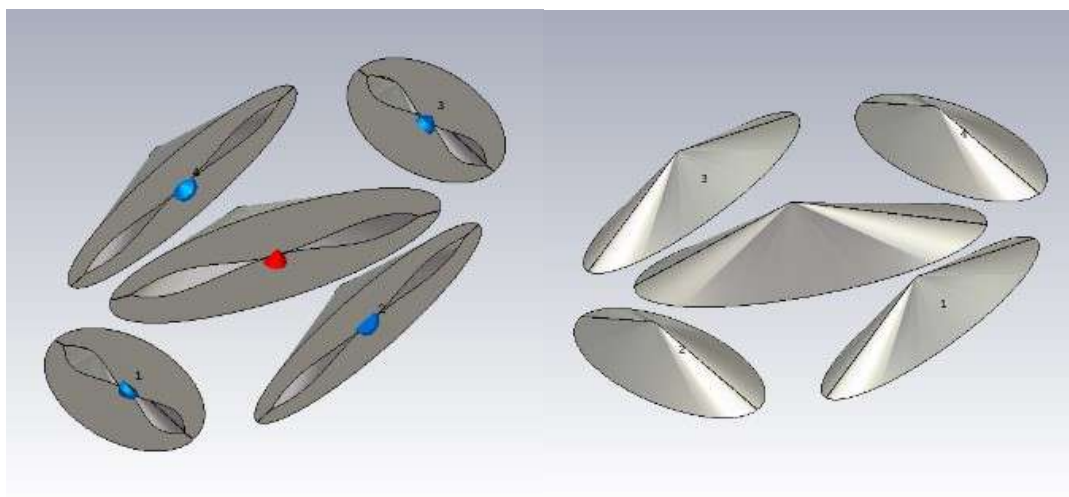


Рис. 4.1 Антенна система НШС радару, в якій антена в центрі є випромінювачем, а інші – приймають відбиту хвилю

4.1.2 Обробка сигналів перед навчанням ШНМ

Таким чином ми маємо чотири сигнали від приймальних антен, які потребують попередньої обробки перед поданням на ШНМ. Потрібно провести їхню часову дискретизацію з постійним кроком, нормування на квадратні корені

від їхньої енергії та об'єднати в єдиний масив з шести зшитих сумарних і різницевих сигналів. На Рис. 4.2 показані характерні часові форми цих сигналів. Різна поляризація приймальних антен допомагає отримати більше інформації про об'єкт і його розташування.

Всі сигнали містять взаємні перевідбиття між різними антенами, відбиття від земної поверхні та від об'єкту. Перші з них більші за останні. Це створює небезпеку, що ШНМ не зможе відреагувати на ці зміни. З цієї ж причини, методи фільтрації, що реагують на енергетичну складову сигналів не зможуть покращити якість розпізнавання.

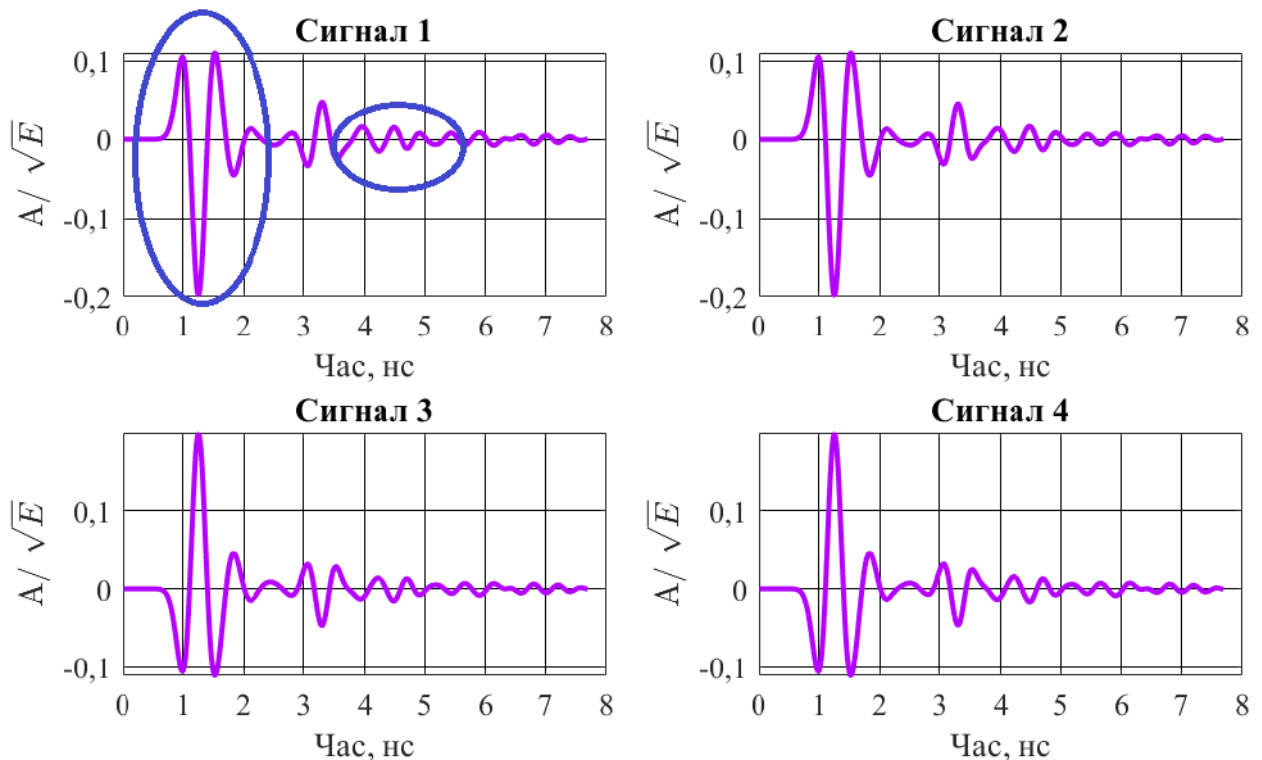


Рис. 4.2. Типові сигнали НШС системи (1 - взаємні відбиття від антен та поверхні землі, 2 - інформація про прихований об'єкт)

Можна досягнути, як мінімум, зменшення впливу земної поверхні, та збільшити інформаційну складову, якщо просумувати і відняти між собою ці сигнали. На Рис. 4.3 показане об'єднання усіх шести необхідних і можливих комбінацій початкових сигналів, де S1, S2, S3 та S4 сигналами від відповідної антени із Рис. 4.2. Використана повнозв'язна ШНМ з 7 шарів, де на вході 4614

нейронів, по кількості точок в сумарному сигналі (Рис. 4.3). Окрім вихідного шару з 65 нейронів, інші містять 4000 нейронів. Таким чином ми здатні виявити об'єкт у 64 заданих точках поблизу радару, останній нейрон вказує на відсутність жодного об'єкта, серед тих, які нас цікавлять.

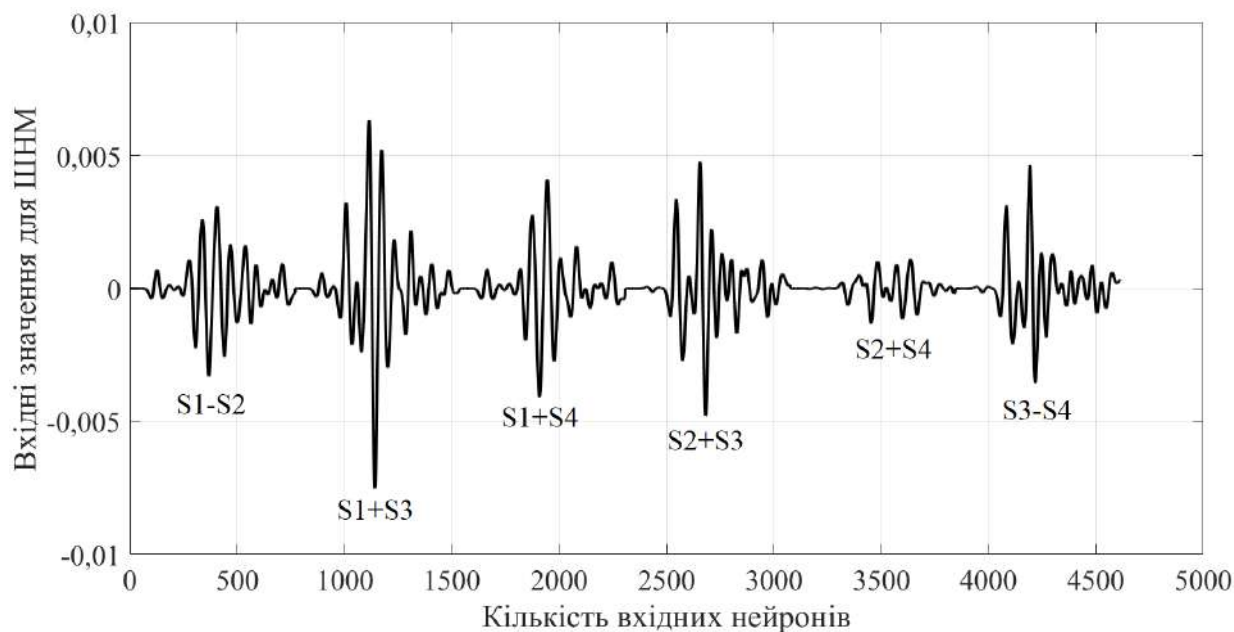


Рис. 4.3. Типовий вигляд навчального сигналу

4.1.3 Досліджувані об'єкти

В якості об'єктів, які потрібно розпізнавати, виберемо типи протипіхотних мін, що найчастіше трапляються в місцях проведення бойових дій в Україні: ПМН-1 та ПМН-4. ПМН-1, що зображена на Рис. 4.4, має висоту 53 мм і діаметр 110 мм. Корпус її зроблений з бакеліту, верхній ковпак виготовляється з каучуку. Вона також містить повітря, детонаційний механізм з металу та вибухову речовину ($\varepsilon = 3$ та $\sigma = 0,0044 \text{ СМ/М}$) [76], [77]. Міна ПМН-4 має схожу конструкцію, що зображена на Рис. 5, її висота 42 мм і діаметр 95 мм. Але вона містить більший механізм детонації, що може покращити її розпізнавання. Діелектричні властивості інших складових цієї міни подібні до попередньої.

Особливо важливо реалізувати розпізнавання мін у реальному часі при мінімальній ймовірності помилки [78]. Вважається, що для гуманітарного розмінування ймовірність помилки не може бути вищою за 5 відсотків. Щоб бути впевненим у якості роботи ШНМ, в якості стороннього об'єкту вибрана використана бляшанка, через схожість у розмірах і значні відбивні властивості.

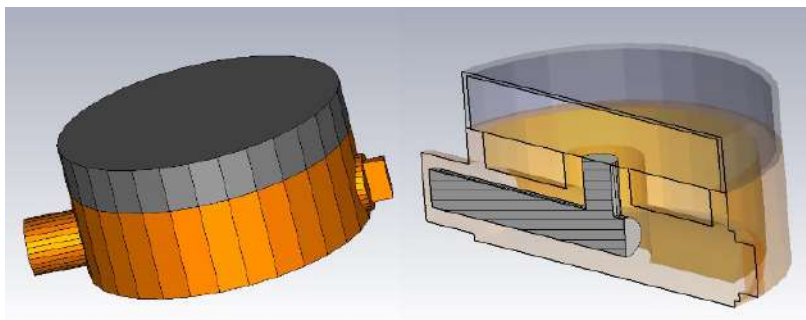


Рис. 4.4. Зовнішній вигляд моделі міни ПМН-1

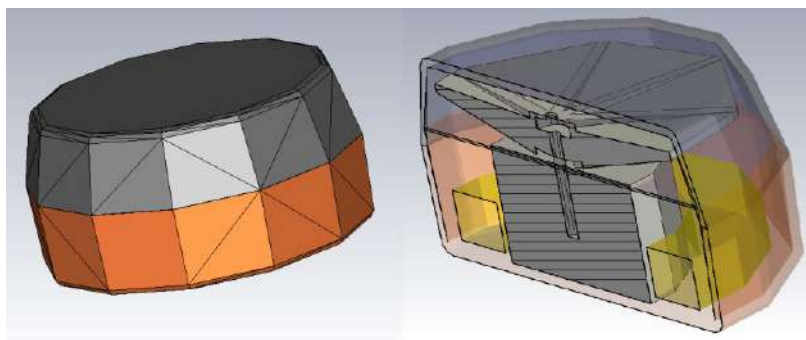


Рис. 4.5. Зовнішній вигляд моделі міни ПМН-4

Типові бляшанки мають діаметр 10 см і висоту 3,5 см та діаметр 8,5 см і висоту 5 см. Було вирішено тренувати ШНМ на трьох їх можливих станах відповідно: відкрита бляшанка без кришки (can1, can4), бляшанка з відкритою кришкою (can2, can5), порожниста бляшанка із закритою кришкою, яка утворює майже кільцеву щілину (can3, can6) (див. Рис. 4.6).

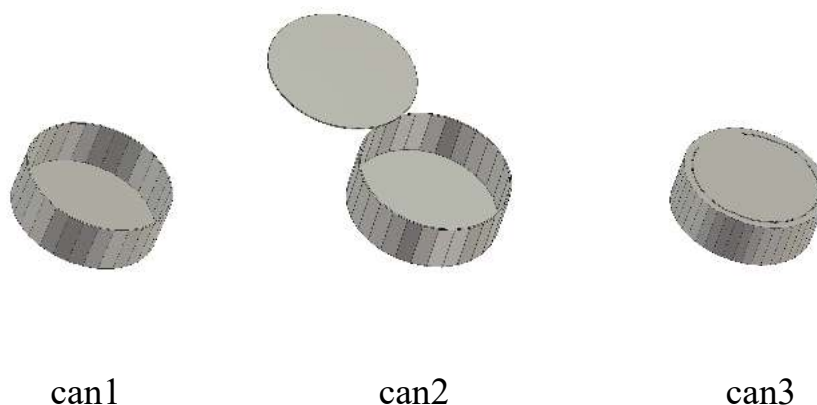


Рис. 4.6. Три варіанти металевої банки, де can1 – банка без кришки, can2 – банка з кришкою, can3 – банка із щілиною, що сформована щілиною

4.1.4 Моделювання та результати розпізнавання

В реальних радіолокаційних дослідженнях підповерхневих об'єктів, як правило, рівень шумів є завжди достатньо високим [75]. Для моделювання цього явища ми будемо додавати до кожного з чотирьох вхідних сигналів адитивний гаусовий шум, і тільки після цього будемо проводити з цими сигналами вказані вище математичні операції. Це робить співвідношення сигнал-шум ще гіршим, ніж у початкових сигналах тому, що після операцій ми знижуємо загальний рівень сигналів, підвищуючи слабку інформативну частину. Це показано на Рис. 4.7. Верхні рисунки ілюструють, як додавання шуму на рівні 25 дБ породжує в різницевому сигналі співвідношення сигнал-шум -7,4 дБ. Нижні рисунки є збільшеними верхніми для кращої ілюстрації.

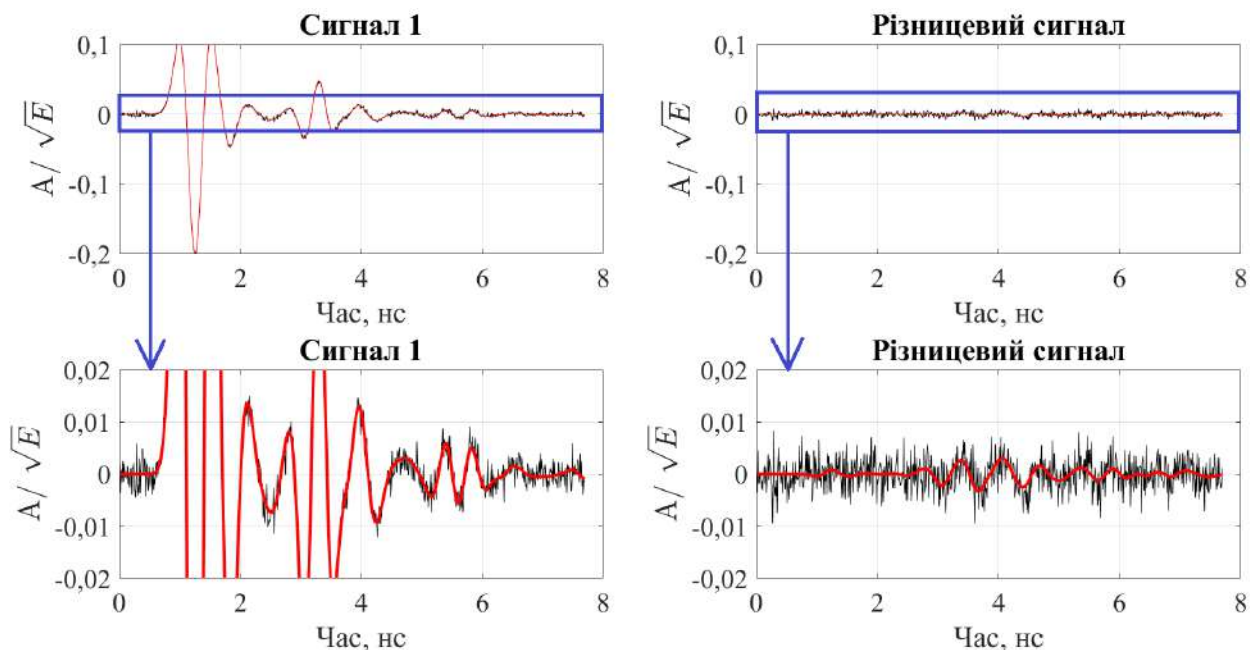
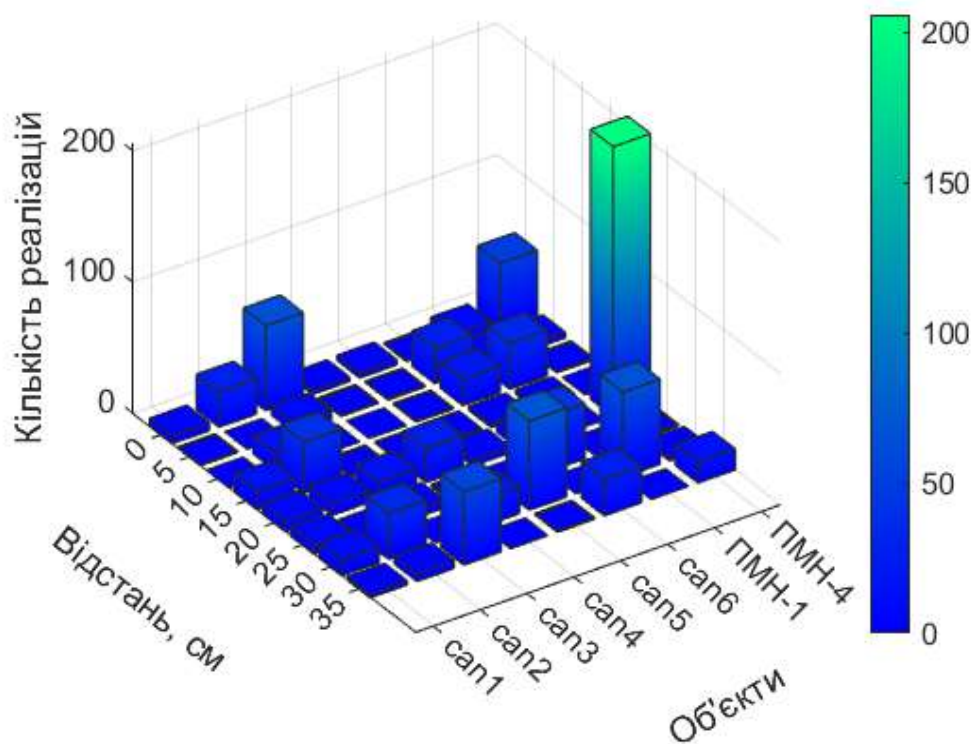
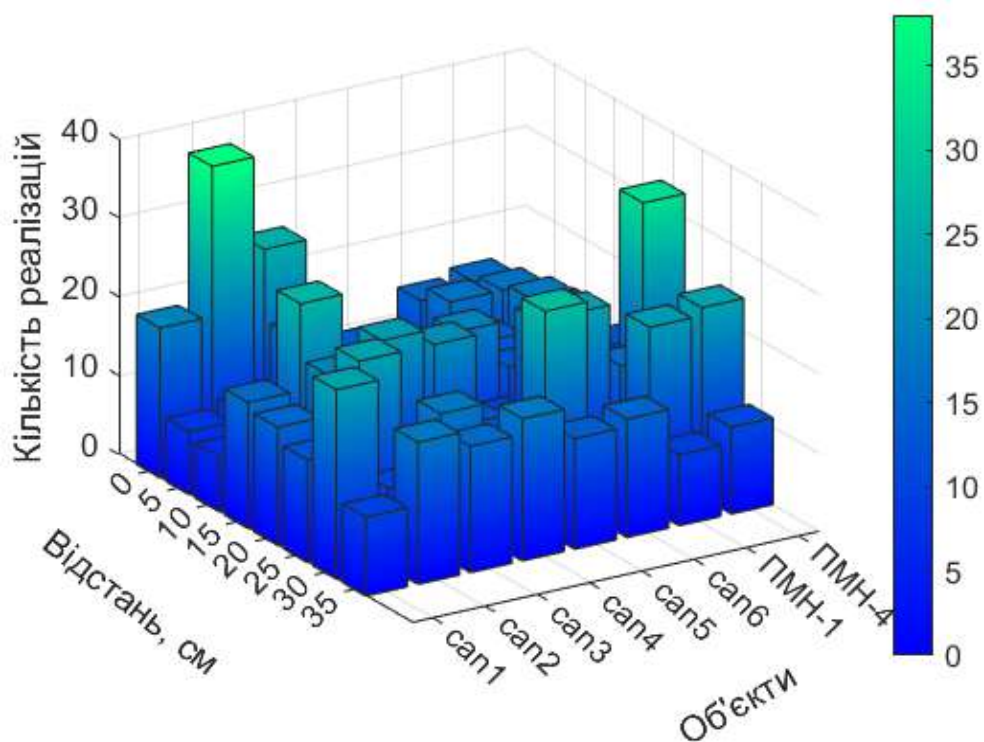


Рис. 4.7. Один із вхідних сигналів, зашумлених на рівні 25 дБ (зліва), та отриманий різницевий з рівнем 7,4 дБ (справа). Внизу їхні збільшені копії для наглядного порівняння

Результати тестування навченої ШНМ відображені на об'ємних діаграмах для того, щоб одночасно показати розпізнаваний об'єкт та відстань до нього. Але ці результати отримуються для зашумлених сигналів, тому кожен раз результат розпізнавання є непередбачуваним. Тому стовпчики відображають кількість позитивних відповідей по всім варіантам для 1000 реалізацій шуму. Наприклад на Рис. 4.8 показано розпізнавання ПМН-4 на відстані 20 см від геометричного центру приймальної системи для ССШ 20 дБ (випадок впевненого розпізнавання) та 5 дБ (випадок помилкового розпізнавання як банку).



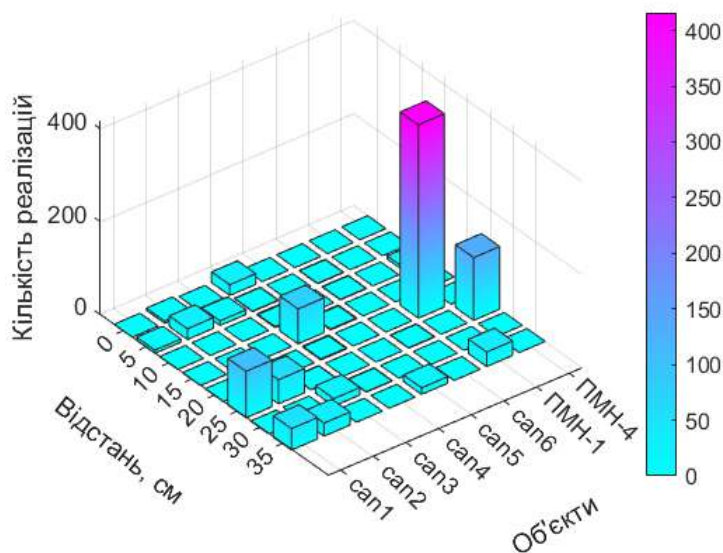
а)



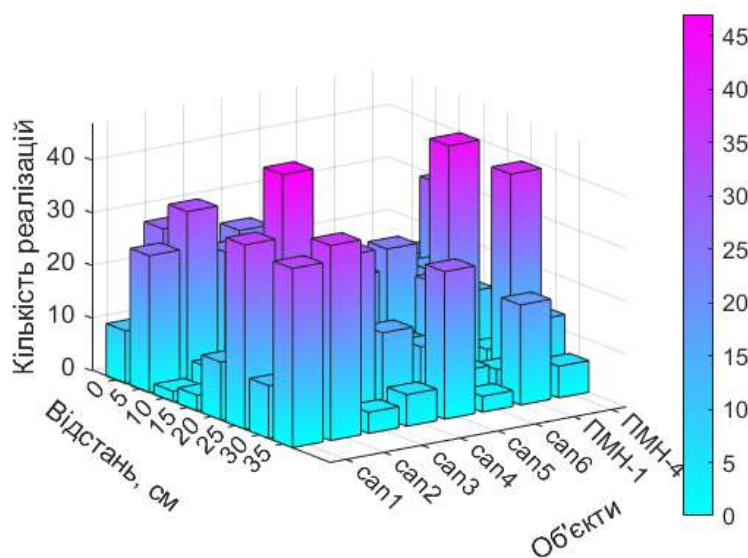
б)

Рис. 4.8. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-4 на дистанції 20 см від радару для ССШ: а) 20 дБ, б) 5 дБ

Результати тестування для ПМН-1, показані на Рис. 4.9, звідки ми бачимо, що класифікація цієї міни менш стабільна, а саме, вже при ССШ 10 дБ. Це можна пояснити меншою масою металу в цій міні.



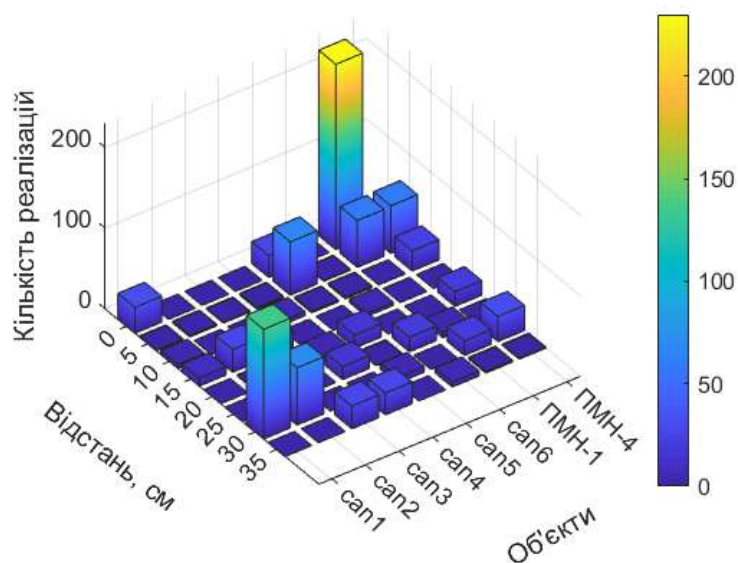
а)



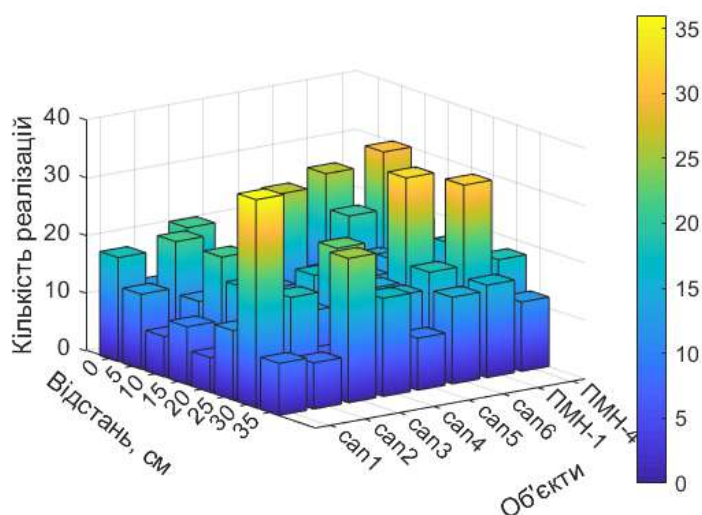
б)

Рис. 4.9. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-1 на дистанції 20 см від радару для ССШ: а) 25 дБ, б) 10 дБ

Було визначено, що при ССШ більше 35 дБ ШНМ не роблять помилок у розпізнаванні. Перевіримо, як ШНМ справляється з гранично близьким та далеким розташуванням міни. Видно, що для близької відстані класифікація є стабільною, причому для ПМН-1 (Рис. 4.10) результати кращі за ПМН-4 (Рис. 4.11).

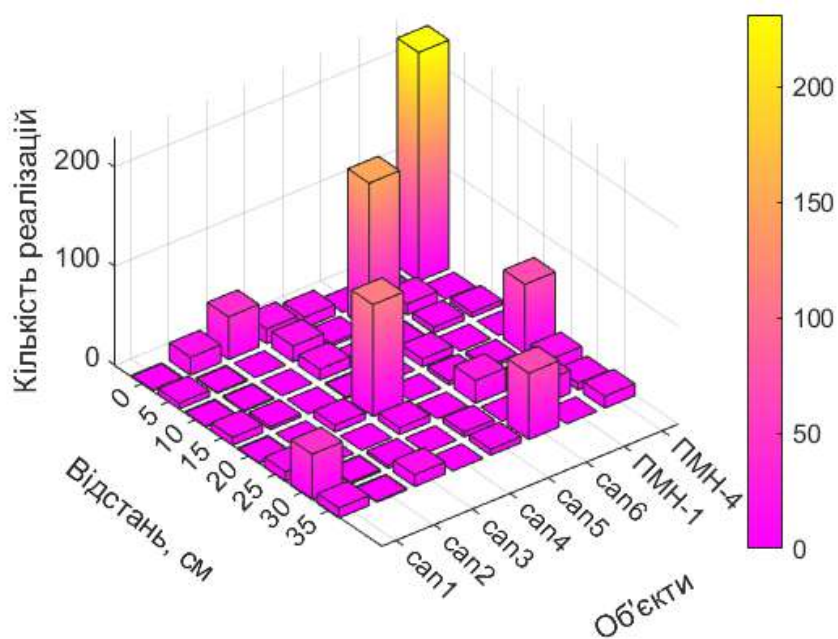


а)

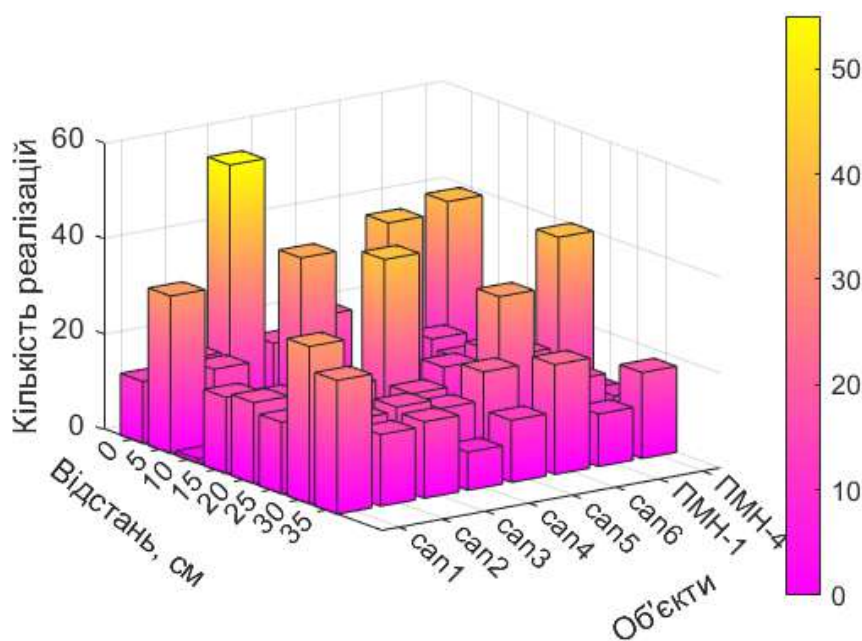


б)

Рис. 4.10. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-1 на дистанції 0 см від радару для ССШ: а) 25 дБ, б) 10 дБ



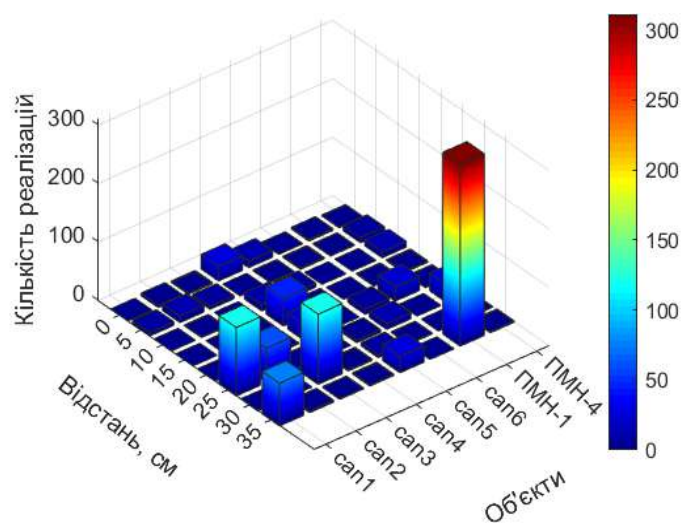
а)



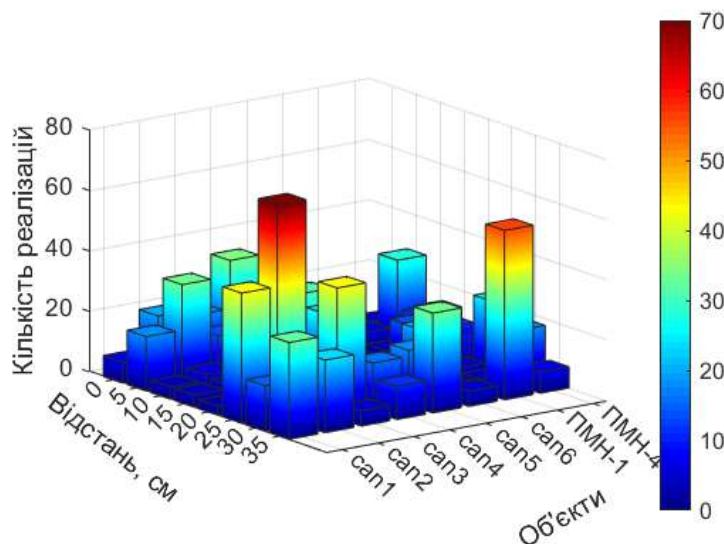
б)

Рис. 4.11. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-4 на дистанції 0 см від радару для ССШ: а) 30 дБ, б) 20 дБ

На Рис. 4.12 та Рис. 4.13 наведено результат класифікації мін ПМН-1 та ПМН-4 для відстані 35 см, що є найвіддаленішим положенням для даної модельної задачі. Отримано успішний результат навіть при високих ССШ, особливо для ПМН-4. Можна помітити, що коли об'єкти знаходяться ближче до радару, то отримується більш стабільна класифікація, що є результатом сильнішого відбиття хвилі від міни, і відповідно більшою амплітудою корисного сигналу.

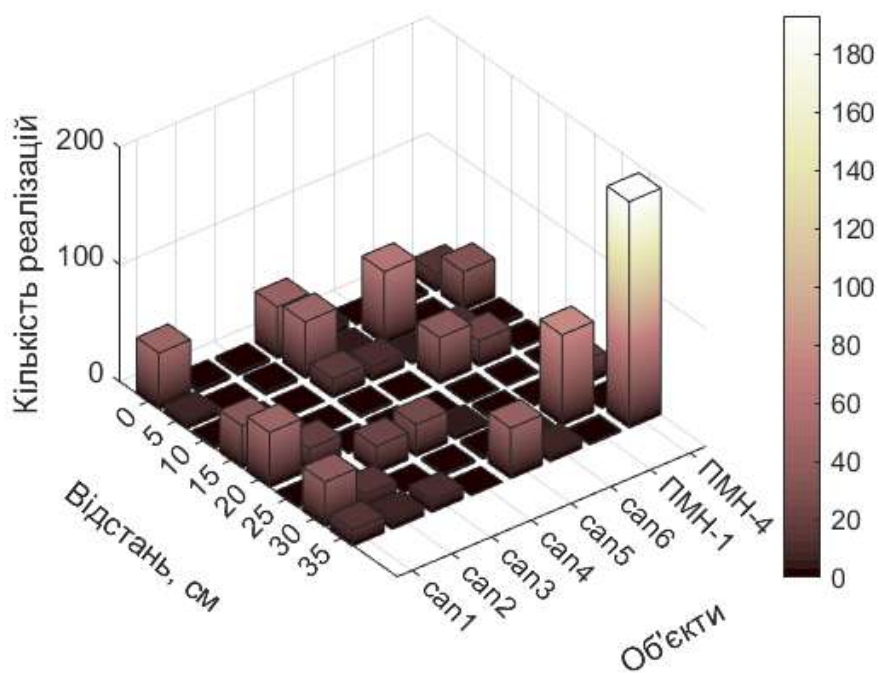


а)

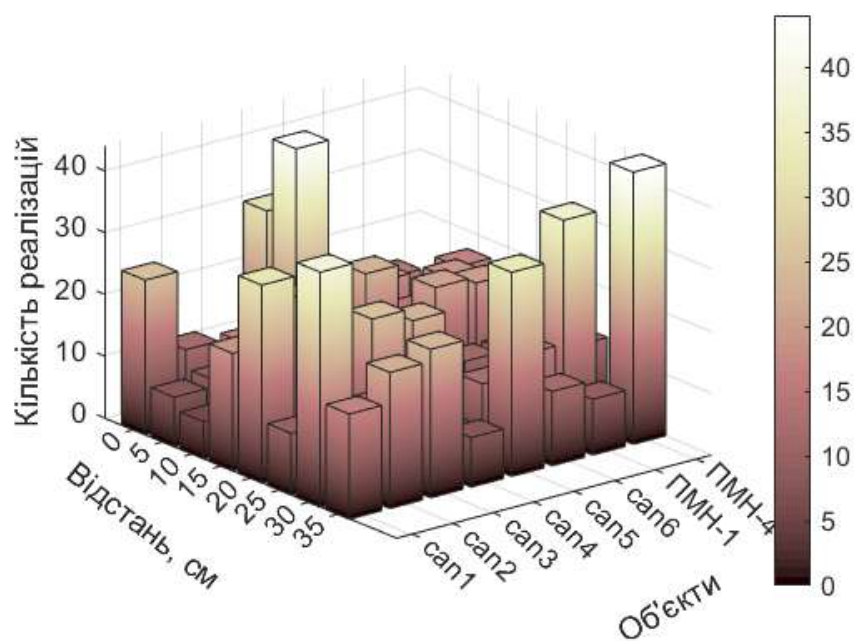


б)

Рис. 4.12. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-1 на дистанції 35 см від радару для ССШ: а) 30 дБ, б) 20 дБ



а)



б)

Рис. 4.13. Відповідь нейронної мережі у вигляді статистичного розподілу отриманих відповідей для випадку знаходження міни ПМН-4 на дистанції 35 см від радару для ССШ: а) 25 дБ, б) 10 дБ

4.2. Розпізнавання діелектричної протипіхотної міни в однорідному середовищі

4.2.1 Постановки задачі

В даному підрозділі проводиться ускладнення постановки задачі із підрозділу 4.1 за рахунок наближення задачі до умов реального підповерхневого зондування. Модельований простір ускладнено новими положеннями прихованих об'єктів та діелектричною протипіхотною міною. В якості предмета, що створює завади, було вирішено вибрати металеву банку з прорізом, утвореним кришкою та корпусом (Рис. 4.14в). У попередньому підрозділі показано, що неоднорідність такого роду дає найбільш нестійке розпізнавання штучною нейронною мережею. Було припущено, що такий ефект є результатом ефективного індукування струмів у цій щілині, коли хвиля досягає її. Він дає найсильніше відбиття в порівнянні з іншими варіантами стану банок, такими як відсутність кришки (Рис. 4.15а) або широко відкрита кришка (Рис. 4.14б) без утворення прорізу. Тому для навчання нейронної мережі був обраний найскладніший випадок можливих неоднорідностей. Радіуси всіх банок дорівнюють 10 см.

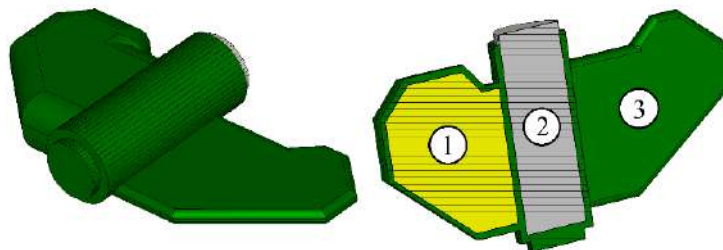


Рис. 4.14. Модель міни ПФМ (1 – вибуховий матеріал, 2 – металевий детонаційний механізм у вигляді металевого циліндра, 3 – діелектричний корпус)

Результати попереднього підрозділу поставили питання про можливість розпізнавання спеціальних діелектричних мін. Тому була побудована модель ще однієї міни- ПФМ, яку показано на Рис. 4.14. Вона має розміри 12 см в довжину, 2 см у товщину і 4,6 см у висоту. Складність її розпізнавання полягає в тому, що вона в основному складається з діелектричного матеріалу, який слабо відбиває електромагнітну хвилю в порівнянні з його більш металевими аналогами ПМН-1 і ПМН-4. Це заважатиме процесу розпізнавання. Також міна ПФМ-1 не є симетричною, на відміну від ПМН-1, ПМН-4 і металевих банок, де симетрія простежується. Це досить важливий фактор, оскільки з різних кутів буде надходити абсолютно різна за часом форма відбитої хвилі, що також може ускладнити розпізнавання. Щоб наблизити роботу нейронної мережі до реальності, було вирішено розраховувати відбиття від міни ПФМ в двох орієнтаціях відносно георадара, тобто вздовж і поперек. Це дасть нейронній мережі більш точний опис досліджуваного об'єкту, принаймні, у двох площинах.

4.2.2 Досліджуваний простір

Далі розглянемо схематичну модель досліджуваного простору для даної задачі. На досліджувану область накладається полярна система координат, у центрі якої розташована випромінювальна антена. Нас цікавить простір перед антеною, тому ми обмежилися сектором від 30° до 150° з кроком 20° , як показано на Рис. 4.15. Відстань від антени до об'єкта (ρ) була взята від положення міни під випромінювальною антеною і до максимальної відстані – 35 см, з кроком 5 см. Чорними крапками показано 38 можливих положень міни з двома згаданими вище орієнтаціями.

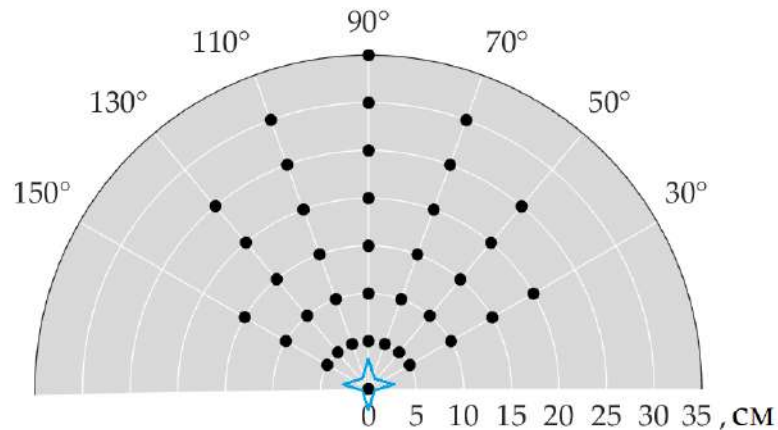


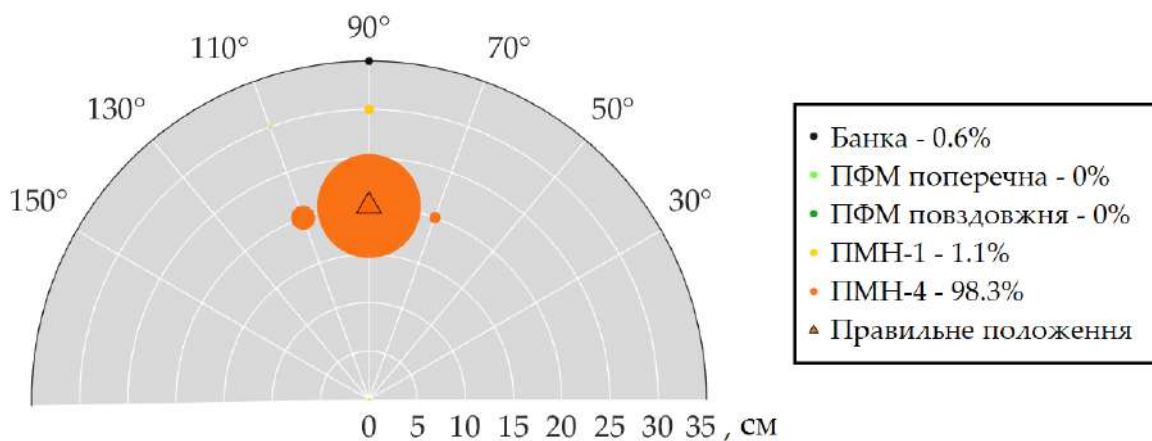
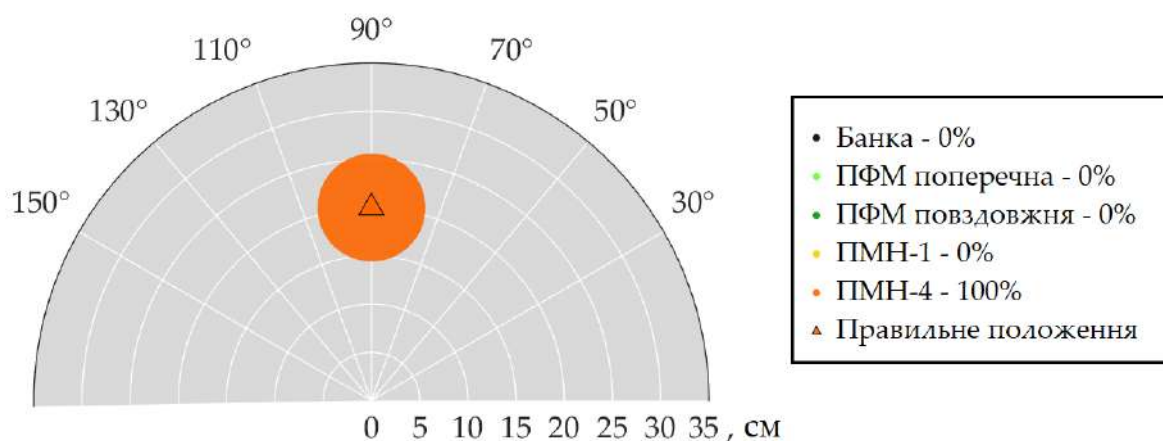
Рис. 4.15. Схематична модель досліджуваного простору

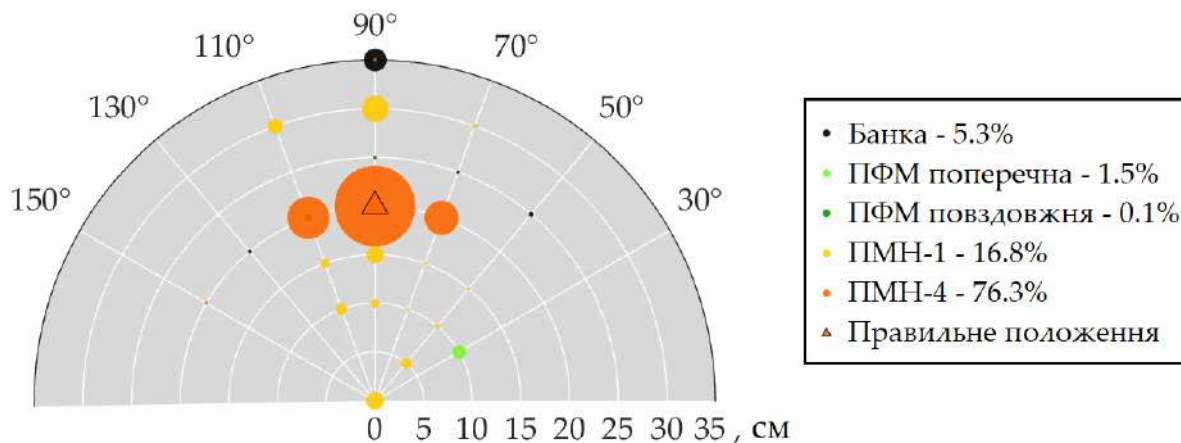
Штучна нейронна мережа (ШНМ) має повнозв'язну структуру 4500-4000-2000-1000-500-2000-4000-191. Використання даної архітектури у попередніх дослідженнях дало гарні результати розпізнавання і шумостійкості у попередніх дослідженнях. Вхідні дані перетворюються на послідовність з 4500 часових точок, яка містить 6 сигналів по 750 часових точок кожен. Це відповідає відбитому імпульсу тривалістю 7,5 нс і кроком за часом 0,01 нс. Ми використали для навчання 191 послідовність, отриману з наступних міркувань. Розглядається 5 прихованих об'єктів, а саме металева банка, ПФМ поздовжньої орієнтації, ПФМ поперечної орієнтації, ПМН-1, ПМН-4. З Рис. 4.15 видно, що для кожного об'єкта існує 38 можливих позицій. Отже, $38 \times 5 = 190$, і додатковий нейрон потрібен для навчання ШНМ, коли міна відсутня, тому виходить 191 залежність. Вхідні та вихідні дані послідовно об'єднуються, щоб уникнути плутанини. Таким чином, 191 вихідний нейрони показують наявність міни, тип міни, відстань до неї та кут її орієнтації щодо випромінюючої антени.

4.2.3 Результати моделювання

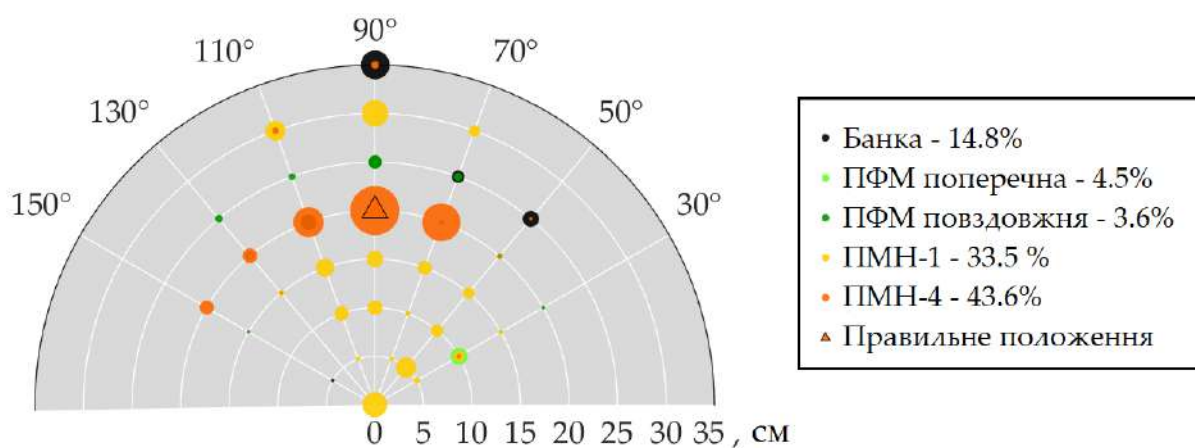
Розглянемо ефективність розпізнавання об'єкта ШНМ із використанням зашумлених вхідних даних для різних ССШ. Результати розпізнавання

представлені у вигляді моделі досліджуваного простору. Використовується той самий сектор кутів і діапазон відстаней, що і на рис. 4.15. Результати розпізнавання ПМН-4 і ПФМ із зашумлених даних представлені на рис. 4.16 і рис. 4.17 відповідно, де кольори позначають тип об'єкта, а розмір кола вказує на ймовірність (значення вихідного нейрону) присутності об'єкту.



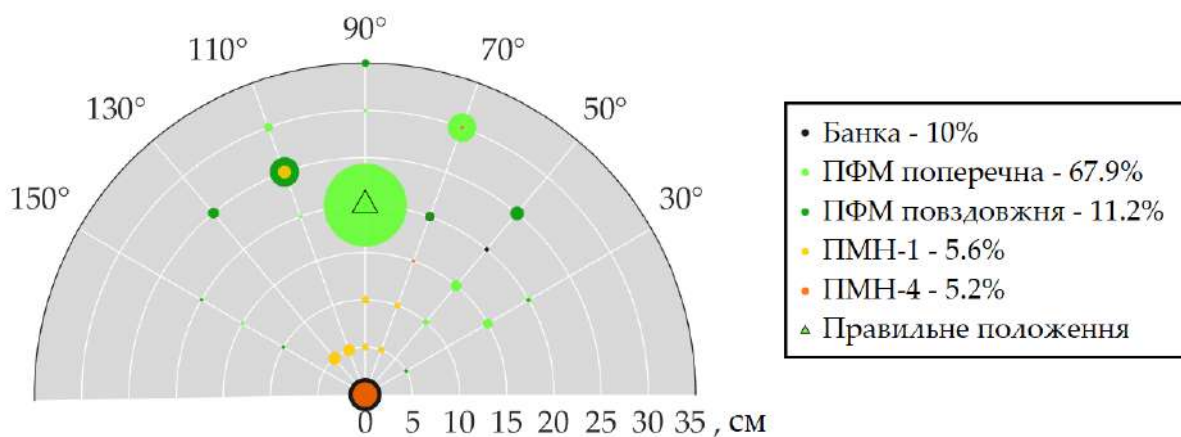


в)

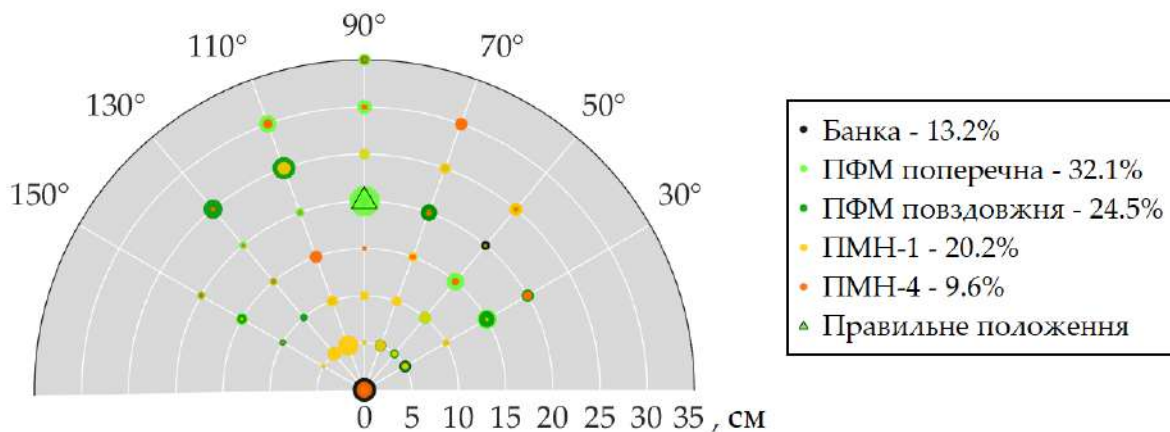


г)

Рис. 4.16. Результати розпізнавання міни ПМН-4 для відстані 20 см та кута 90° з рівнями ССШ: а) 30 дБ, б) 20 дБ, в) 15 дБ, г) 10 дБ



а)



б)

Рис. 4.17. Результати розпізнавання міни ПФМ поперечної орієнтації відносно радара, розташованої на відстані 20 см під кутом 90° з наступними ССШ: а) 30 дБ, б) 20 дБ

Для кожного випадку розпізнавання було виконано 500 реалізацій шуму. Статистичний розподіл відповідей ШНМ на них наведено на Рис. 4.16-4.17. Радіус кола показує суму відповідних виходів ШНМ для даної конкретної позиції з усіх 500 спроб розпізнавання. Легенда містить загальну статистику по всіх об'єктах у відсотках від 500 відповідей, отриманих ШНМ.

Статистичний результат імітує розпізнавання в реальному часі, коли георадар опромінює землю імпульсними хвилями з певним кроком у часі. Можна зауважити, що миттєве значення розпізнавання (одна часова залежність) не матиме практичного значення для зашумлених вхідних даних.

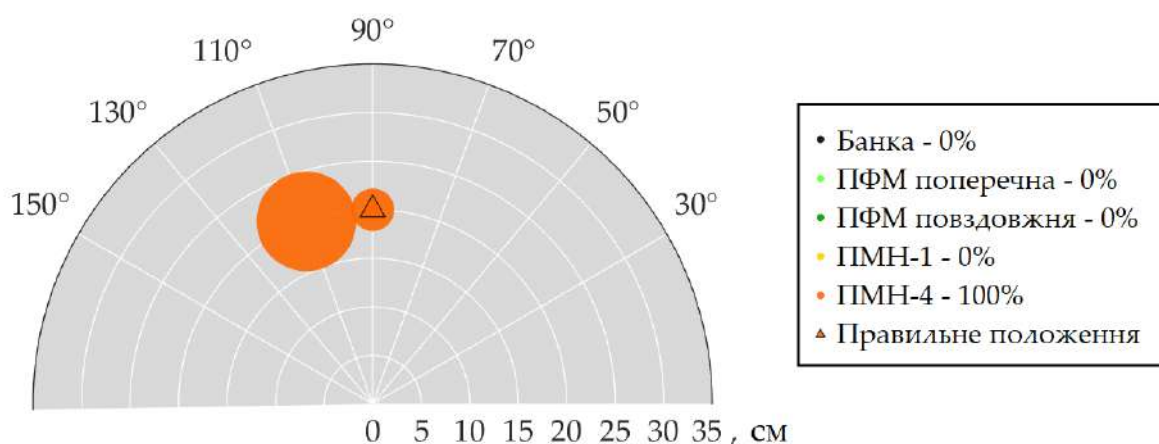
З Рис. 4.16 бачимо, що розпізнавання міни ПМН-4 погіршується з додаванням шуму із рівнем ССШ = 10 дБ. Однак у той же час ми бачимо наближення відповідей нейронної мережі до правильної позиції, тобто $\rho = 20$, $\varphi = 70^\circ, 90^\circ, 110^\circ$. Крім того, ШНМ все ще на 45% впевнена, що ПМН-4 знаходиться перед радаром, хоча сама позиція починає відхилятися і починають переважати неправильні відповіді. Що стосується ПФМ, то ми бачимо гірший

результат. Розпізнавання правильного положення цієї міни стає практично неможливим при ССШ = 20 дБ. Хоча в той же час нейронна мережа все ще на 58% впевнена, що це якась із просторових форм міни ПФМ, на яких ми її навчали. Гірший результат можна пояснити слабшим відбиттям електромагнітної хвилі від міни ПФМ, так як вона майже повністю складається з діелектричного матеріалу, і це ускладнює розпізнавання при наявності шумів у порівнянні з ПМН-1 та ПМН-4.

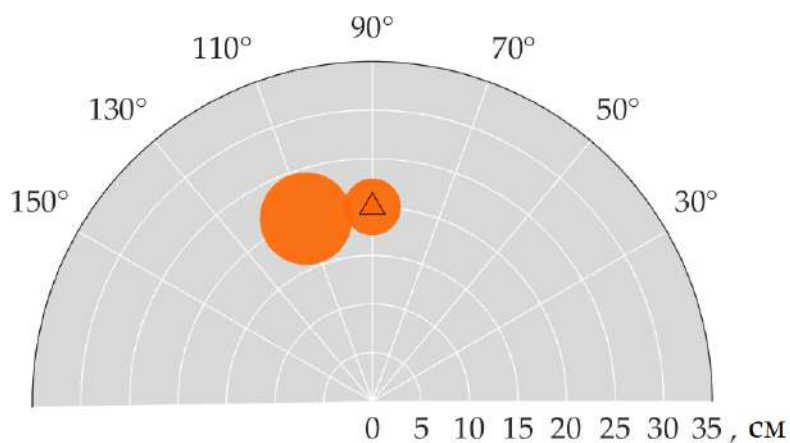
Далі ми розглянемо ефект апроксимації відповіді ШНМ більш детально, але на основі інших тестових даних, на яких вона теж не навчалася. Їх отримували наступним чином: при $\rho = 20$, $\varphi = 90^\circ$ фіксувалося навчальне положення міни, з якого вона різними способами відхилялася в просторі, наприклад, убік, занурювалася або поверталася на певний кут відповідно до своєї осі. Таким чином, були обрані нові положення, які ШНМ раніше не бачила. Моделювання проводилося для ПМН-1, ПМН-4 і поперечного варіанту ПФМ.

ШНМ частково впоралася з розпізнаванням варіантів із заглибленням об'єкту, та варіантами різних кутів по відношенню до своєї осі. Однак зміщення міни вбік класифіковано досить точно.

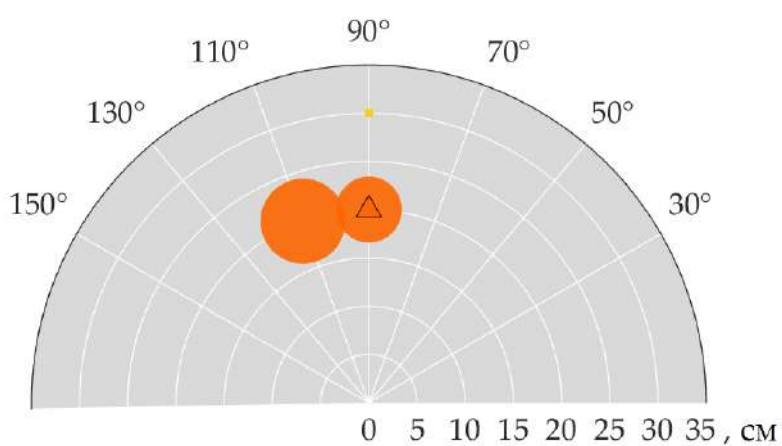
Круги на Рис. 4.18 показують розпізнавання міни ПМН-4, яка відхилена на 3 см вліво (на кут 110°) з положення $\rho = 20$ см, $\varphi = 90^\circ$.



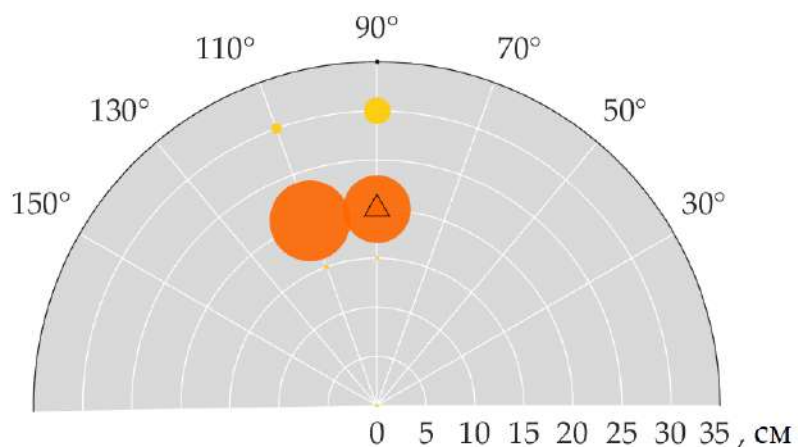
а)



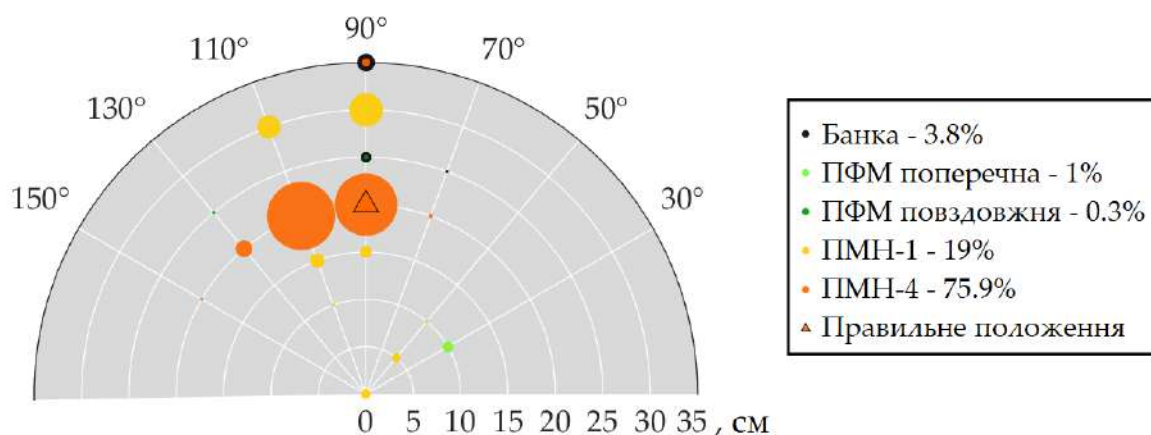
б)



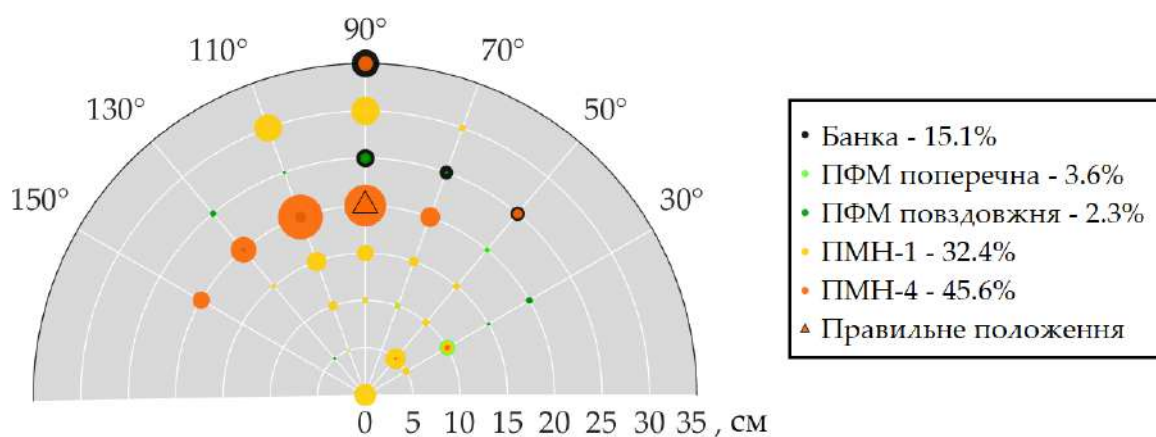
в)



г)



д)



е)

Рис. 4.18. Результати розпізнавання міни ПМН-4, яка відхилена на 3 см вліво від тренувального положення $\rho = 20$ см і кут 90° з ССШ: а) 35 дБ, б) 30 дБ, в) 25 дБ, г) 20 дБ, д) 15 дБ, е) 10 дБ

Ми бачимо, що при малих значеннях ССШ, а отже, і при його повній відсутності ШНМ більш схильна реагувати на помилкове за кутом положення $\rho = 20$ см, $\varphi = 110^\circ$. Але з додаванням шуму починає простежуватися динаміка наближення відповіді, тобто радіуси великих кіл починають вирівнюватися, проте і кількість неправильних відповідей починає збільшуватися. Це вказує на те, що суми відповідей цих найбільш активних нейронів також починають вирівнюватися. Їх можна оцінити як 50/50, що міна знаходиться в позиції між $\rho = 20$ см, $\varphi = 90^\circ$ та $\rho = 20$ см, $\varphi = 110^\circ$.

Для більш чіткого уявлення про фактичне положення міни, на Рис. 4.19 геометрично знайдено точне положення об'єкту для даного тестового випадку.

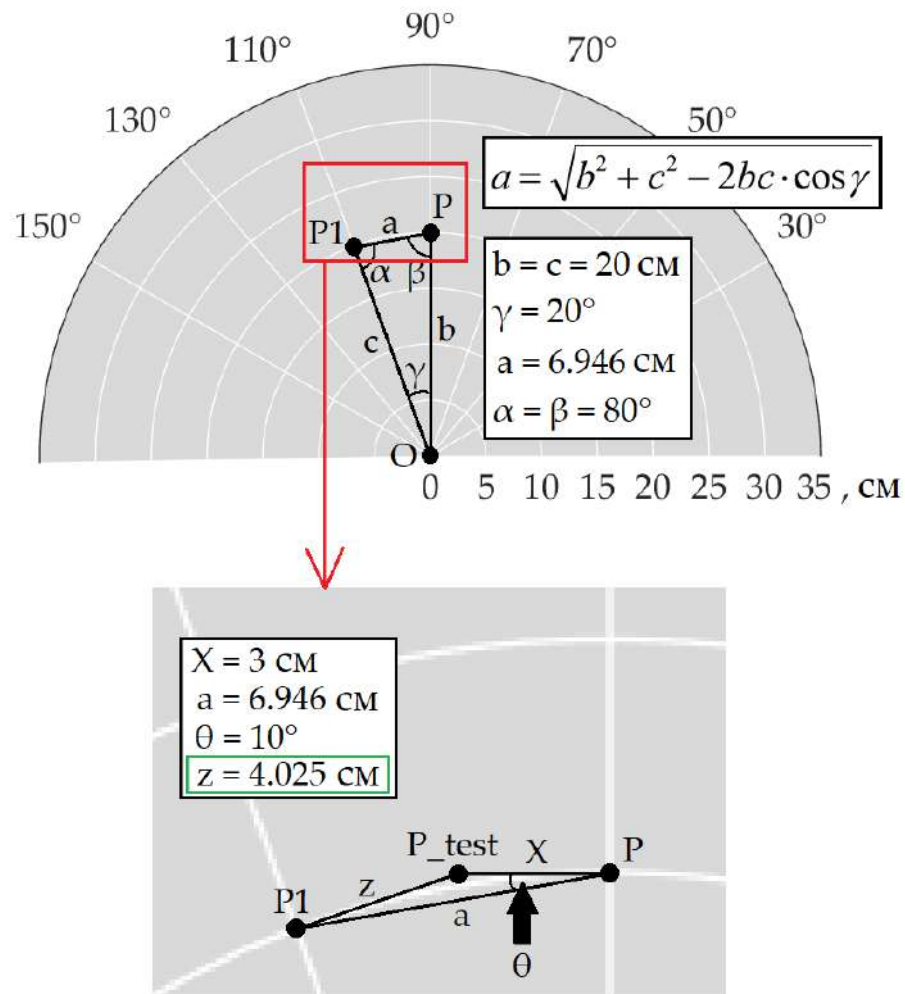


Рис. 4.19. Визначення точного положення міни ПМН-4 для тестового випадку

P – точка у досліджуваному просторі при $\rho=20$ см, $\varphi=90^\circ$, $P1$ – точка при $\rho=20$ см, $\varphi=110^\circ$, O – положення під випромінювальною антеною при $\rho=0$ см, P_{test} – тестове положення міни, яке має розпізнати ШНМ. Можна побачити, що в цьому тестовому випадку міна (P_{test}) знаходиться на відстані 3 см від положення $\rho=20$ см, $\varphi=90^\circ$ (P) і на відстані 4,025 см від $\rho=20$ см, $\varphi=110^\circ$ ($P1$), тобто майже рівновіддалені. Таким чином, відповідь нейронної мережі як 50/50 на Рис. 4.16 при високому рівні ШНМ можна інтерпретувати як деяке середне

положення між двома активними нейронами. Це доволі точний результат, який відповідає реальному проміжному положенню в цьому тестовому випадку.

Варто додати, що відхилення в сторону на 3 см в тестових даних було максимальним. Менші значення відхилення міні від початкового положення при $\rho = 20$ см, $\varphi = 90^\circ$ класифікуються нейронною мережею як $\rho = 20$ см, $\varphi = 90^\circ$ без додавання шуму. Але результати продемонстрували, що додавання шуму зміщує точки розпізнавання, і не завжди в неправильну сторону.

4.3. Вплив неоднорідностей ґрунту на розпізнавання підповерхневих об'єктів

4.3.1 Постановка задачі

У попередніх підрозділах використовувалась модель ґрунту, яка являла собою ідеальний однорідний діелектрик зі сталими діелектричною проникністю та втратами. Цей підхід був обраний для перевірки здатності нейронної мережі давати правильні відповіді в цілому, оскільки це наближення реальної задачі є найпростішим, і результати попередніх підрозділів показали, що постановку задачі варто ускладнити. Перевіркою якості даного підходу є тестування на сигналах, що містять завади різних рівнів, і прийнятих на проміжних значеннях відстаней по відношенню до навчальних [84]. Оскільки були отримані гарні результати, необхідно було наблизити задачу до більш реальної моделі ґрунту. Тому, як один із варіантів, було вирішено ускладнити ідеальну модель ґрунту, додавши до неї не лише окремі шари та траншеї [79], а певну кількість неоднорідностей різного розміру та діелектричної проникності, які будуть краще описувати ґрунт як неоднорідну суміш різних об'єктів, що містять різні речовини різного розміру.

Спершу будуть показані результати розпізнавання, зроблені ШНМ, яка не навчалась на сигналах, що отримані від неоднорідного середовища. Далі будемо використовувати вже донавчену мережу, але буде застосовано складнішу модель неоднорідного простору, а саме діапазон розподілу діелектричної проникності у вкраплених елементах буде більшим. Крім цього, будуть продемонстровані результати розпізнавання міни із дуже малим вмістом металевих частин – ПФМ [84].

4.3.2 Моделювання неоднорідного ґрунту

Модель ґрунту представлена у вигляді середовища з діелектричною проникністю 9 і втратами 0,005 См/м, всередині якого у випадкових положеннях додано 1200 ромбоподібних елементів різного об'єму та діелектричної проникності. Різний об'єм елементів виникає внаслідок зміни радіуса описаної сфери ромбовидного елемента в діапазоні від 4 до 19 мм. Розподіл числа вкраплених елементів в залежності від їх розміру представлено на Рис. 4.20. Тут можна простежити наближений до рівномірного розподіл радіусів в заданому діапазоні.

Діелектрична проникність цих неоднорідностей також буде змінюватися і буде розподілена в діапазоні від 1 до 20 (Рис. 4.21). Такі значення були обрані для кращої імітації реального ґрунту, а саме, як сухих, так і вологих частин, або матеріалів як з більшою, так і з меншою вологістю. А якщо взяти до уваги випадковий розподіл положень і радіусів неоднорідностей, то, на нашу думку, це можна вважати гарним наближенням наземної моделі для нашої задачі підземної радіолокації.

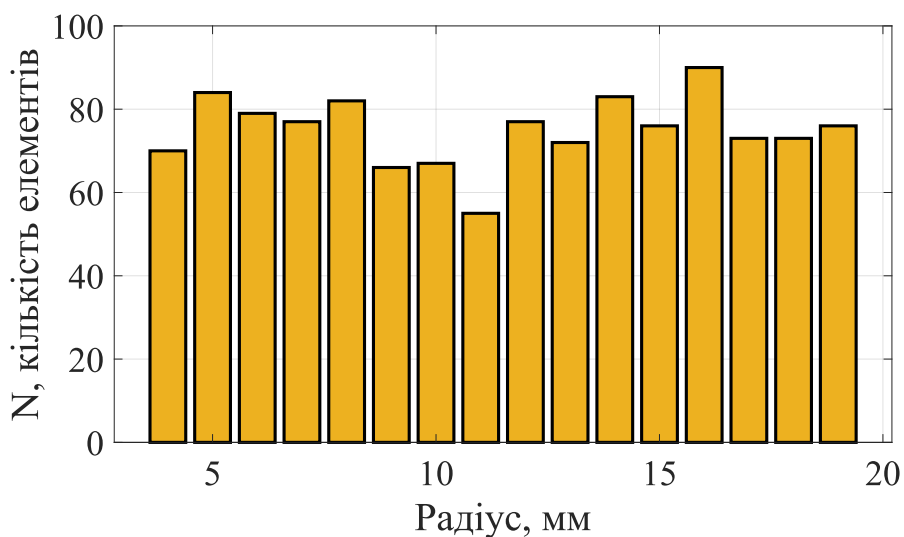


Рис. 4.20. Розподіл радіусів описаної сфери для ромбоподібних елементів, що утворюють неоднорідний ґрунт

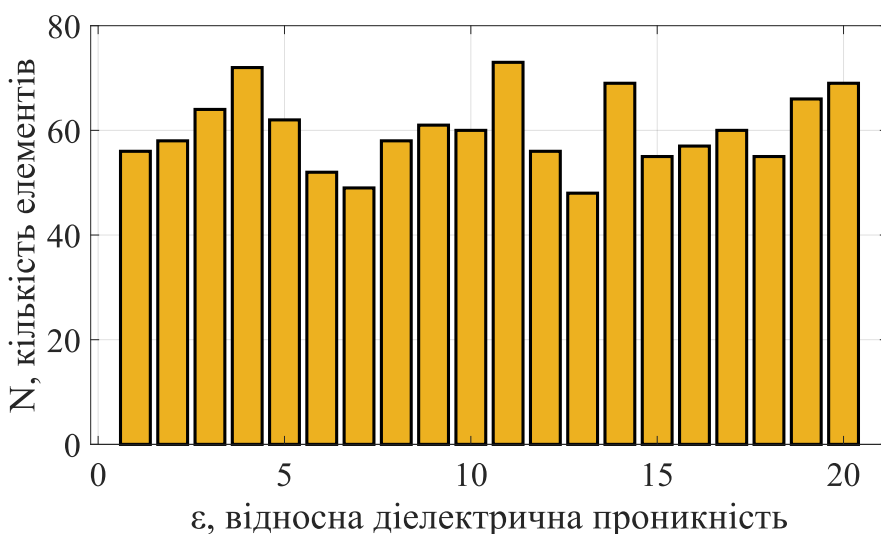


Рис. 4.21. Розподіл кількості елементів із заданою відносною діелектричною проникністю, що утворюють неоднорідну модель ґрунту

Далі буде цікаво побачити, як додавання неоднорідностей до заданого об'єму ґрунту вплине на часові залежності відбитого поля і який внесок цих краплень. Для цього на Рис. 3 порівнюються два сигнали для демонстрації впливу неоднорідностей за наявності міни. Червона крива – сигнал, отриманий для

однорідної моделі ґрунту, без неоднорідностей. Цей сигнал приймався антенною системою і використовувався в дослідженнях [84], [96]. Жовта крива — це залежність амплітуди від часу, що показує відбите поле від ґрунту, що містить неоднорідності, отримані підходом, який ми описали раніше..

Показано чіткі відмінності у часових формах сигналів у нижній частині Рис. 4.22. Ми бачимо, що для цього випадку неоднорідності впливають на збільшення гостроти деяких імпульсних піків, як на 4 нс, так і на 6,5 нс, але в той же час ми маємо пікове згладжування на 4,5 нс для цієї випадкової генерації набору включень. Існує затримка або більш ранній початок імпульсних піків одного сигналу відносно іншого. Результати цього графіка підтверджують вплив неоднорідностей як уповільнювачів хвилі у разі більшої діелектричної проникності включень порівняно з початковим параметром ґрунту, так і як прискорювача хвилі у разі меншої діелектричної проникності.

Сигнали, наведені на Рис. 4.22, необхідні для попередньої обробки за алгоритмом, описаний в роботі [96]. Таким чином, буде цікаво спостерігати за зміною не тільки сигналу, отриманого безпосередньо від приймачів, але і вхідного сигналу для нейронної мережі, представленої на Рис. 4.23.

На Рис. 4.23 для вхідних сигналів для нейронної мережі ми чітко бачимо, що внесок неоднорідностей у модель землі стає більш помітним. Попередні дослідження [84] показали, що розпізнавання об'єкту нейронною мережею із використанням сигналу з високим рівнем шуму є більш легкою задачею, ніж із використанням сигналу отриманого для проміжного положення прихованого об'єкту. І в цьому дослідженні ми маємо складність сигналу, еквівалентну проміжному положенню, і, можливо навіть більш складний випадок, оцінюючи його складність за кількістю хибних розпізнавань. Це відбувається, можливо, тому, що нейронна мережа більше не може прив'язуватись до відомих їй піків сигналів, і в цьому випадку її апроксимуючі властивості будуть грати вирішальне значення. Слід додати, що в цій роботі ми використовували глибоку нейронну

мережу такої ж структури, що й у [96]. Під час її навчання не використовувалися дані для неоднорідного середовища, в якому знаходилися об'єкти.

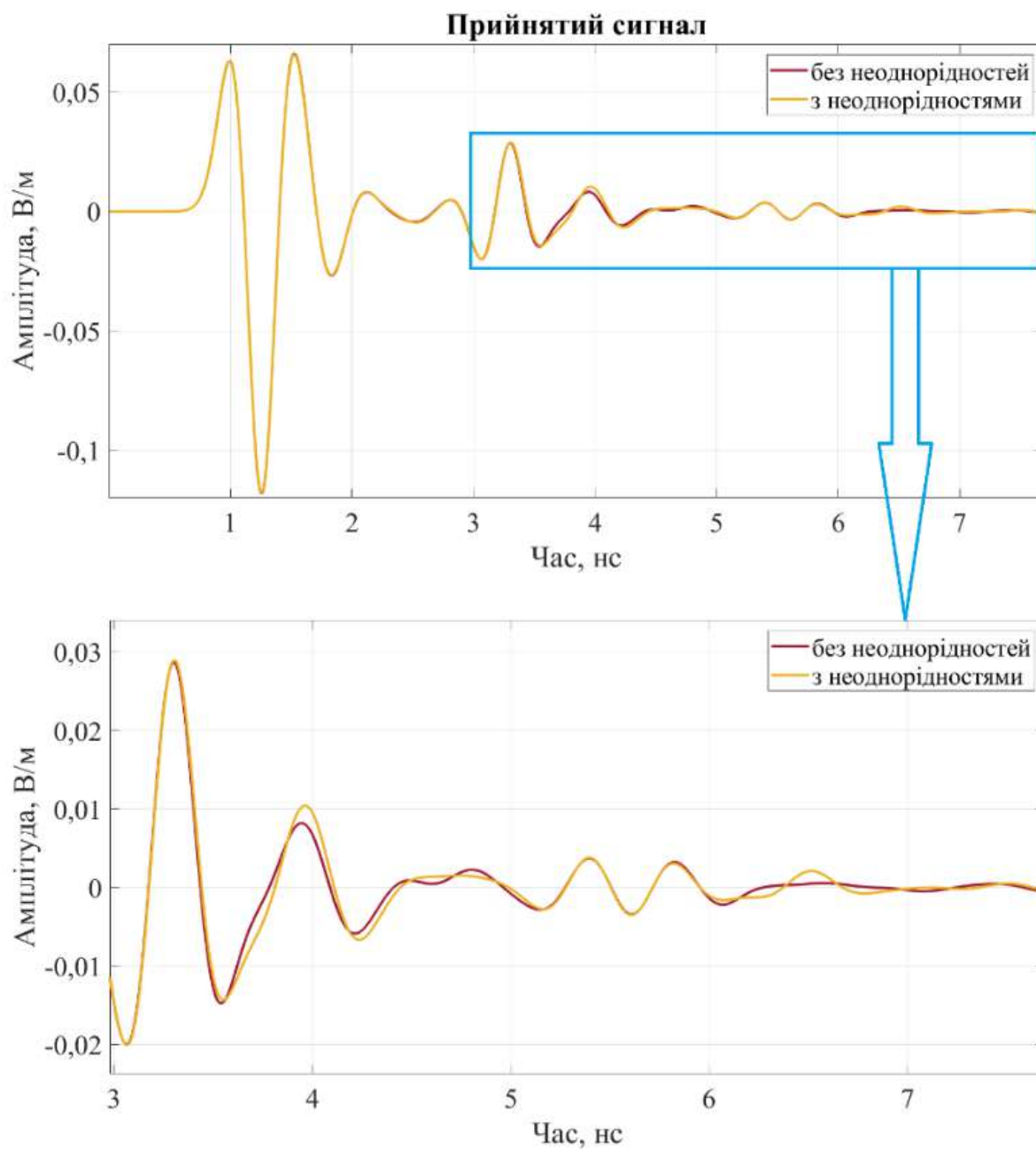


Рис. 4.22. Сигнали, прийняті антенною системою. Червона крива позначає часову залежність амплітуди прийнятого поля, відбитого від однорідного середовища, жовта крива зображує відбиту хвилю від неоднорідного середовища

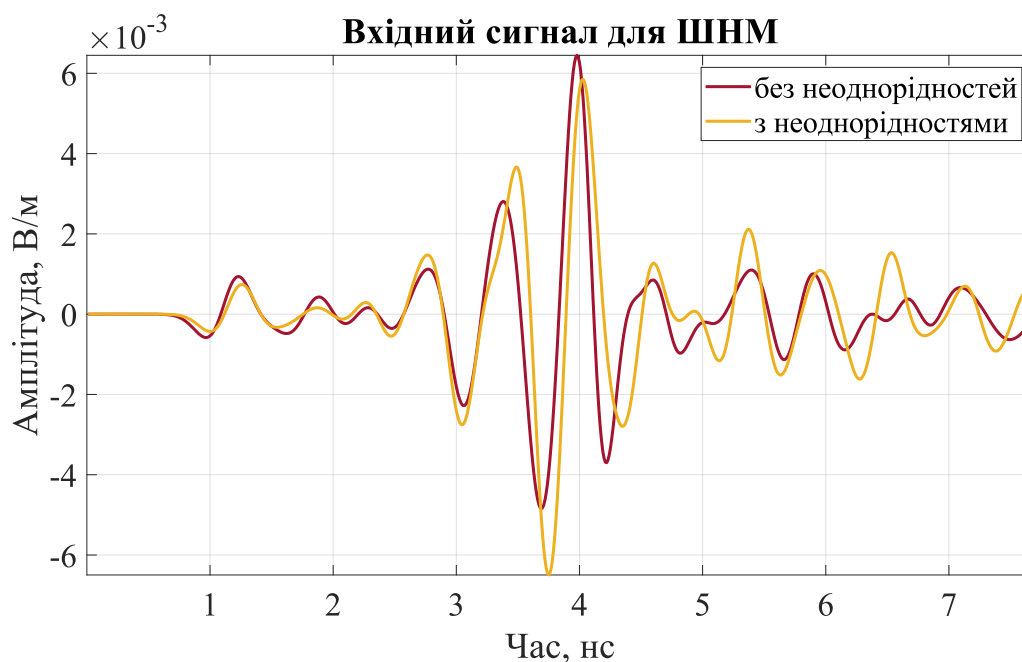


Рис. 4.23. Один із шести об'єднаних сигналів, які подаються на вхід ШНМ. Червона крива позначає сигнал для випадку однорідного середовища, жовта крива – неоднорідного середовища

4.3.3 Результати застосування нейронної мережі без донавчання на неоднорідній моделі ґрунту

На Рис. 4.24-4.26 ми бачимо результати розпізнавання мін ПМН-1 за допомогою повнозв'язної ШНМ, яка також навчена розпізнавати металеві банки різних конфігурацій [96] і міну ПМН-4 на відстані 0-35 см, але лише на однорідному середовищі. Висота стовпчиків ілюструє кількість розпізнавань заданих об'єктів. Кольори вказують на відстані розміщення об'єктів для випадків однорідного (O) і неоднорідного (X) середовища. Отже, дані рисунки відображають статистичний розподіл відповідей ШНМ для різних реалізацій адитивного шуму. Таким чином, виконується перевірка застосування нейронної мережі для випадку неоднорідного ґрунту, не ускладнюючи її структуру та не навчаючи на додаткових даних. На Рис. 4.24-4.26 також наведено порівняння результатів розпізнавання. Випадок "O" — відповідь нейронної мережі на

розпізнавання об'єкта для випадку однорідного середовища. Дослідження завадостійкості мережі більш детально представлено в [96]. Випадок “X” – відповідь нейронної мережі для класифікації положення об'єкту у випадку випадкового розміщення 1200 неоднорідностей із розподілами, показаними на Рис. 4.20-4.21, в однорідному ґрунті. Ці результати, як і в попередніх роботах, були протестовані для різних рівнів відношення сигнал/шум, оскільки, як показано в [84], цей додатковий аналіз може надати більше інформації про апроксимаційні властивості мережі. Крім того, шум є невід'ємною частиною отриманих сигналів у реальних дослідженнях підповерхневого зондування, що робить результати на зашумлених даних більш цінними для практики. У попередніх роботах [96] ми усереднювали по 1000 реалізацій шуму заданого рівня та розпізнавань, щоб уникнути випадковості відповіді ШНМ на конкретну реалізацію шуму і побудувати статистичну картину відповідей.

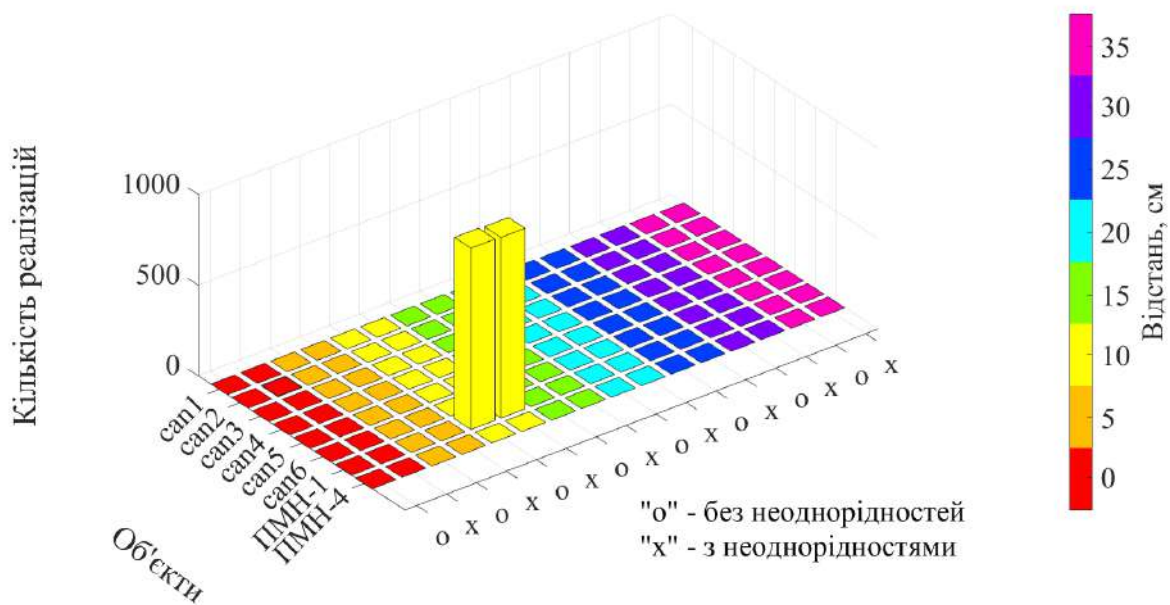
На Рис. 4.24 наведено результати розпізнавання мін ПМН-1 на відстані 10 см для різних рівнів сигнал-шум, що ми задаємо як відношення енергії сигналу до енергії шуму на часовому проміжку, коли сигнал існує. На Рис. 4.24а ми бачимо гарний результат для рівню сигнал-шум $SNR = 50$ дБ для обох випадків. Колонки на Рис. 4.24 показують гарну стійкість до впливу шуму для випадку ґрунту з неоднорідностями (випадок “X”). Можна відзначити, що результат розпізнавання досить близький до випадку ідеальної моделі ґрунту (випадок “O”). На рис. 5в для випадку “X” відповідь трохи гірша, але слід мати на увазі, що складність розпізнавання нових випадків пов'язана з обмеженим набором навчальних даних ШНМ, через складність його отримання. Тому навіть такий результат є досить цінним і дає перспективи для подальших досліджень.

Далі демонструються результати розпізнавання проміжних позицій мін на відстанях 5 см (Рис. 4.25) та 15 см (Рис. 4.26). На Рис. 6 ми бачимо, що для випадку “O” простежується стабільність відповіді для всіх представлених рівнів шуму, але на Рис. 6а для випадку “X” нейронна мережа помилилася по відстані, але незначним чином, на 5 см. Це можна вважати несуттєвою помилкою,

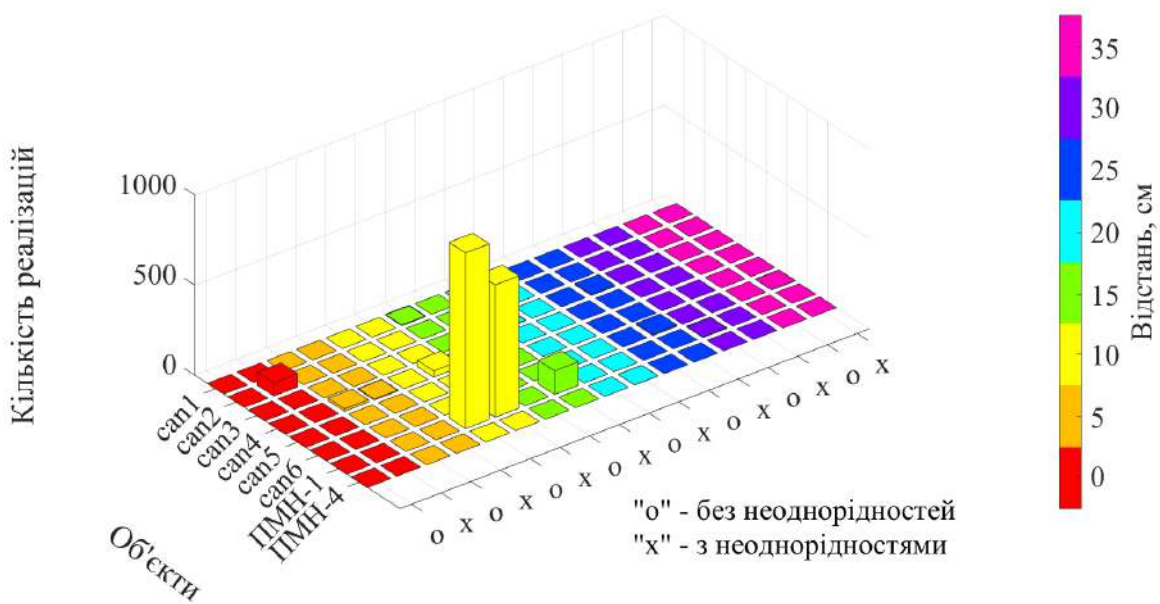
оскільки це мінімальний крок дискретизації задачі по відстані (ціна поділки) і мережа помиляється лише на один просторовий крок. Крім того, цей результат все ще можна вважати успішним, оскільки відповідь нейронної мережі все ще залишається досить стабільною та дуже близькою до істини. Для рівню сигнал-шум 30 дБ стабільність втрачається, і більше не можна побачити чітке положення та тип об'єкта, як показано на Рис. 4.25в. Завадостійкість тут слабка, але динаміка відгуку все одно задовільна.

Навіть при низькому рівні шуму 50 дБ, на Рис. 4.26а ми спостерігаємо критичну похибку для розпізнавання місцезнаходження міни ПМН-1 на дистанції 15 см у випадку моделі землі з неоднорідностями (випадок "X"). Маємо чітку вказівку на одну з видів металевих банок на відстані 5 см. Однак з додаванням шуму (Рис. 4.26б і Рис. 4.26в) нейронна мережа змінює свою думку, починає сумніватися і активує нейрон, що відповідає абсолютно правильній відповіді (рис. 4.26б), і навіть для досить великого рівня сигнал-шум 30 дБ (Рис. 4.26в). Подібна поведінка вже була продемонстрована в роботі [82] і тут знову відіграють позитивну роль апроксимаційні властивості нейронної мережі.

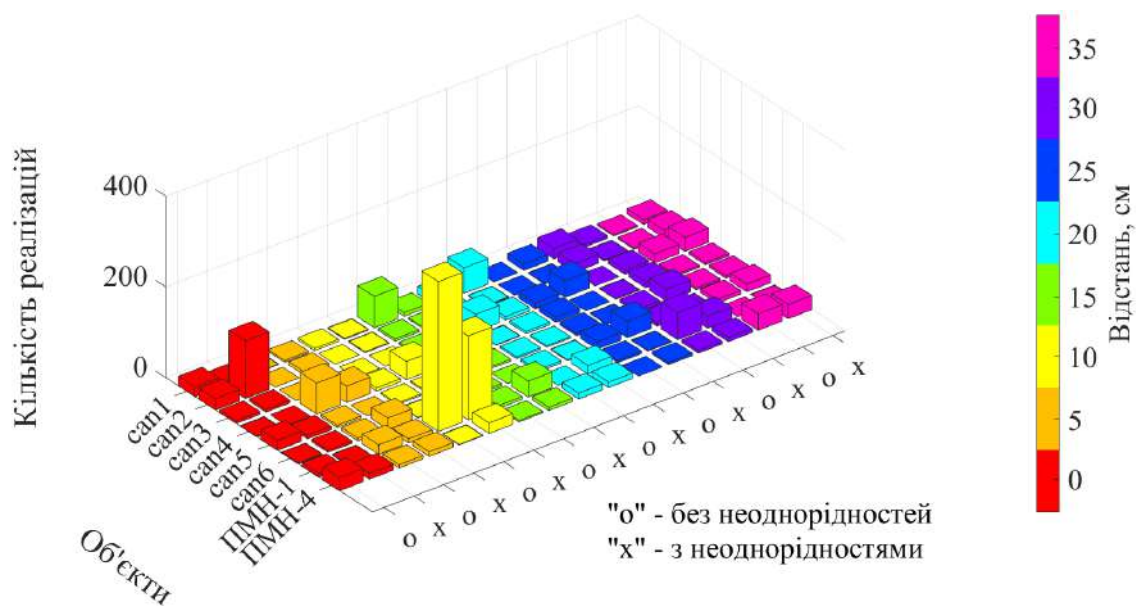
Хоча результат на Рис. 4.26 не можна вважати цілком задовільним, загалом можна відзначити, що ШНМ під час розпізнавання випадку з неоднорідностями помиляється на відстань у допустимих межах і вказує на найближчу околицю правильної відстані. Однак, коли мова заходить про визначення типу об'єкта, це завдання для неї є ще складнішим через недостатню кількість навчальних даних.



a)

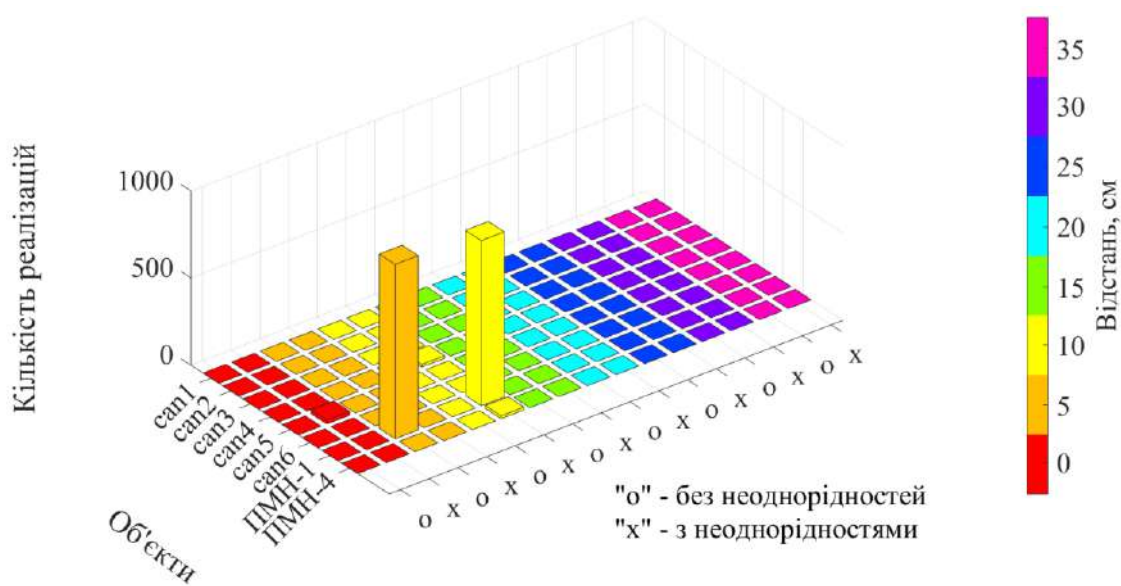


б)

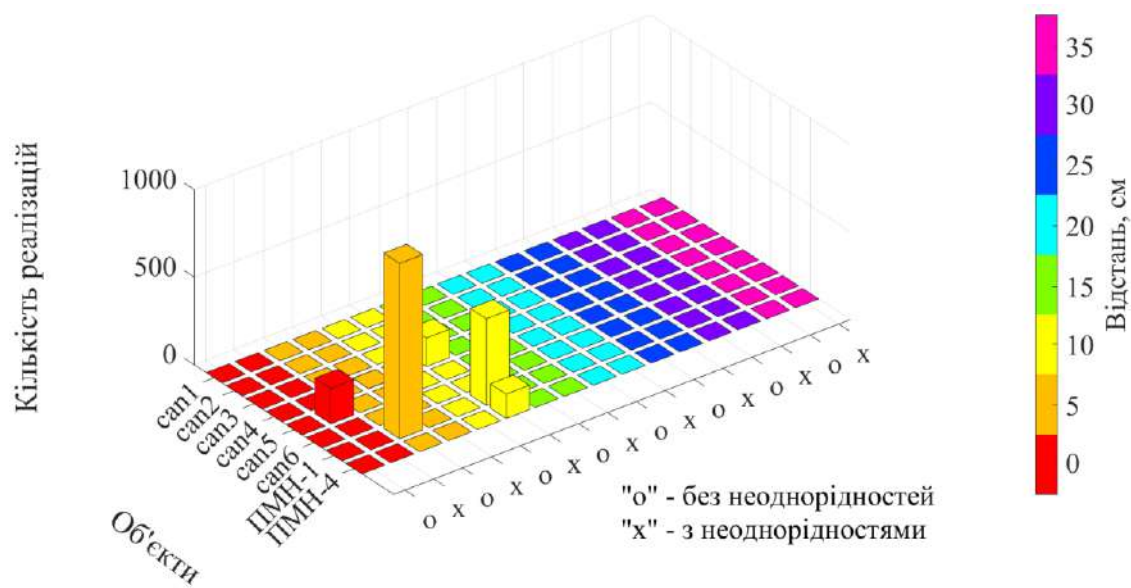


в)

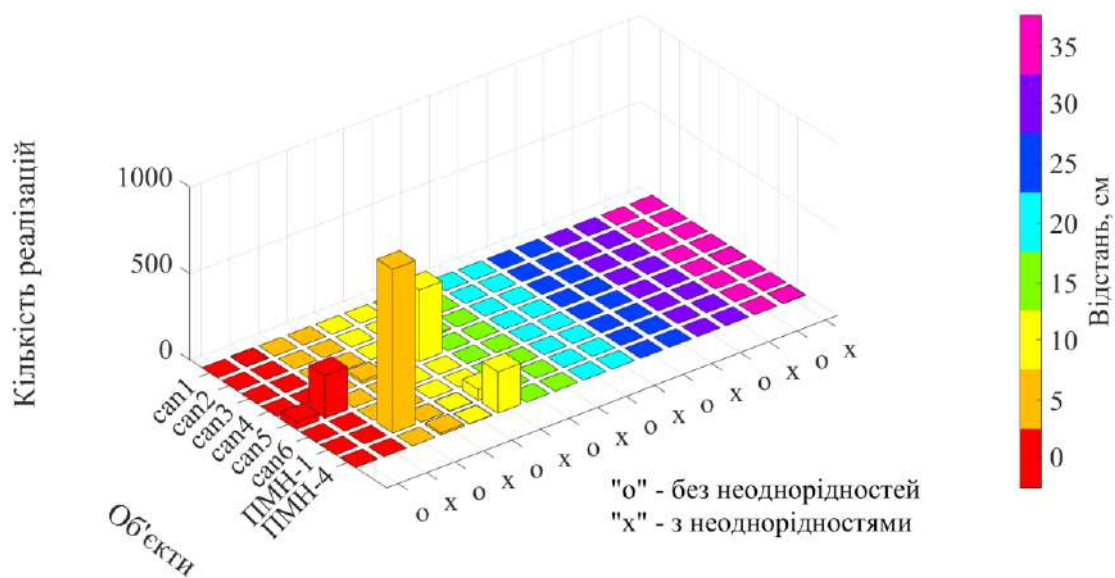
Рис. 4.24 Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 10 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 30 дБ, в) 15 дБ



а)

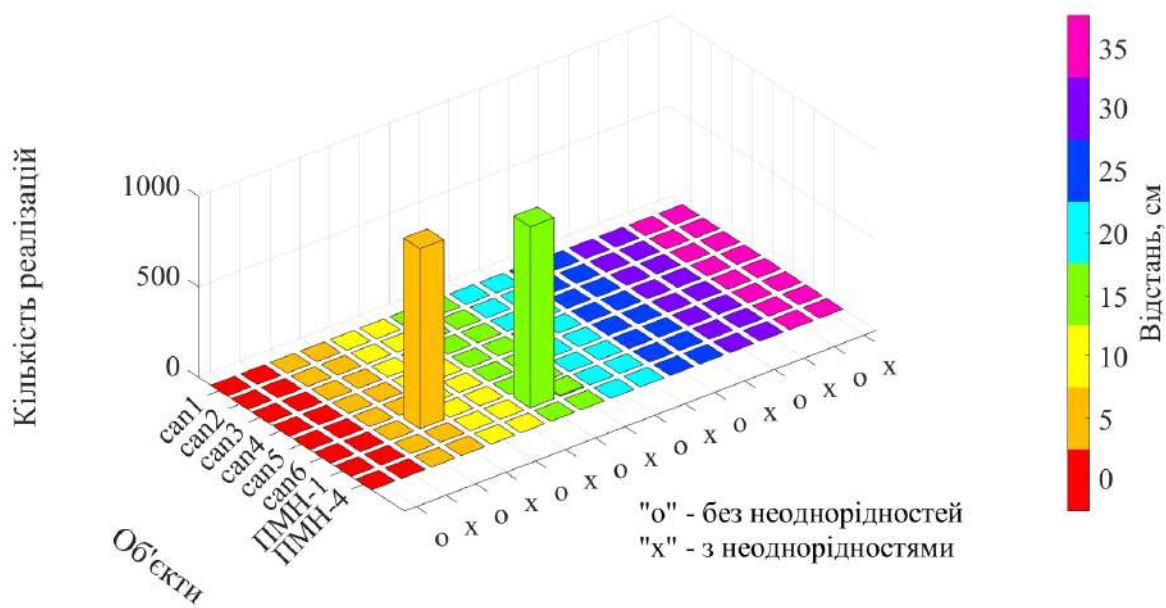


б)

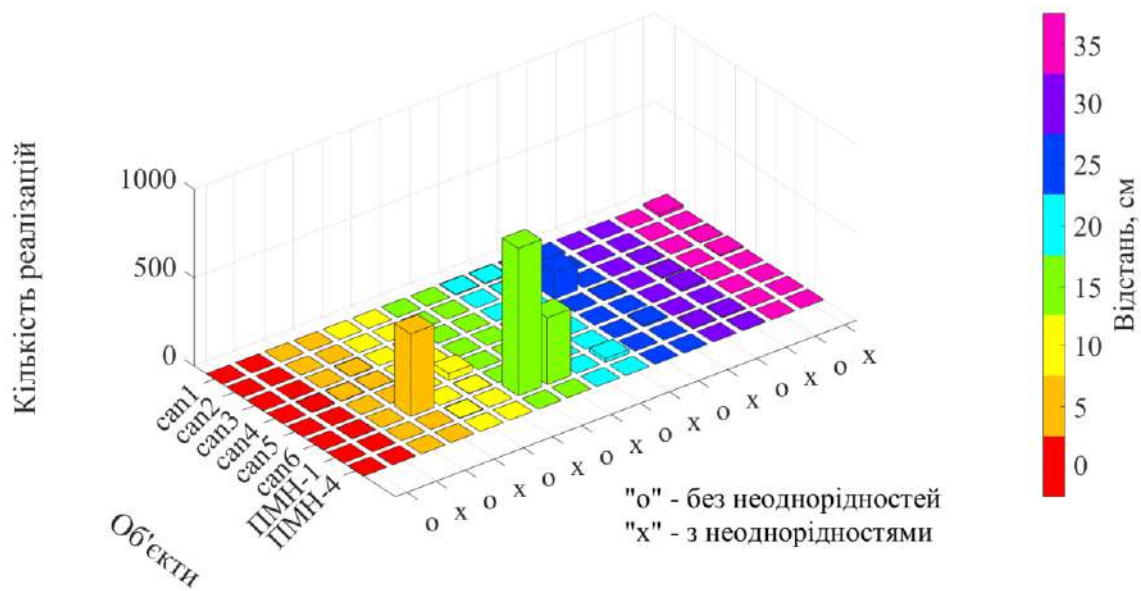


в)

Рис. 4.25. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 5 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 40 дБ, в) 30 дБ



а)



б)

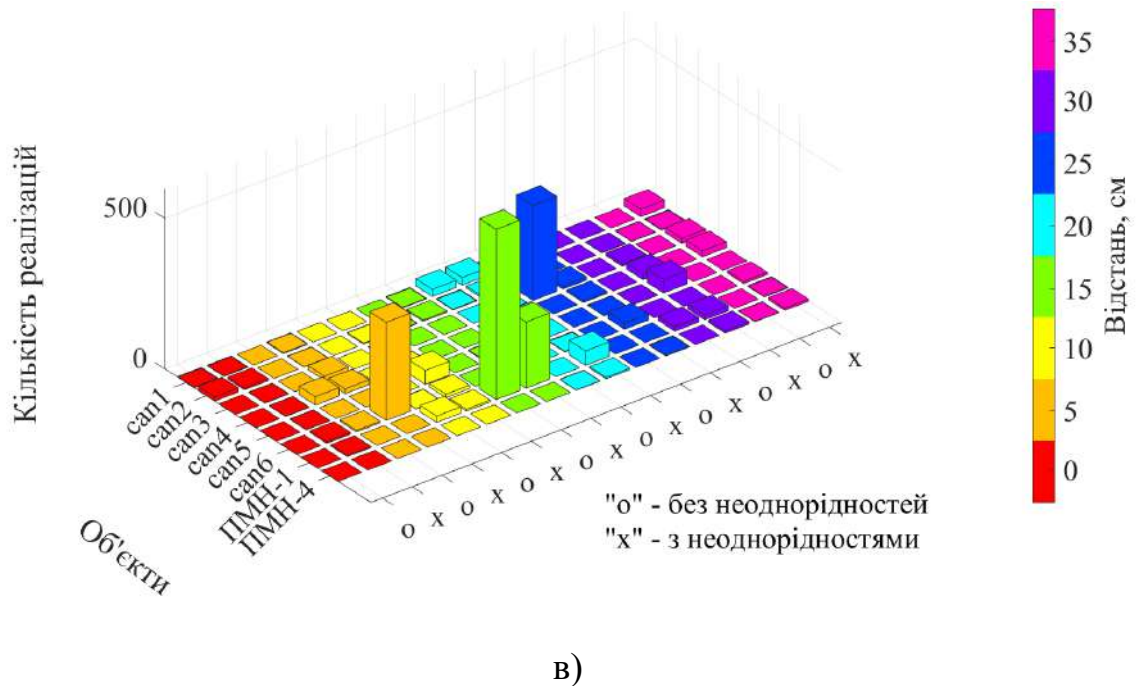


Рис. 4.26. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 15 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 30 дБ, в) 25 дБ

Але при цьому можна відзначити досить стабільний результат визначення відстані. Слід додати, що результати розпізнавання об'єкта за наявності великого шуму, як на Рис. 4.24б,в, 4.25б,в та 4.26б,в, є більш актуальними для практики. Оскільки в реальних дослідженнях підповерхневого зондування ідеальні сигнали зустрічаються дуже рідко, і дуже часто вони спотворені шумом. Це головне практичне значення результатів, які ми бачимо з Рис. 4.24б,в, 4.25б,в та 4.26б,в.

4.3.4 Результати застосування нейронної мережі з навчанням на неоднорідній моделі ґрунту

Для перевірки даного підходу, при моделюванні були використані дещо інші параметри формування неоднорідного простору: об'єм з ідеально поглинаючими стінками випадковим чином заповнений 800 тетрагональними об'єктами розмірами 1-3 см з діелектричною проникністю, яка змінюється в межах від 1 до

40. Збільшення діапазону розподілу діелектричної проникності вкраплених елементів, на нашу думку має краще описувати реальний ґрунт, і таким чином, можливо ускладнити розпізнавання прихованого об'єкту. Також важливо відзначити, що для коректного тестування мережі для випадку додавання гаусового шуму різних рівнів і виключення випадковості результатів було виконано 1000 реалізацій шуму для кожного тестового положення прихованого об'єкту, як і у моделюванні із мережею, що не навчалась на неоднорідному просторі.

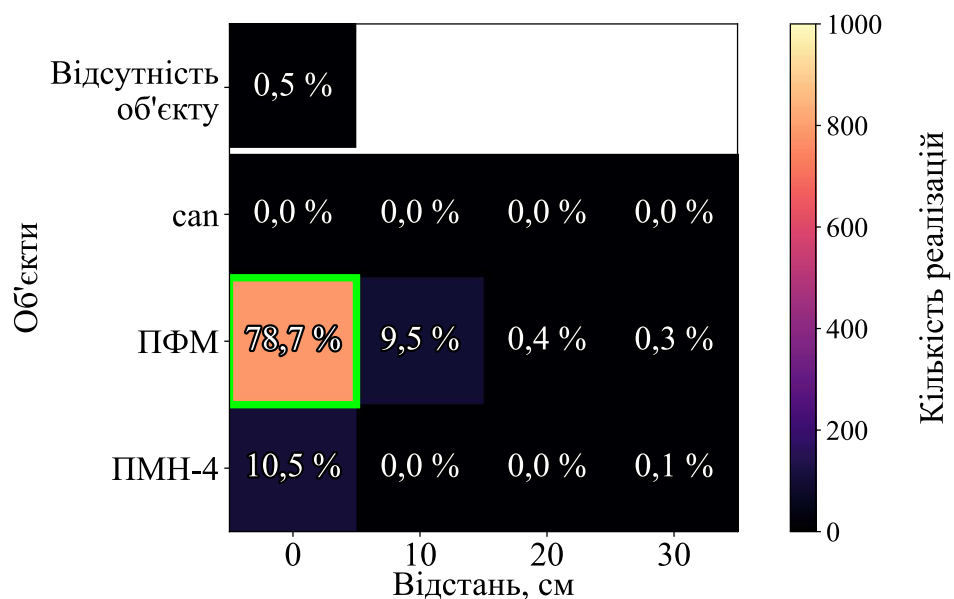
Наступне випробування нейронної мережі проводиться в два етапи. На першому етапі ми використовуємо об'єкти та відстані, які використовувалися для навчання. Розподіл неоднорідностей для цих випадків буде відрізнятися від тренувальних розподілів, але однаковий для всіх представлених положень об'єкту. Також буде досліджено завадостійкість (Рис. 4.27-4.30). Було вирішено зменшити дискретизацію простору та спробувати розпізнавати модель міни ПФМ, яка майже повністю складається з діелектрику [9].

На другому етапі (Рис. 4.31-4.33) використовуються сигнали, отримані від опромінення міни ПМН-1, на які вона не тренувалася. Особливістю ПМН-1 є схожість за формою і розмірами з ПМН-4, але вона містить менш масивний металевий детонуючий пристрій і більше діелектричних частин, що за характеристиками більше нагадує міну ПФМ. Крім того, розподіл неоднорідностей у моделі ґрунту для кожної позиції та об'єкта буде різним, на відміну від першого етапу випробувань. Також перевіряються проміжні відстані по відношенню до нашої дискретизації простору, на якій мережа навчалась. Випробування на завадостійкість також проводиться, як і на першому етапі.

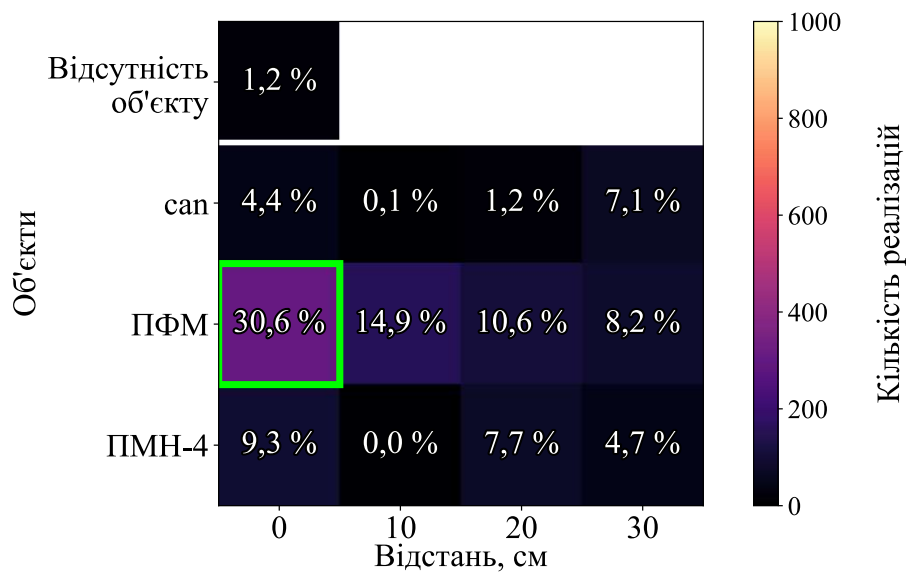
На Рис. 4.27-4.33 показані результати розпізнавання, представлені 13 виходами нейронної мережі. Вісь X показує 4 можливі відстані 0-30 см з кроком 10 см. На осі Y показано 3 можливі об'єкти, на яких тренувалася нейронна мережа: металева банка, ПФМ і ПМН-4. Також показано додатковий вихідний нейрон по осі Y, який вказує на відсутність об'єкта. Таким чином ми отримуємо зручну візуалізацію реакції нейронної мережі. Також, кожна секція показує

відношення суми отриманих мережею розпізнавань до загальної кількості розпізнавань у відсотках. Ліворуч розташована кольорова шкала, за якою можна оцінити абсолютну кількість отриманих відповідей для всіх секцій. На першому етапі тестування (Рис. 4.27-4.30) правильна відповідь виділяється зеленим кольором. На другому етапі нейронна мережа не може дати ідеально правильну відповідь для ПМН-1, тому що такий нейрон просто не передбачений навчанням, але ми вважатимемо результат класифікації задовільним у випадку індикації на ПМН-4 і ПФМ.

На Рис. 4.27 показано розпізнавання міни ПФМ, що знаходиться під системою опромінення (0 см) у ґрунті з невідомим для нейронної мережі розподілом неоднорідностей. Простежується тенденція до зниження з 78,7 до 30,6% ймовірності правильної відповіді для даної секції. Приблизно такий самий результат було отримано для відстані 20 см (Рис. 4.28). Тут можна відзначити позитивний ефект, що діелектрична міна не злилася з неоднорідним діелектричним ґрунтом, і нейронна мережа навіть при досить сильному шумі в 15 дБ все одно не показує відсутність об'єкта, а вказує на якийсь об'єкт. Також мережа вказує на міни частіше ніж на банки для всіх позицій ПМН-4 і ПФМ.

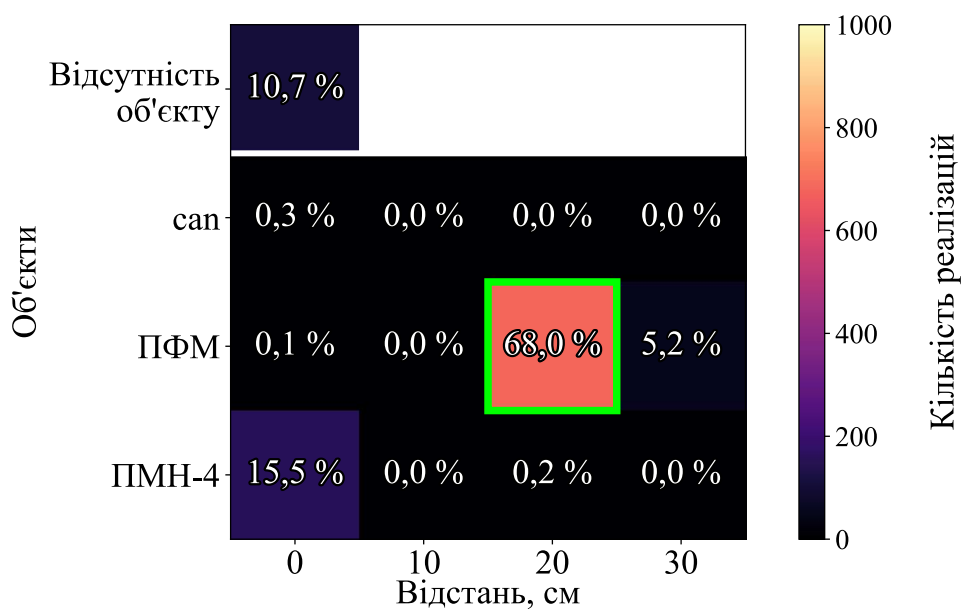


а)

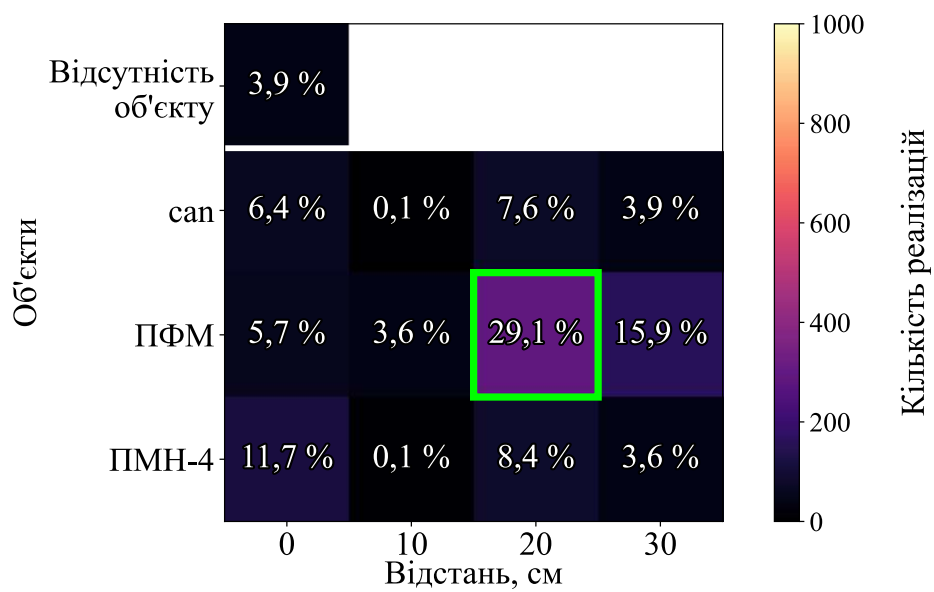


б)

Рис. 4.27. Результат розпізнавання міни ПФМ на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ

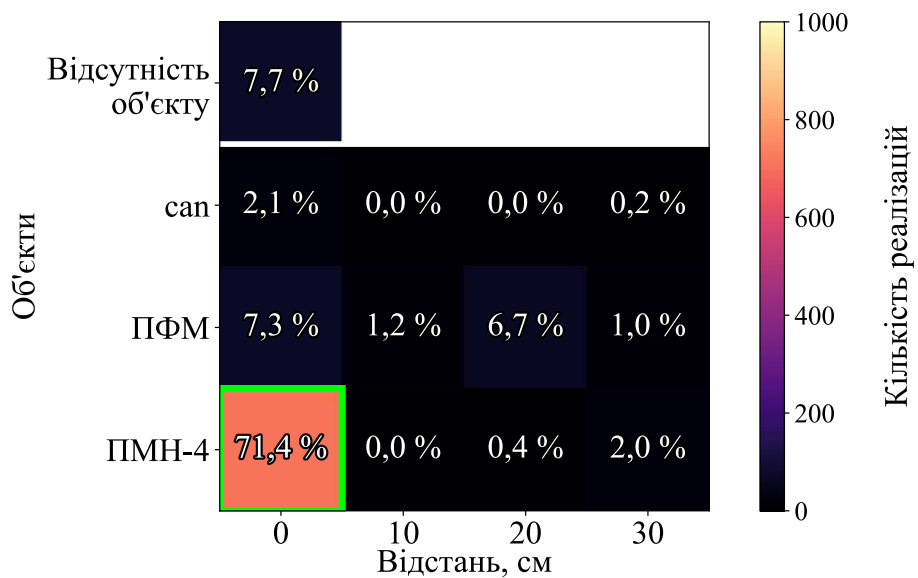


а)

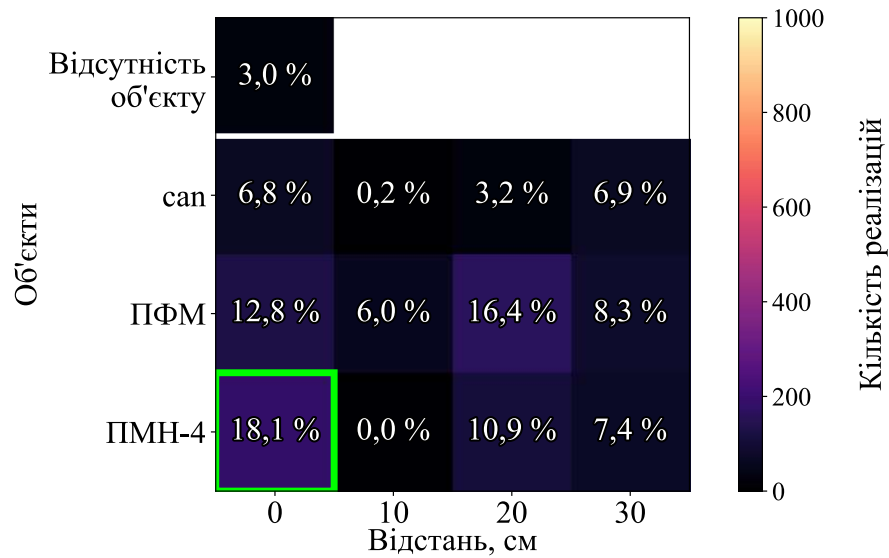


б)

Рис. 4.28. Результат розпізнавання міни ПФМ на відстані 20 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ



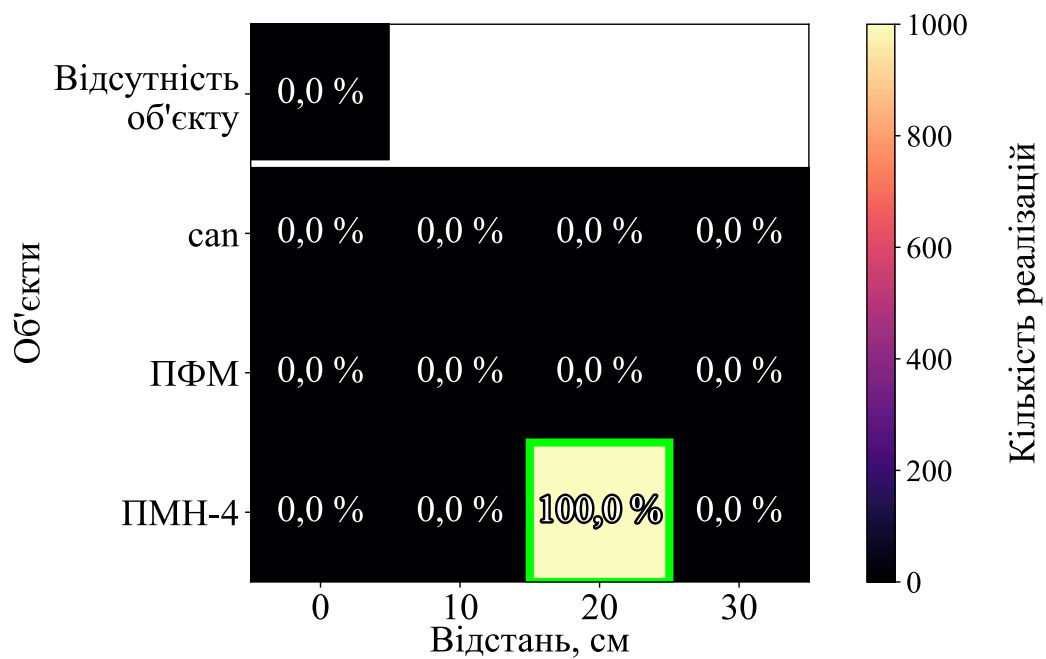
а)



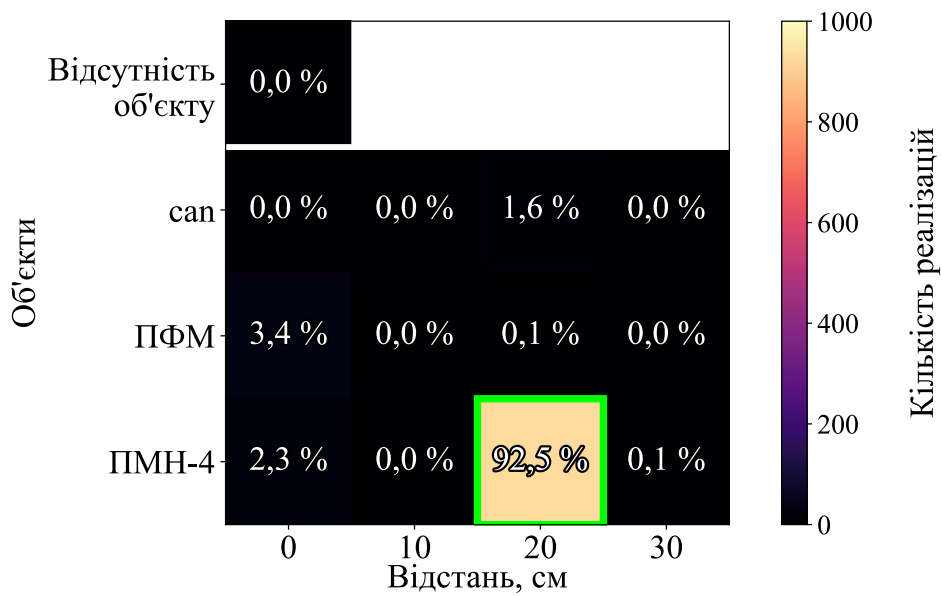
б)

Рис. 4.29. Результат розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ

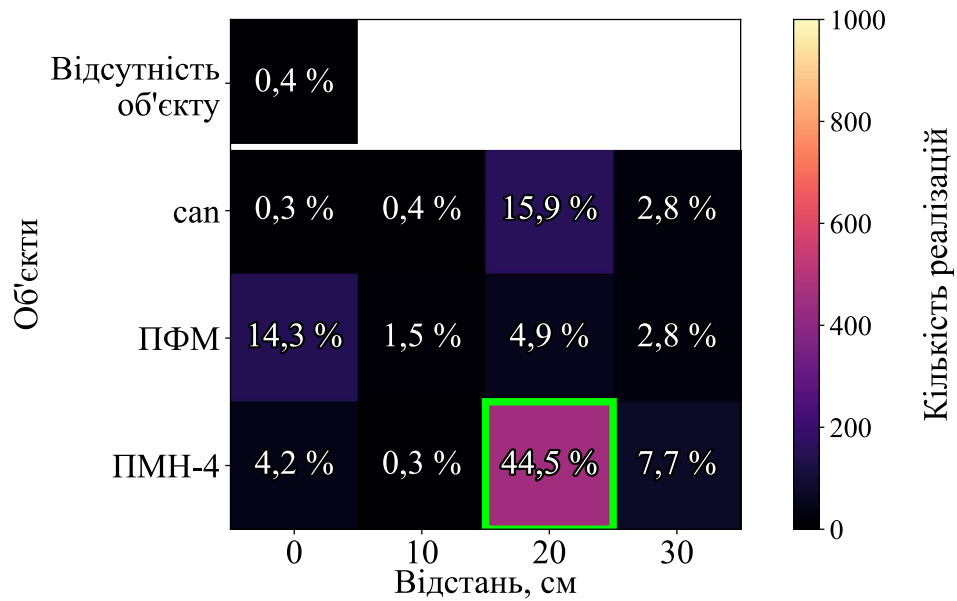
На Рис. 4.29 показано розпізнавання міни ПМН-4 при тому ж рівні шуму, що і на Рис. 4.27-4.28. Ми бачимо, що стабільність правильного розпізнавання при 15 дБ (Рис. 4.29б) приблизно вдвічі менша, ніж для ПФМ, а саме 16,4% проти 30,6%. Це можна пояснити недостатньою кількістю навчальних даних для нейронної мережі. У цьому випадку не всі особливості сигналу можуть бути враховані в процесі навчання. Однак на Рис. 4.30а для рівню шуму 25 дБ ми отримуємо 100% стабільність, яка не простежується для всіх попередніх результатів. Крім того, правильна відповідь все ще помітна навіть при 5 дБ (Рис. 4.30в), де вхідний сигнал серйозно пошкоджується, перетворюючись майже на суцільний шум. Результат на Рис. 4.30 можна пояснити наявністю в конструкції ПМН-4 масивного металевого механізму, який дає помітне відбиття опроміненої імпульсної хвилі навіть у випадку неоднорідної моделі ґрунту.



а)



б)



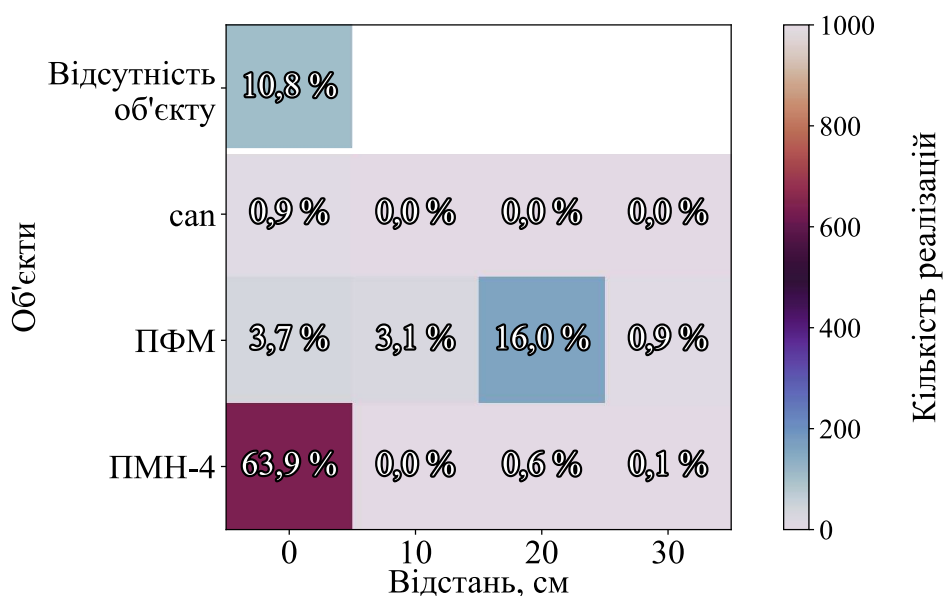
в)

Рис. 4.30. Результат розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 20 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ, в) 5 дБ

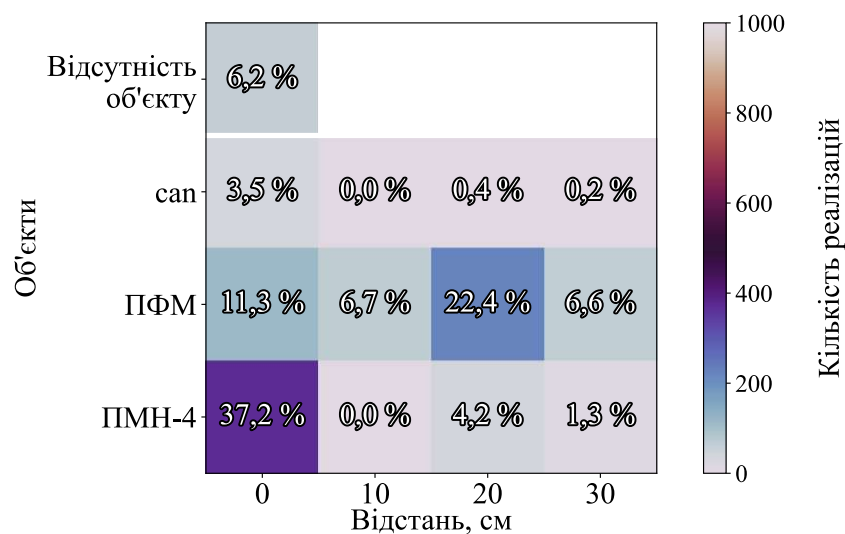
Загалом для першого етапу тестування з Рис. 4.27-4.30 можна зробити висновок, що нейронна мережа добре навчилася узагальнювати неоднорідні розподіли землі, які були продемонстровані в тестовому розподілі для зашумлених вхідних сигналів.

Далі розглянемо результати другого етапу тестування, для якого було вирішено вибрати міну ПМН-1, на яку мережа не була навчена.

На Рис. 4.31 показано результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 0 см. Бачимо, що мережа розпізнає ПМН-4 і правильну відстань до нього. Цей результат можна вважати відмінним, оскільки форма і розмір цих мін дуже схожі, і цю відповідь можна розглядати як приклад гарних узагальнюючих властивостей нейронних мереж. Також можна відзначити кращу завадостійкість в порівнянні з першим етапом тестування.



а)

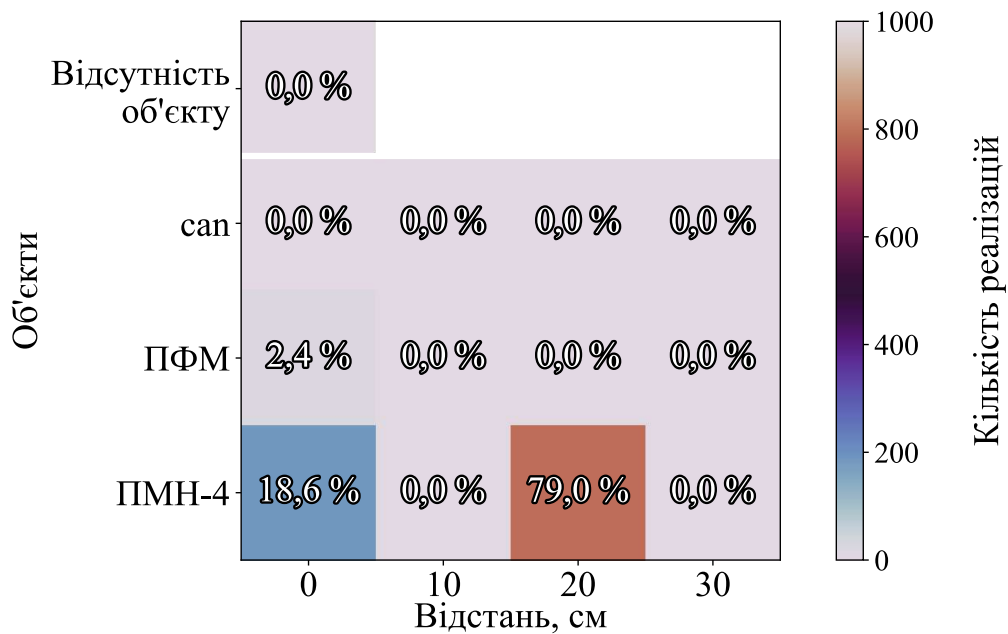


б)

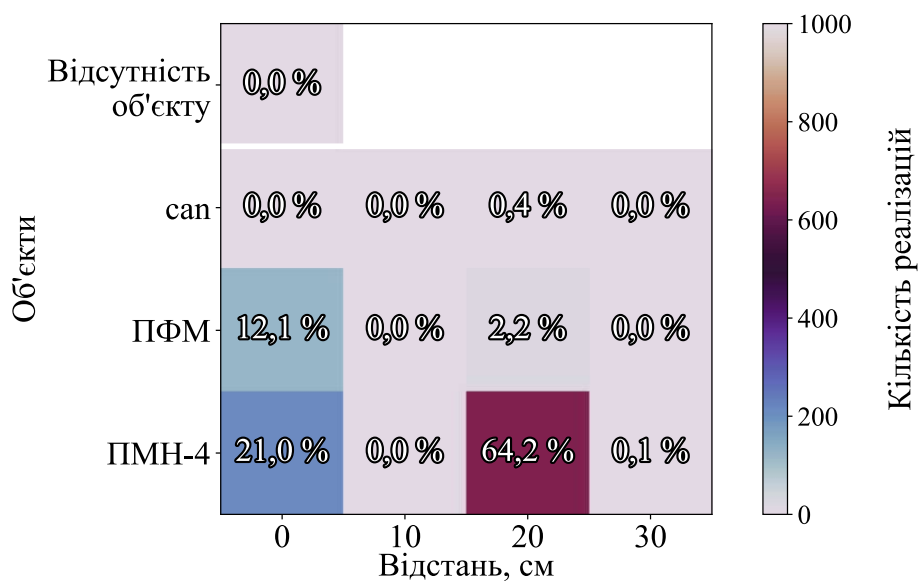
Рис. 4.31. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ

Далі на Рис. 4.32 ми бачимо результат розпізнавання ПМН-1 на відстані 30 см від опромінюючої антени. На відстані 10 см є невелика похибка, але її можна вважати незначною. Можна відзначити, що мережа все ще стабільно вказує на міну ПМН-4 з достовірністю 79%, а також можна побачити досить непогану завадостійкість, а саме, ми можемо простежити правильний відгук навіть при

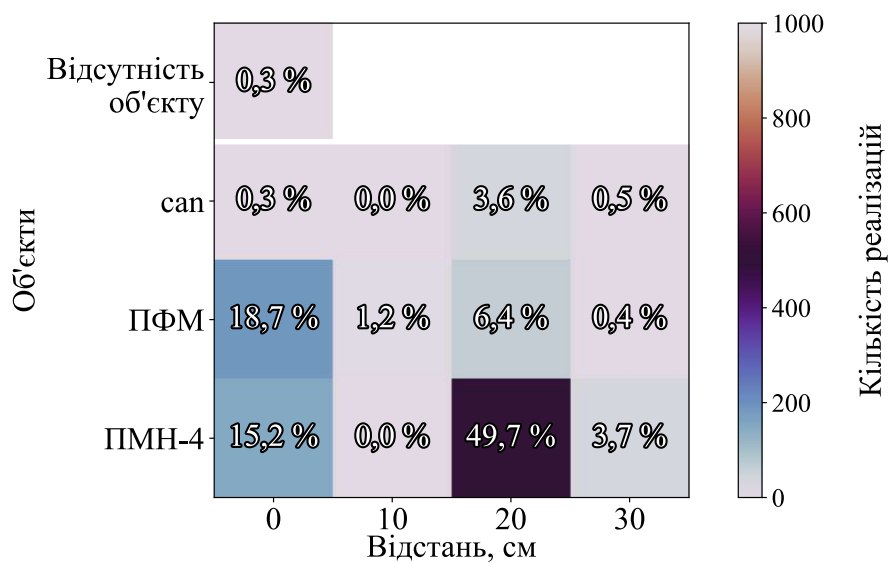
рівні сигнал-шум 10 дБ, що можна порівняти з першим етапом тестування на Рис. 4.30.



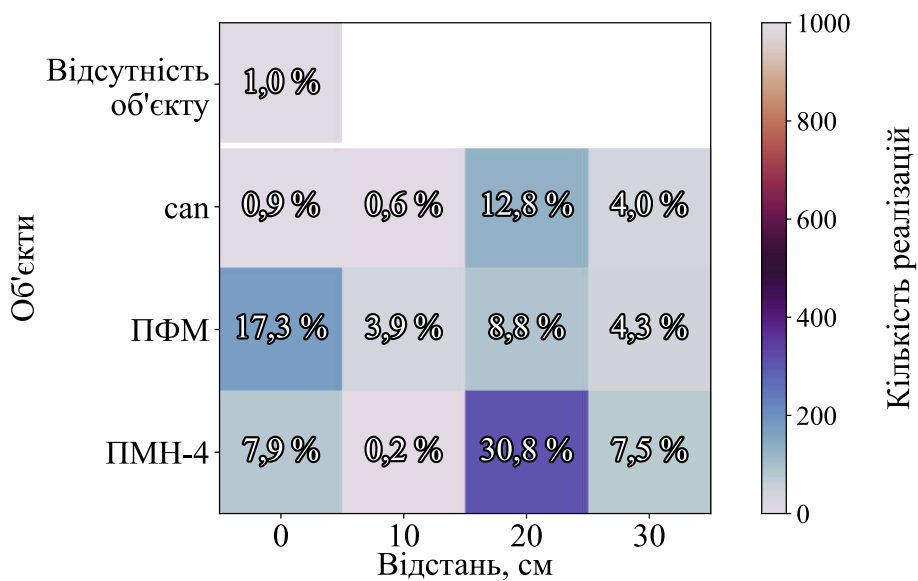
а)



б)

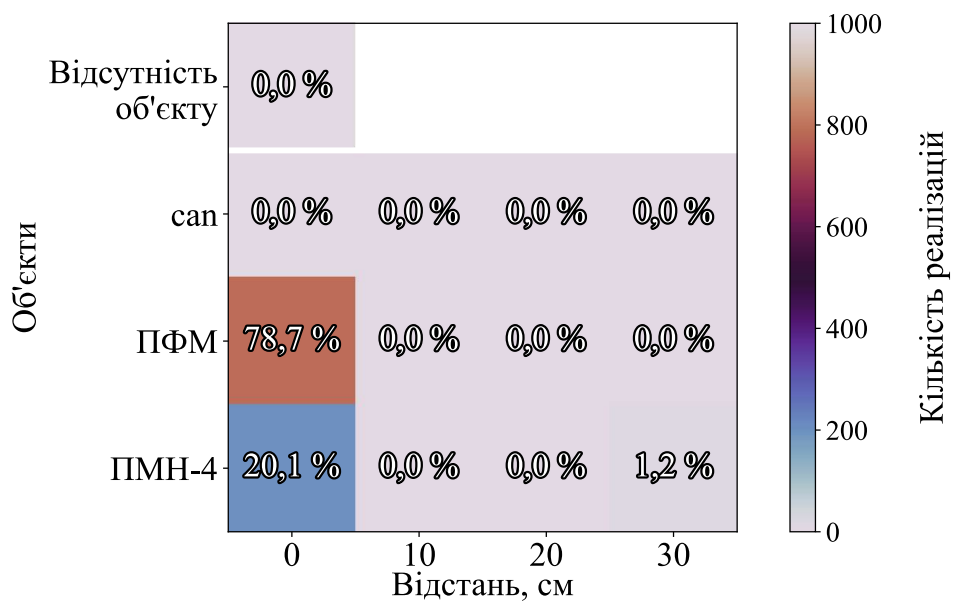


в)

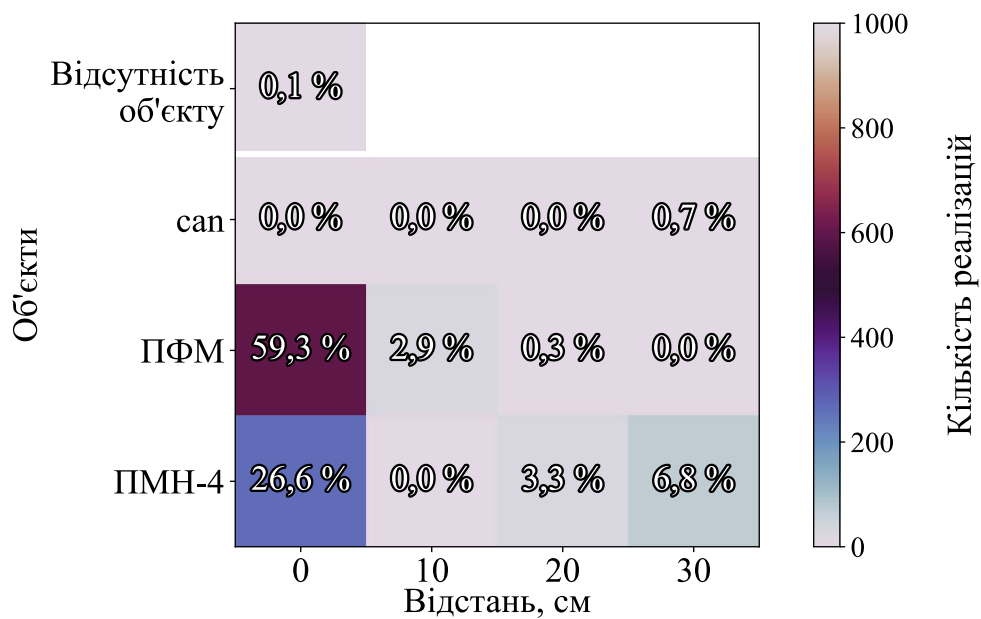


г)

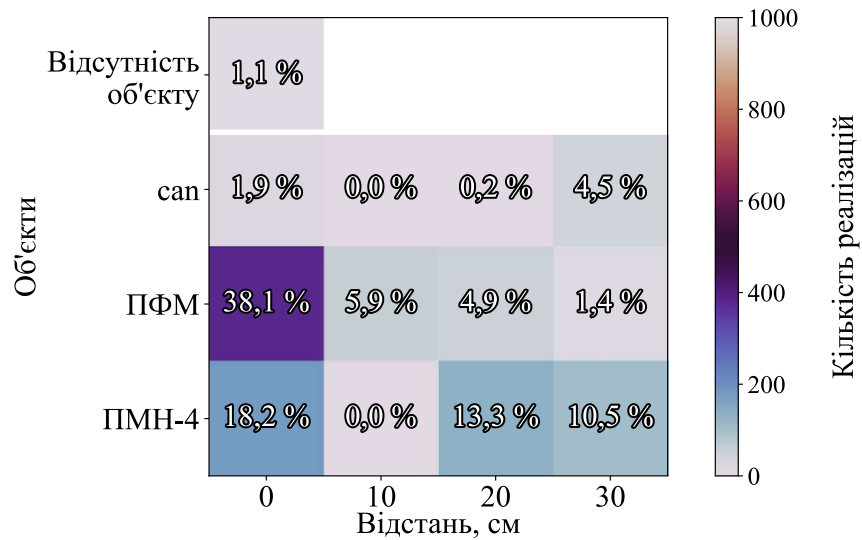
Рис. 4.32. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 30 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 20 дБ, в) 15 дБ, г) 10 дБ



а)



б)



в)

Рис. 4.33. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 15 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 20 дБ, в) 15 дБ

Далі ми маємо найскладніший тестовий випадок для мережі, а саме розпізнавання ПМН-1 на проміжній відстані 15 см. У цьому випадку нейронна мережа не тренувалася на даний об'єкт, та навіть на таку відстань. Проте результат все одно є задовільним. Перш за все тому, що ми не отримали фатальної помилки у вигляді відсутності предмета та індикації металеві банки. Існує помилка в класифікації відстані, але нейронна мережа все ще вказує на міну. Вказування мережею на міну ПФМ можна пояснити тим, що ПМН-1 також має значну частку діелектричних елементів у своїй конструкції, а їх металеві елементи досить схожі, оскільки вони обидва є металевими циліндрами. Якщо до цього факту додати діелектричну неоднорідність ґрунту, то вказування на ПФМ можна цілком впевнено виправдати, вважаючи це не дуже суттєвою похибкою. Крім того, на Рис. 4.33 а-б основний відгук мережі коливається від ПФМ до ПМН-4 на відстані 0 см. Менший відсоток відповідей мережі здебільшого зосереджено довкола правильної відповіді, але на різних відстанях. Таким чином, можна констатувати, що другий етап тестування нейронної мережі пройшов успішно.

Розглянувши результати другого етапу тестування, ми можемо стверджувати, що нейронна мережа показала гарні узагальнюючі властивості по відношенню насамперед до неоднорідного розподілу моделі ґрунту, оскільки кожна з позицій на Рис. 4.31-4.33 мала свій унікальний розподіл.

4.4. Колективний штучний інтелект в задачах обробки даних радарних досліджень

4.4.1 Постановка задачі

У даному підрозділі використовується модель опромінення поверхні землі з діелектричною проникністю 9 і провідністю 0,005 См/м георадаром 1Tx + 4Rx UWB [97], як у підрозділах 4.1 та 4.2. У якості збуджуючого сигналу використовується короткий гаусівський імпульс тривалістю 0,23 нс. Відбиття електромагнітного поля приймається системою з чотирьох приймальних антен. Чотири отримані часові залежності проходять через алгоритм усунення перевідбивання імпульсу між приймальними антенами [97], після чого отримуються шість часових залежностей з 4614 часовими відліками, які зшиваються в один вектор, який поступає на вхідний шар нейронної мережі, як показано у підрозділі 4.1. На виході нейронної мережі ми маємо 13 нейронів, 12 з яких сигналізують про об'єкт на певній відстані. У задачі розглядається 3 об'єкти: металева банка, ПМН-1 і ПМН-4. Тренувальна дистанція має 4 значення: 0, 10, 20 і 30 см. Також є нейрон, який може вказувати на відсутність об'єкта в досліджуваному об'ємі.

4.4.2 Архітектура алгоритму

Оскільки в даній задачі використовується ансамбль нейронних мереж, то нейронні мережі можна розділити на 2 рівні, як показано на Рис. 4.34. Кожна мережа першого рівня приймає вхідну часову залежність і на її виході дає

результат, незалежно від інших. «Головна» мережа другого рівня отримує відповіді попередніх мереж, і її рішення є остаточною відповіддю усього ансамблю.

На першому рівні бачимо повністю зв'язану нейронну мережу (FCNN). Вона має структуру 4614-1024-512-256-13 і функцію активації ReLu. Також використовувалися рекурентна нейронна мережа (RNN), Gated Recurrent Units (GRU) і мережі з довгостроково-короткостроковою пам'яттю (LSTM). Кожна з них має структуру шарів 4614-512-512-13 і гіперболічний тангенс як функцію активації. Головна мережа є повнозв'язною та має простішу структуру, повнозв'язна мережа першого рівня, а саме 4-512-256-13. Головна мережа також має функцію активації ReLu. Розмір вхідних даних дорівнює чотирьом, оскільки було здійснено перетворення від унітарного кодування до класового кодування. Тобто кожна категорійна відповідь із 13 значень вихідних нейронів мереж першого рівня перетворюється на певний клас, який позначається порядковим номером. А оскільки використано чотири мережі, то отримуються 4 відповіді, які надходять на вхід мережі другого рівня. На виході головної мережі отримується остаточною відповідь.

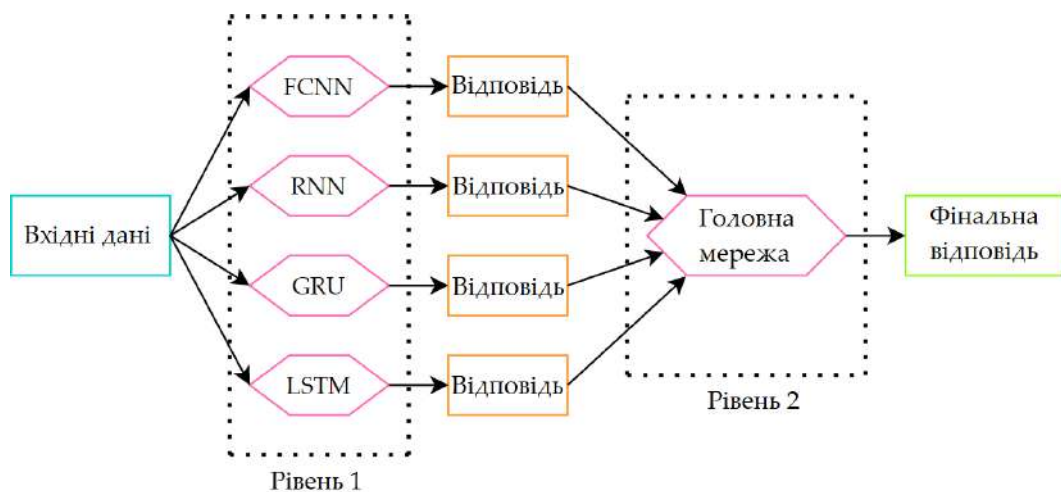


Рис. 4.34. Структура ансамблю нейронних мереж

Навчання ансамблю нейронної мережі має цікаві особливості. Оскільки однією з цілей дослідження була перевірка завадостійкості системи, то було вирішено використати штучно згенеровані додаткові навчальні дані шляхом додавання шуму певних рівнів до прийнятих часових залежностей. Це вирішує відразу дві проблеми, а саме: перша – це неможливість контролювати навчання нейронних мереж і перевірку результатів, а друга – мала кількість навчальних даних. Завдяки випадковій природі шуму, отримуються унікальні приклади для навчання для кожного класу. Крім того, очікується, що цей підхід збільшить завадостійкість ансамблю, оскільки було згенеровано достатню кількість навчальних зразків і отримано гарну точність перевірки, близько 90%. Це вказує на здатність мережі узагальнювати дані. Всього наведено 1000 прикладів з розподілом рівня шуму 35-15 дБ для кожного класу.

Окремо проводилося навчання головної мережі. Набір даних складається із збережених відповідей мереж першого рівня під час проведення розпізнавання на різних рівнях шуму (від 35 до 15 дБ). Після отримання задовільних результатів перевірки мережі можуть бути з'єднані, як показано на Рис. 4.34, і ансамбль готовий до тестування.

4.4.3 Результати моделювання

Для якісної перевірки роботи ансамблю необхідно одночасно бачити відповіді мереж першого рівня і головної мережі. Важливо чітко бачити переваги колективного підходу в порівнянні з одиничними відповідями мереж першого рівня. Тому рис. 4.35-4.40 побудовані таким чином, щоб оцінити роботу кожної мережі ансамблю окремо. Ми можемо спостерігати відразу всю матрицю відповідей. Вісь OX зображує 4 мережі першого рівня та головну мережу. Вісь OY показує нейрони вихідного рівня кожної мережі, включаючи головну мережу. Також на Рис. 4.35-4.40 правильна відповідь обведена рожевим квадратом.

Ми використовували для розрахунку 500 або 1000 реалізацій розпізнавання для кожного тесту, щоб отримати надійну статистичну відповідь [97], [98]. Але в цій роботі було вирішено збільшити кількість реалізацій до 10000, оскільки це дає ще більш надійний результат. На Рис. 4.35-4.40 за допомогою кольорової індикації можна відносно оцінити якість розпізнавання та статистичне відхилення відповідей кожної з мереж. А для точної оцінки кількості активацій кожного нейрона кожної мережі відображається в клітинках.

Тепер розглянемо та порівняємо результати виявлення мін ПМН-1 і ПМН-4 на відстанях 30 см від випромінюючої антени (Рис. 4.35-4.36). По-перше, підхід штучного розширення набору навчальних даних є цілком виправданим, оскільки на Рис. 4.35 показано досить чітку відповідь до ССШ = -5 дБ і для Рис. 4.36 ССШ = 5 дБ. Це досить успішне підвищення завадостійкості, яке ми раніше не отримували в наших роботах [97], [98]. Слід також додати, що така тенденція спостерігається для всіх результатів присутності об'єкта в досліджуваному просторі (Рис. 4.35-4.39). По-друге, ми звертаємо увагу на тенденцію відповідей усіх нейронних мереж на Рис. 4.35. Можна помітити, що у більшості випадків, головна нейронна мережа дає більш правильний результат, ніж мережі першого рівня. Ми бачимо, що навіть при надзвичайно високому рівні шуму -5 дБ головна мережа має найбільшу кількість активацій нейрону, що відповідає за правильний результат.

Крім того, слід звернути увагу на відхилення відповідей для всіх мереж, і особливо на нейрони, які позначають металеві банки для всіх відстаней. Очевидно, що головна мережа найменше схильна до найбільш небажаної відповіді, а саме - металева банка, і більше робить помилок у визначенні відстані до об'єкту, що не так критично. Цей результат, безумовно, можна вважати вдалим, оскільки він виправдав використання ансамблю.

Однак слід вважати менш вдалим результат на Рис. 4.36 для розпізнавання мін ПМН-4. Тут успішність головної мережі схожа на успішність FCNN і RNN. Також завадостійкість виявилась трохи слабшою, ніж у результаті,

представленому на Рис. 4.35. Однак, загалом, розподіл неправильних відповідей головної мережі все ще більш зосереджений на менш небажаних випадках порівняно з розподілом відповідей мереж першого рівня. Цей факт ще раз доводить кращу роботу ансамблю нейронної мережі порівняно з окремою мережею.

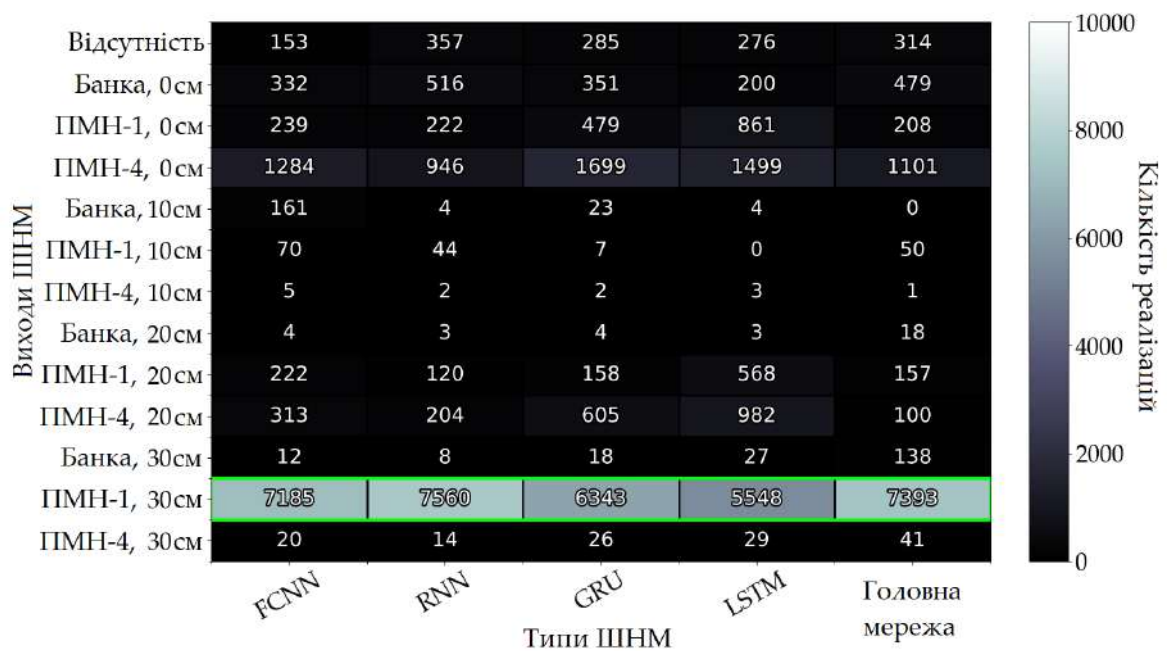
Результат розпізнавання мін ПМН1 та ПМН-4 на відстані 10 см представлено на Рис. 4.37-4.38. Можна також сказати, що інколи головна мережа програє в завадостійкості та точності мережам першого рівня, але все ще є очевидне протистояння більш критичним випадкам розпізнавання банок замість мін. Особливо це видно на Рис. 4.37в. та Рис. 4.38в.

Раніше ми не досліджували роботу нейронної мережі для випадку, коли у досліджуваному просторі немає прихованого об'єкту, і цікаво визначити деякий поріг шуму, при якому виявлення можна вважати надійним. Тому для цього спочатку необхідно перевірити результат ансамблю при наявності металевої банки в досліджуваному об'ємі, а по-друге, дізнатися результат, коли простір без об'єкту.

Спочатку на Рис. 4.39 розглянемо результат розпізнавання металевої банки на відстані 20 см від випромінювальної антени. Ми отримали цікавий ефект. Металева банка, звичайно, має найсильніше відображення електромагнітного поля в порівнянні з мінами, що і простежується в отриманих часових залежностях. Однак завадостійкість при цьому випадку подібна до виявлення мін (рис. 4.35-4.38). Це говорить про те, що нейронна мережа обробляє ці часові залежності не тільки по рівню сигналу, а й від його особливостей у часовій формі. Слабке відбиття від об'єкта з більшим вмістом діелектричних компонент зазвичай ускладнює розпізнавання через менш сильне відбиття хвилі, але, як виявилось, структура нашого ансамблю нейронних мереж підібрана таким чином, щоб вирішити цю складність.

Далі розглянемо роботи ШНМ для випадку порожнього досліджуваного середовища без будь-яких об'єктів на Рис. 4.40. І ми також бачимо дуже цікавий

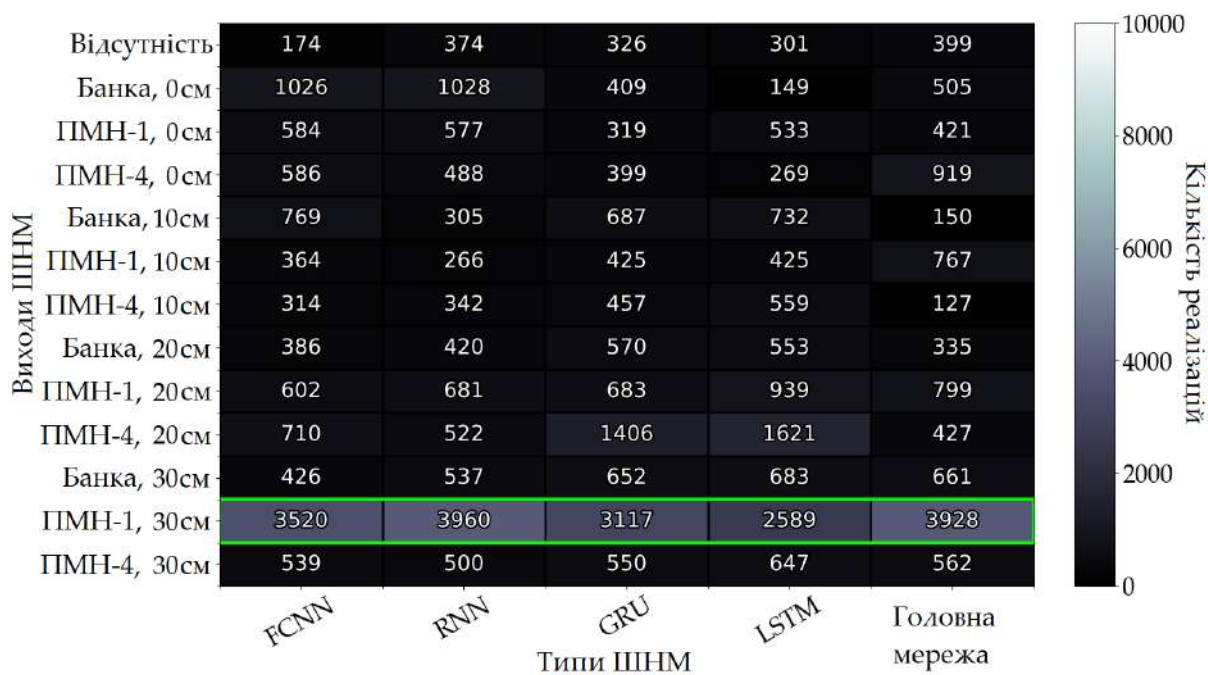
ефект. Для рівня шуму 20 дБ ми бачимо вказівку на відповідний правильний нейрон. Але на рівні 10 дБ нейронна мережа видає лише рівномірний розподіл відповідей по всіх нейронах, і можна припустити, що тут втрачається здатність до розпізнавання. Однак цей результат має дуже цікаве застосування. А саме, якщо ми порівняємо результат нейронної мережі для рівня шуму 10 дБ для наявності будь-якого об'єкта, то ми точно маємо явну присутність якогось об'єкта в досліджуваному об'ємі. Цей результат можна інтерпретувати наступним чином. Під час реального дослідження ґрунту шум приблизно такого ж рівня є невід'ємною частиною прийнятого сигналу. І якщо при такому рівні шуму ми не отримуємо чіткої відповіді, це просто вказує на те, що насправді перед випромінювальною антеною немає жодних об'єктів, тому що згідно з результатами на Рис. 4.35-4.39 ми точно отримаємо певні вказівки на деякі об'єкт. Тому ми можемо сказати, що наш підхід досить успішний у виявленні присутності об'єктів.



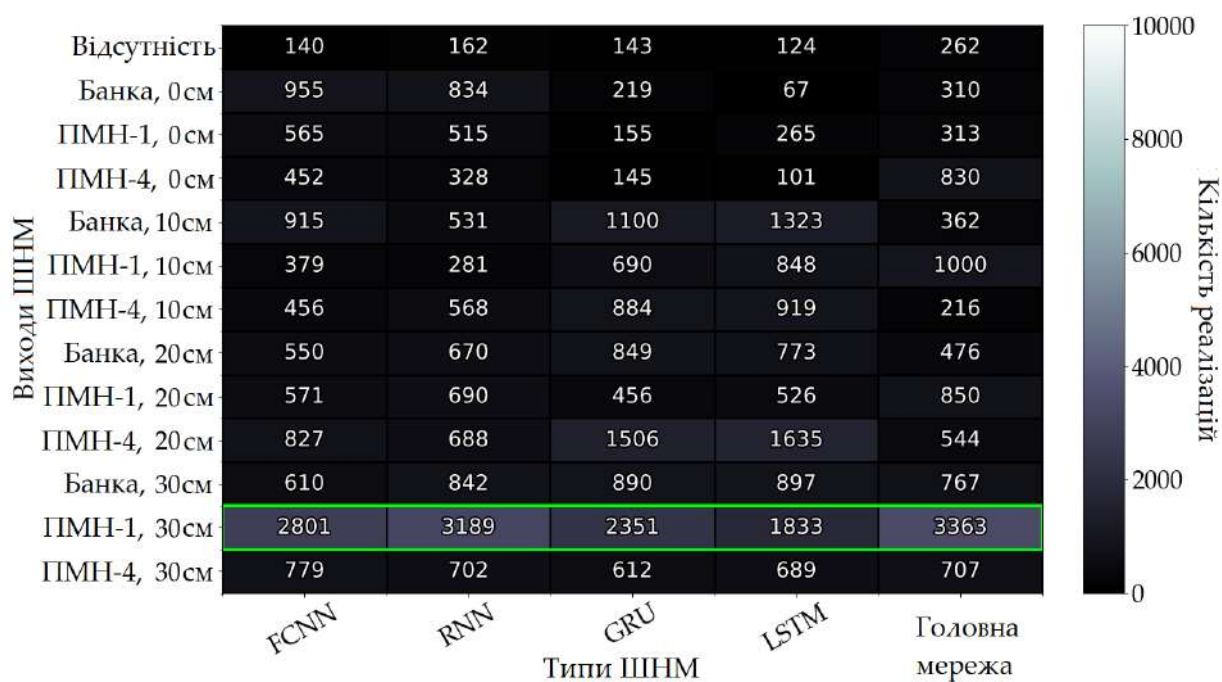
а)



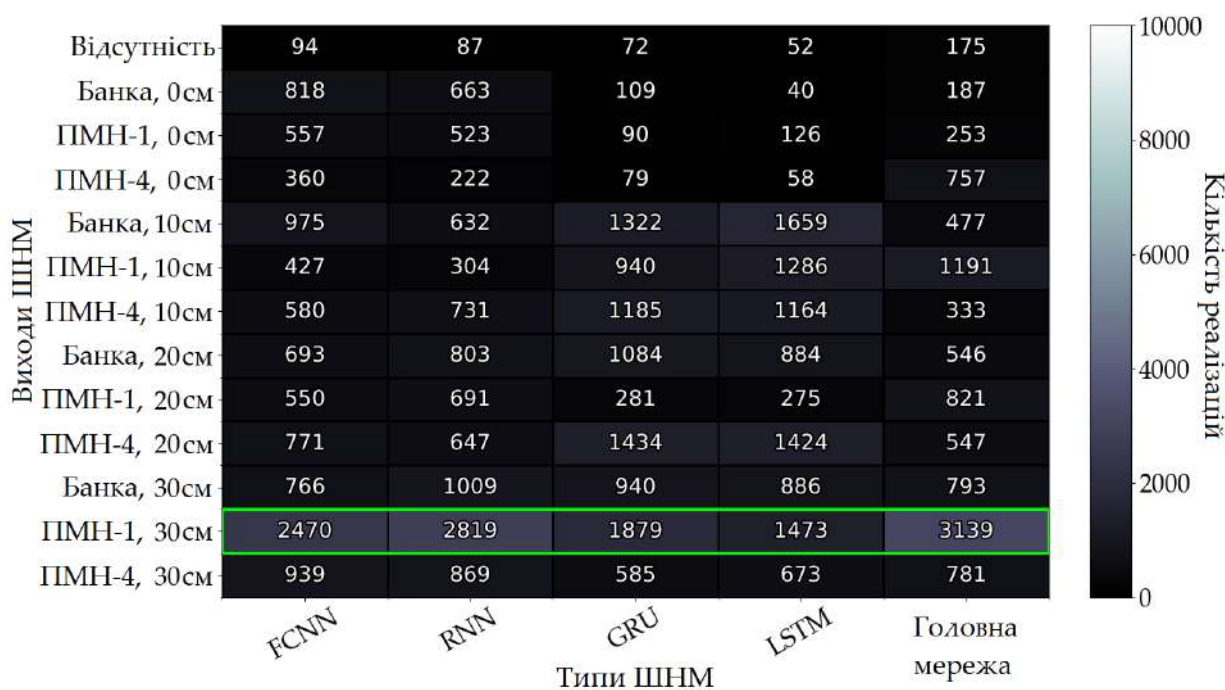
б)



в)

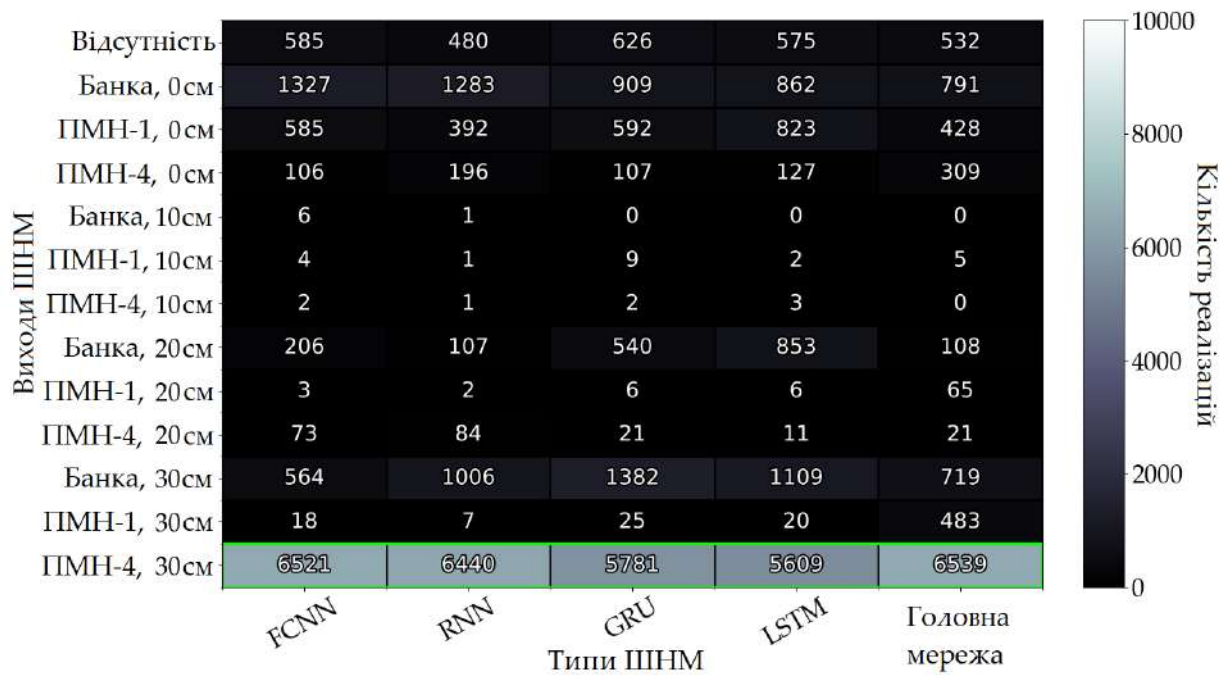


г)

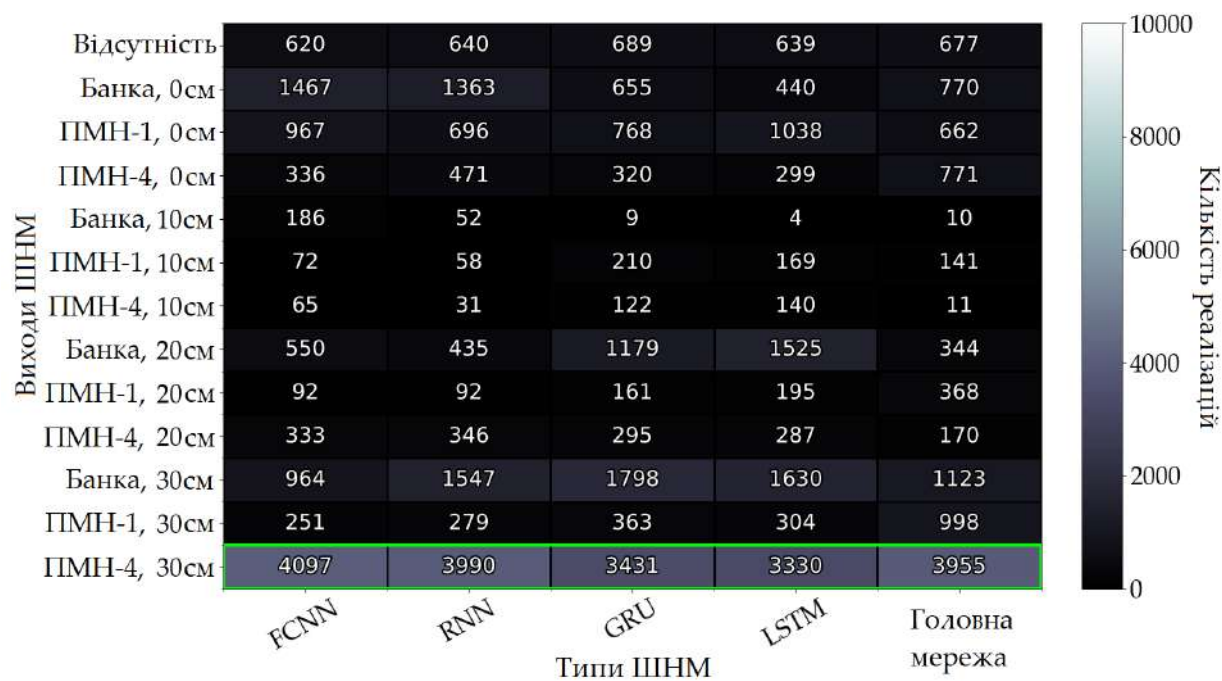


д)

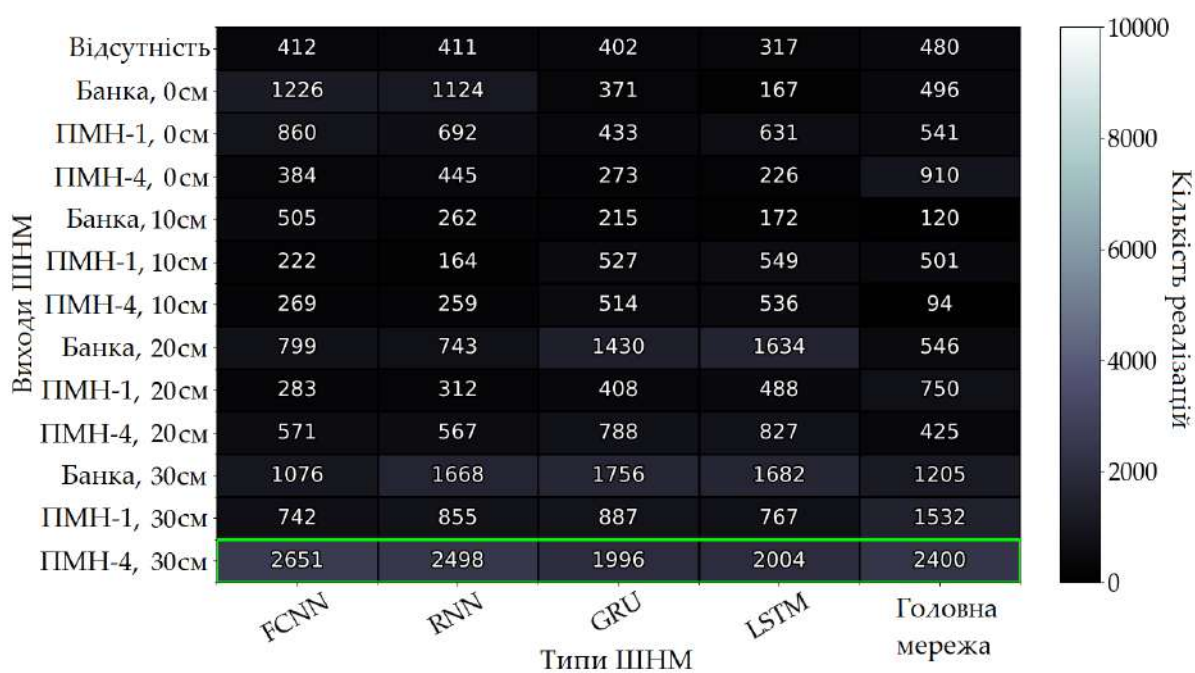
Рис. 4.35. Матриця розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 30 см для а) ССШ = 15 дБ, б) ССШ = 10 дБ, в) ССШ = 5 дБ г) ССШ = 0 дБ д) ССШ = -5 дБ



а)

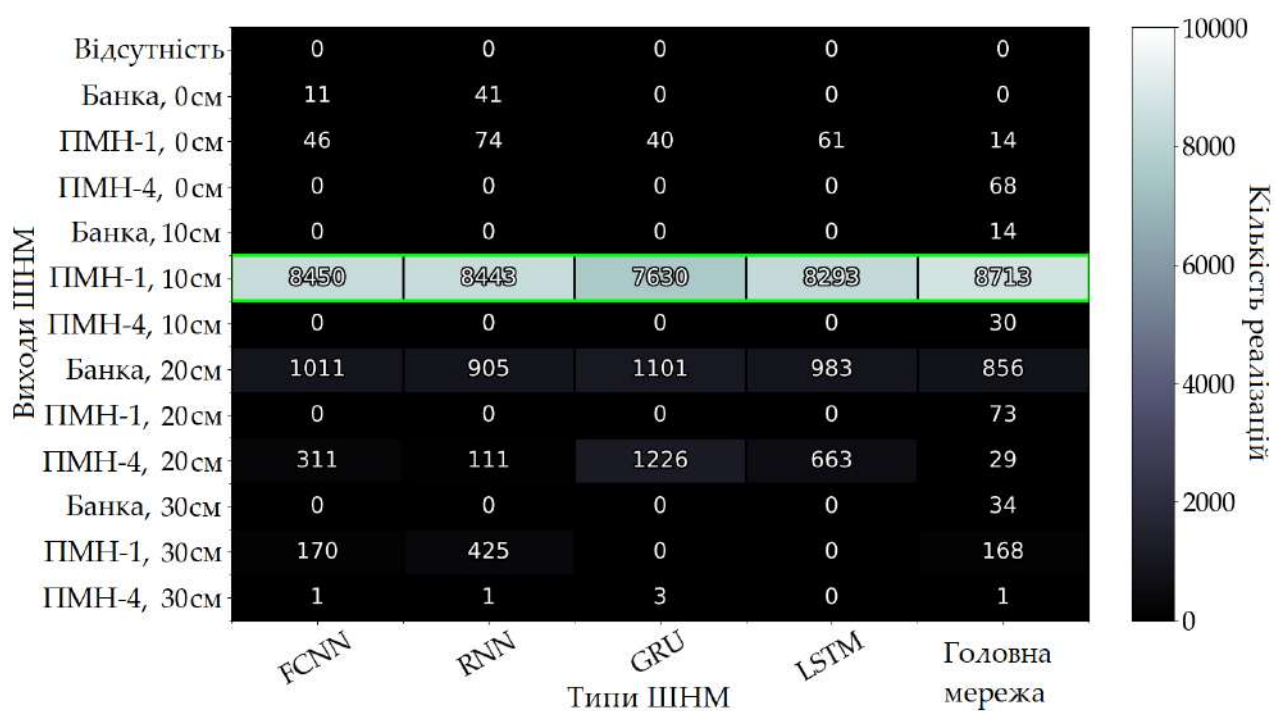


б)



в)

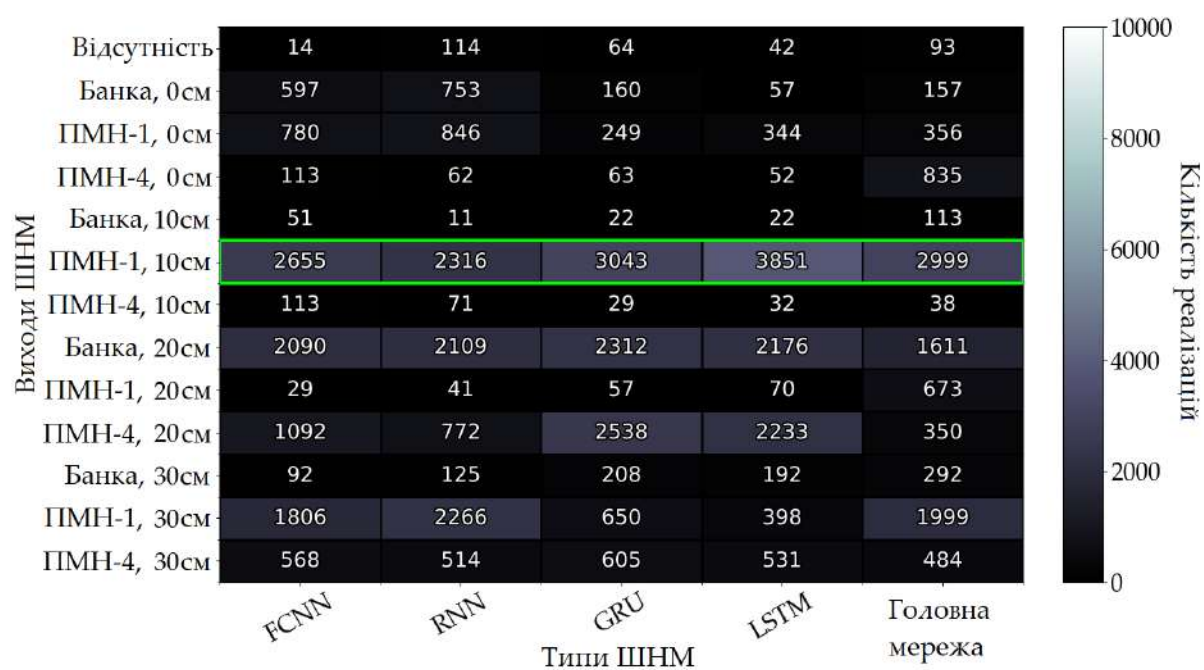
Рис. 4.36. Матриця розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 30 см для а) ССШ = 15 дБ, б) ССШ = 10 дБ, в) ССШ = 5 дБ



а)

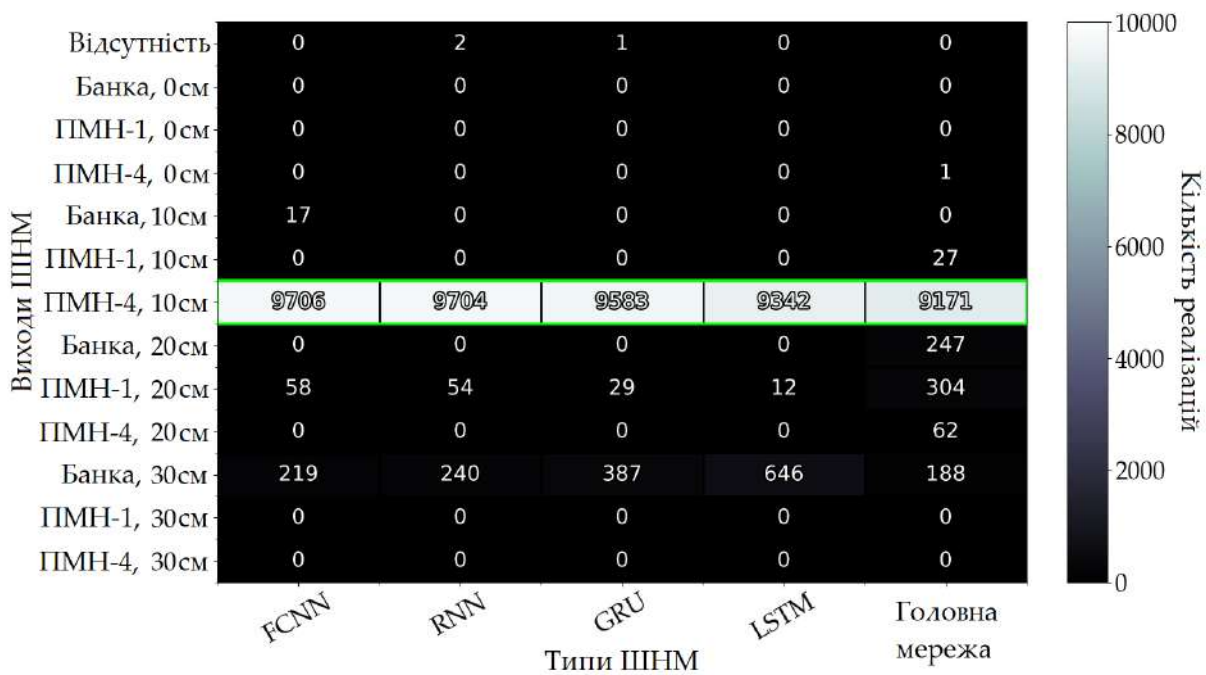


б)

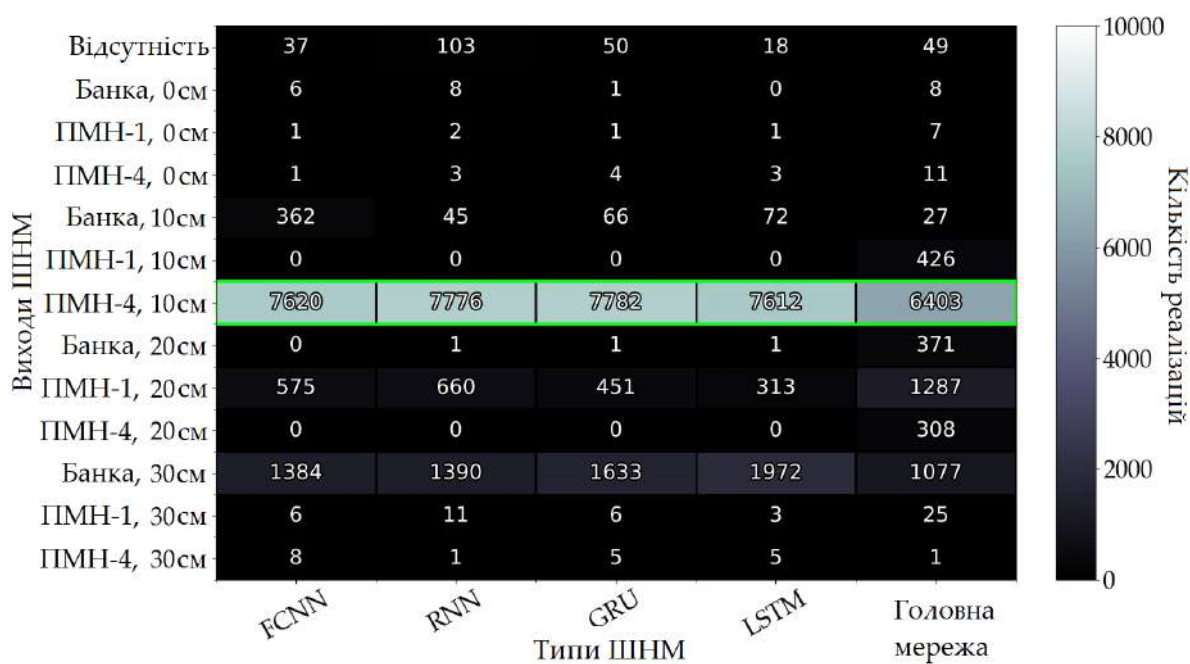


в)

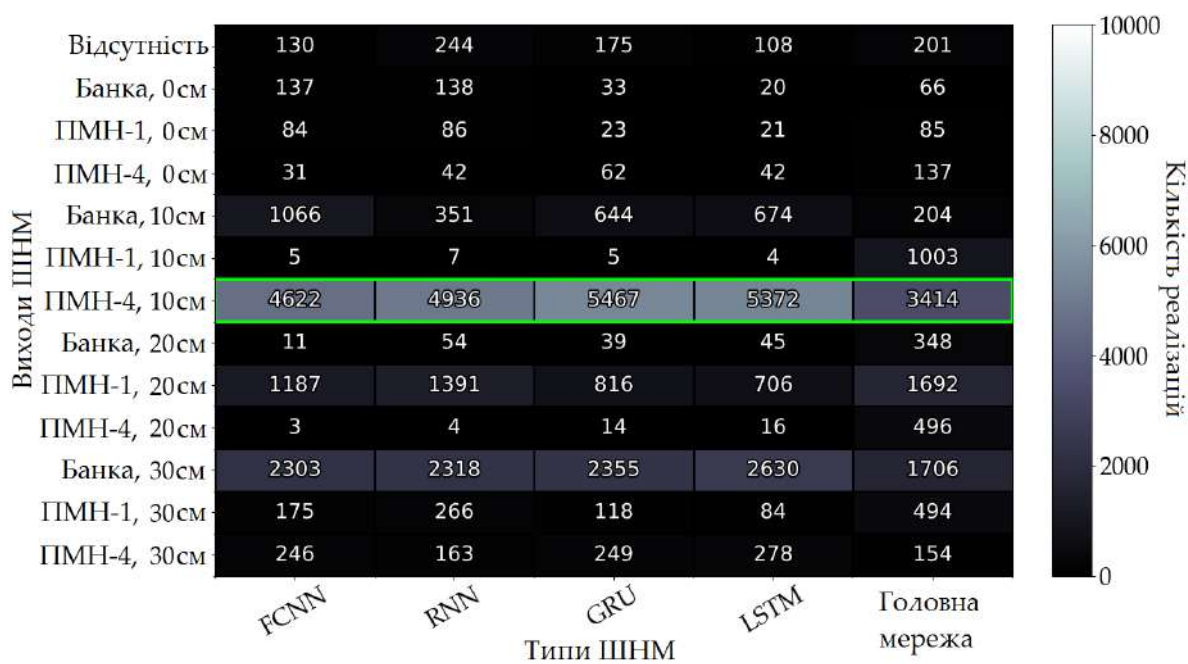
Рис. 4.37. Матриця розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 10 см для а) ССШ = 15 дБ, б) ССШ = 10 дБ, в) ССШ = 5 дБ



а)

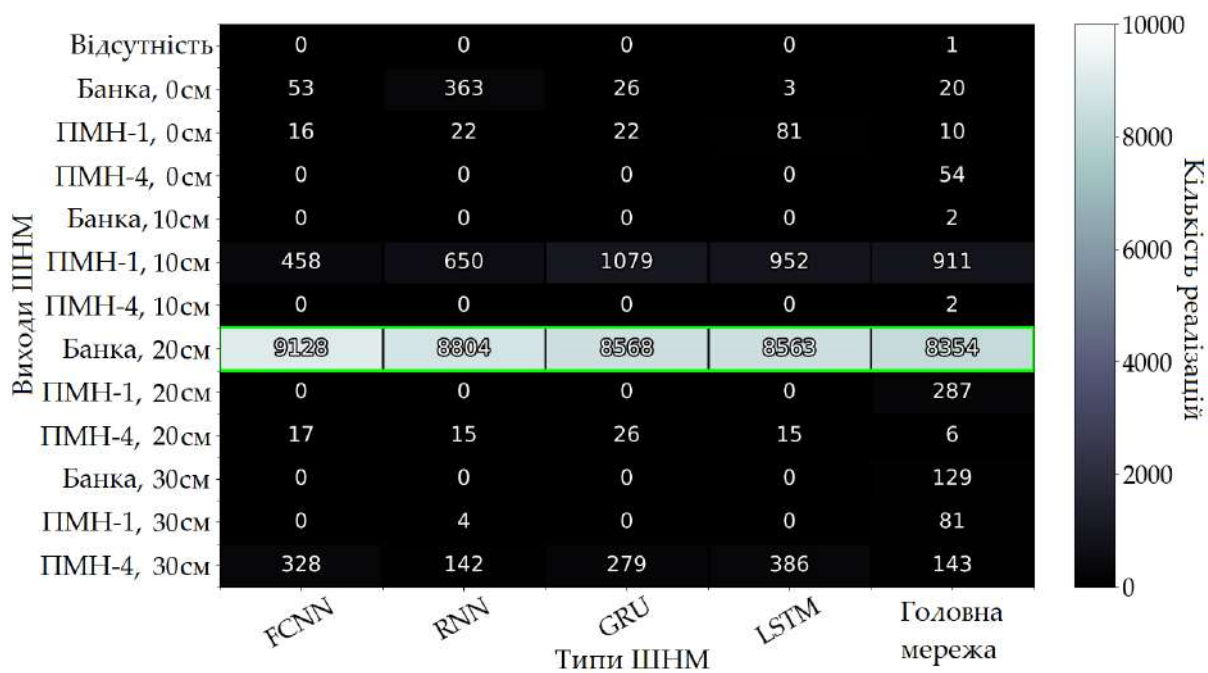


б)

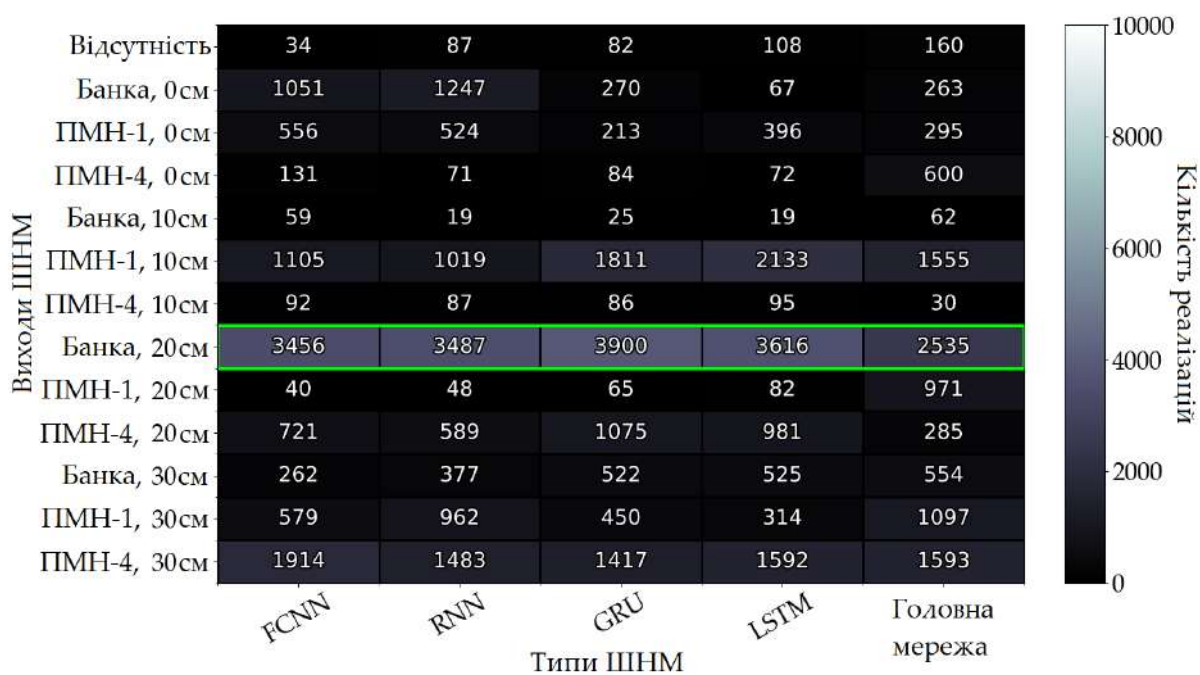


в)

Рис. 4.38. Матриця розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 10 см для а) ССШ = 15 дБ, б) ССШ = 10 дБ, в) ССШ = 5 дБ



а)



б)

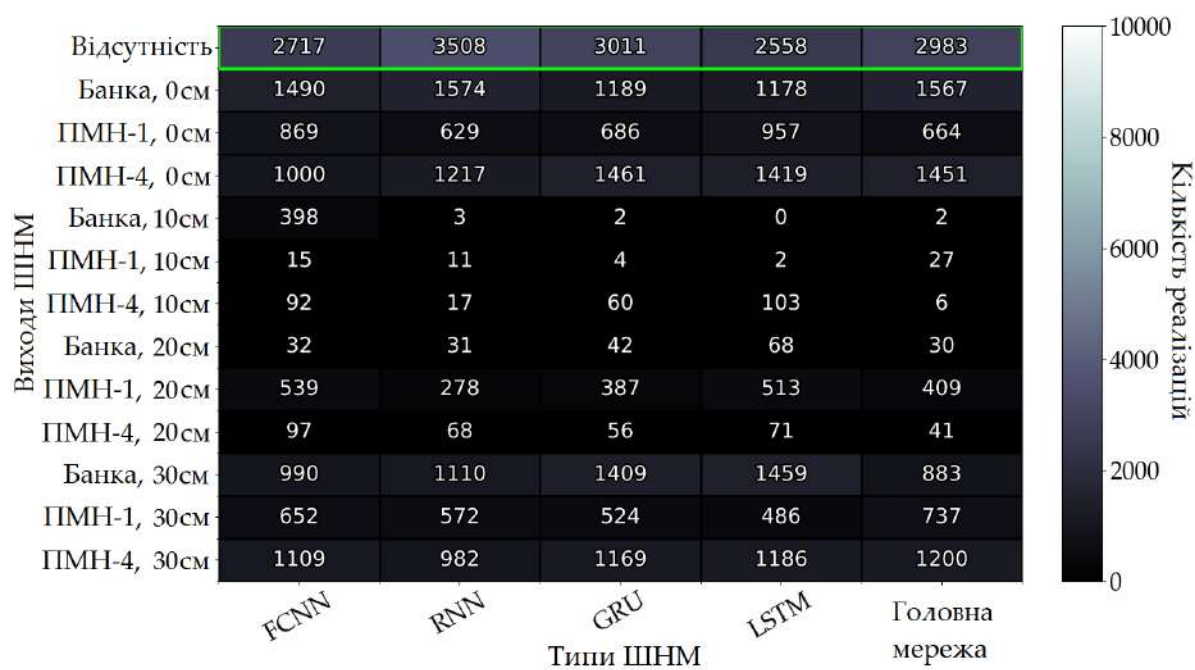


в)

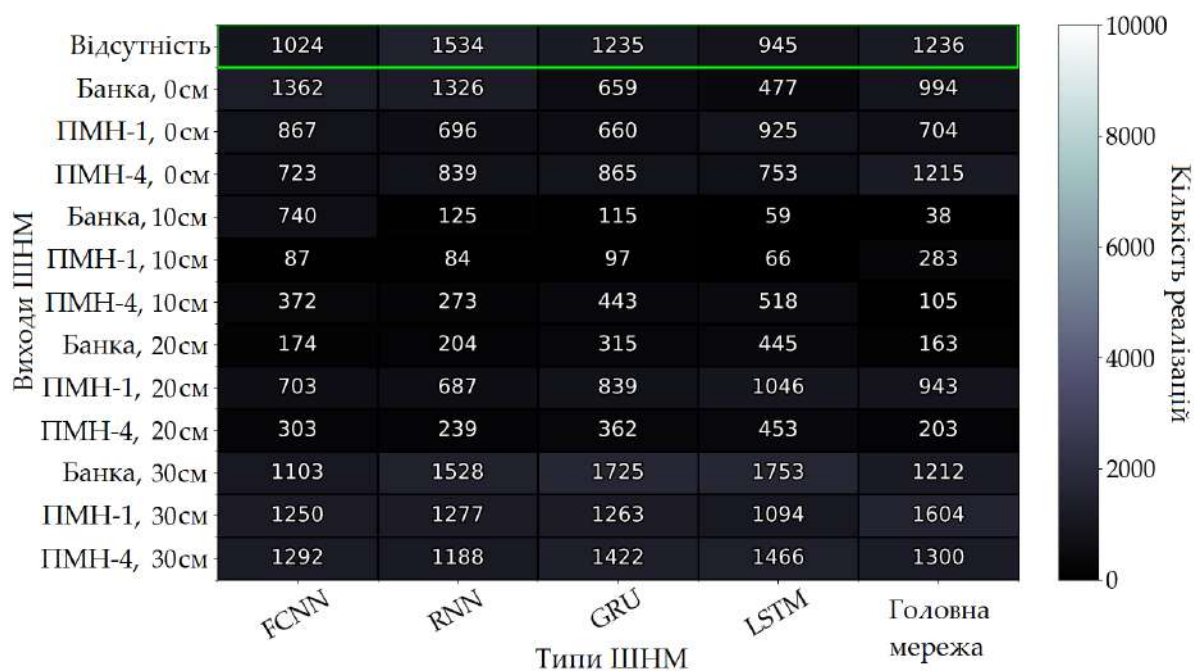
Рис. 4.39. Матриця розпізнавання металеві банки на відстані 20 см для а) ССШ = 15 дБ, б) ССШ = 5 дБ, в) ССШ = 0 дБ



а)



б)



в)

Рис. 4.40. Матриця розпізнавання для випадку відсутності об'єкта у досліджуваному просторі для а) ССШ = 20 дБ, б) ССШ = 15 дБ, в) ССШ = 10 дБ

4.5. Висновки до розділу 4

Аналіз результатів розпізнавання мін показав, що збільшення розміру металевої їх частини покращує їх розпізнавання штучною нейронною мережею. Через високий рівень шуму у вхідних даних доцільно робити остаточні висновки щодо класифікації об'єкту ШНМ на основі статистично усереднених даних розпізнавання по багатьом вимірам.

Також продемонстровано успішні результати виявлення моделей діелектричних мін. Для цього випадку була показана стабільність розпізнавання ШНМ за наявності шуму у вхідних даних. Для проміжного положення об'єкта між двома дискретними точками нейронна мережа продемонструвала можливість апроксимації реального положення за допомогою кількох

відповідей, які вказують на більш правильний результат, який не присутній у початковій дискретизації простору.

Неоднорідна модель досліджуваного об'єму ґрунту показала значні відмінності отриманих часових залежностей від ідеальної моделі. Наявність неоднорідностей у моделі ґрунту сильно спотворює часову форму відбитої хвилі, що знижує якість розпізнавання об'єкта. Нейронна мережа показала здатність розпізнавати прихований об'єкт в неоднорідному середовищі навіть без донавчання на сигналах, отриманих від опромінення неоднорідної моделі ґрунту. Підхід вкотре продемонстрував задовільну завадостійкість при обробці отриманих імпульсних полів, включаючи тестування з неоднорідною структурою ґрунту. Також була показана здатність мережі покращувати розпізнавання за допомогою додаткового навчання на даних, що включають неоднорідності середовища.

Використання колективного штучного інтелекту дало позитивний результат у вигляді зменшення числа помилкових розпізнавань. Головна мережа діяла як свого роду згладжувач для відповідей інших мереж, оскільки її точність у деяких випадках була меншою, але розподіл відповідей був більш оптимальним. Штучне розширення навчальних даних за допомогою шуму значно підвищило завадостійкість нейронних мереж. З'ясовано, що починаючи з рівня ССШ = 10 дБ виявлення об'єктів можна вважати надійним для задачі розпізнавання мін із застосуванням колективного штучного інтелекту.

ПІДСУМКИ

Методом еволюційних рівнянь побудовано у першому наближенні аналітичний розв'язок задачі падіння нестационарної електромагнітної хвилі від апертурного випромінювача на границю розділу двох середовищ. Отриманий розв'язок повністю задовольняє граничні умови для магнітних складових полів, а електричні складові потребують введення додаткових хвиль, породжених поверхневою хвилею, для одержання подальших асимптотичних уточнень розв'язків. Аналіз енергетичних характеристик нестационарних хвиль у середовищі показав, що за умови знаходження прихованого об'єкта з гарними характеристиками відбиття, такий об'єкт може у приймальну антену над поверхнею землі перенаправляти більше 50% випроміненої енергії. Так як приховані об'єкти, як правило, спеціально не створюються для ефективного відбиття хвиль, тому цей чинник сильно погіршує радарні дослідження за рахунок потужного негативного впливу випадкових неоднорідностей середовища та сторонніх предметів, що не цікавлять дослідників. Отриманий розв'язок в середовищі має властивості “електромагнітного снаряду” і може бути використаний для концентрації енергії хвилі на підповерхневому об'єкті.

Аналіз показав, що навіть за наявності значного рівня шуму у вхідних даних, запропонований алгоритм зберігає високу точність розпізнавання. Це підкреслює його надійність та практичну цінність у реальних застосуваннях, де отримані сигнали обов'язково містять шум.

Було з'ясовано, що метод штучних нейронних мереж потребує точної часової синхронізації, але і застосування кореляційного підходу є неможливим, якщо вибране часове вікно не буде містити навіть частини прийнятого імпульсу. Тому кореляційний підхід може бути використаний для уточнення часового вікна штучної нейронної мережі, але для розрахунку кореляції також потрібно мати хоча б наближене значення часу інформаційної складової поля.

Задача класифікації прийнятих імпульсних електромагнітних полів антенною системою відповідно до глибини розташування підповерхневих об'єктів, які породжують ці поля, була вирішена ШНМ, навченої за модельними даними, отриманими методом FDTD, які пройшли перетворення згідно алгоритму, що базується на методі дискретної томографії (МДТ). Запропонована нова структура глибокої ШНМ з додатковими входами, на які подаються дані, що обчислені із звичайного набору вхідних даних за допомогою підходу дискретної томографії та променевого методу. Можна зробити висновок, що цей підхід повинен бути ефективнішим у разі більшої кількості прийнятих сигналів від різних антен та скорочення тривалості зондуючих імпульсів згідно ідеї класичної томографії. Навіть для імпульсів великої просторової тривалості, що є типовим випадком для надширококутної підповерхневої радіолокації, томографічний підхід демонструє хорошу чутливість розпізнавання та прийнятний рівень дисперсії амплітуд сигналів на виходах ШНМ, незважаючи на застосування класичного променевого методу, що базується на наближенні нескінченно малої ширини хвильового пучка. Застосування нового набору даних не погіршило результат класифікації, однак заощадило час тренування ШНМ та її ресурси у вигляді кількості використаних шарів.

Успішне застосування обмеженого обсягу даних демонструє відмінні апроксимаційні властивості ШНМ у тестових випадках. Вбудованість методу SoftMax в ШНМ дала більш різкі та контрастні та коректні результати в розпізнаванні. Три положення прихованого об'єкта, які не використовувалися для навчання ШНМ, були задовільно класифіковані ШНМ із застосуванням підходу дискретної томографії. Усі результати розпізнавання були успішними з точки зору активації найближчих нейронів, які відповідають за фактичне положення об'єкта. Показано, що будь-яке зменшення кроку сканування покращить стабільність відповіді ШНМ, що дуже важливо у випадку високого ССШ. Але зменшення кроку сканування не показало поліпшення апроксимаційних властивостей положень проміжних об'єктів.

Дослідження різних часових вікон, утворених з отриманих часових залежностей та використаних для створення вибірок даних дискретної томографії, показали деяке покращення в залежності від різних зміщень вікна. Використання часового вікна з найменшим захопленням небажаної частини сигналу показує найкращі результати як щодо стабільності результату, так і для апроксимації ШНМ. Проведення сіткового пошуку параметрів задачі дозволило визначити оптимальні конфігурації системи для успішного виявлення підповерхневих об'єктів за наявності шуму у прийнятих часових залежностях електромагнітного поля. Розширення набору тренувальних даних шляхом зашумлення отриманих часових залежностей покращує узагальнюючі властивості ШНМ для даної задачі. Крім того, модифіковане кодування цільового вихідного вектору ШНМ для випадку відсутності об'єкта показало найбільший вплив на успішність результатів розпізнавання системи у вигляді найнижчих ССШ у порівнянні з іншими параметрами задачі, присутніми в досліджуваних конфігураціях.

Аналіз результатів розпізнавання мін показав, що збільшення розміру металевої їх частини покращує їх розпізнавання штучною нейронною мережею. Через високий рівень шуму у вхідних даних доцільно робити остаточні висновки щодо класифікації об'єкту ШНМ на основі статистично усереднених даних розпізнавання по багатьом вимірам.

Також продемонстровано успішні результати виявлення моделей діелектричних мін. Для цього випадку була показана стабільність розпізнавання ШНМ за наявності шуму у вхідних даних. Для проміжного положення об'єкта між двома дискретними точками нейронна мережа продемонструвала можливість апроксимації реального положення за допомогою кількох відповідей, які вказують на більш правильний результат, який не присутній у початковій дискретизації простору.

Неоднорідна модель досліджуваного об'єму ґрунту показала значні відмінності отриманих часових залежностей від ідеальної моделі. Наявність

неоднорідностей у моделі ґрунту сильно спотворює часову форму відбитої хвилі, що знижує якість розпізнавання об'єкта. Нейронна мережа показала здатність розпізнавати прихований об'єкт в неоднорідному середовищі навіть без донавчання на сигналах, отриманих від опромінення неоднорідної моделі ґрунту. Підхід вкотре продемонстрував задовільну завадостійкість при обробці отриманих імпульсних полів, включаючи тестування з неоднорідною структурою ґрунту. Також була показана здатність мережі покращувати розпізнавання за допомогою додаткового навчання на даних, що включають неоднорідності середовища.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. C. Bruschini, B. Gros, F. Guerne, P. Olivier Carmona “Ground penetrating radar and imaging metal detector for antipersonnel mine detection” *Journal of Applied Geophysics*, 40, 1998 p. 59–71
2. J. D. Daniels “Ground penetrating radar”. *2nd ed. London: IEEE*, 2004
3. O. Drobakhin; M. Drobakhina; V. Korotkaya; G. Sherstyuk, “Recognition of microwave multifrequency images of objects hidden behind wall”, *6th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals*, 17-21 September 2012, Sevastopol, Ukraine, pp. 120-122
4. G. Pochanin, S. Masalov, I. Pochanina, L. Capineri, P. Falorni and T. Bechtel, "Modern trends in development and application of the UWB radar systems," *2016 8th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS)*, Odessa, 2016, pp. 7-11
5. H. Hertz “Electric Waves, Being Researches on the Propagation of Electric Action with Finite Velocity through Space”, *New York: Dover. English Translation of Hertz, H. (1892), Advances in Historical Studies*, Vol.5 No.5, December 30, 2016
6. H. F. Harmuth “Transmission of Information by Orthogonal Functions”, *Springer-Verlag, New York, Heidelberg Berlin*, 1972
7. B. G. Streetman, S. K. Banerjee “Solid-State Electronic Devices”, *Pearson.*, 1990.
8. Z. Lin; C. Tianying; Z. Xingwen; Z. Yanbo “Research on the remote assistance system of through-the-wall radar based on wireless network security communication”, *2017 9th International Conference on Advanced Infocomm Technology (ICAIT)*, Chengdu, China, 22-24 November 2017
9. L. Qiao; X. Li; B. Xiao; M. He; X. Bi; L. Weisheng “Learning-Refined Integral Null Space Pursuit Algorithm for Noncontact Multisubjects Vital Signs Measurements Using SFCW-UWB and IR-UWB Radar”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* (Volume: 71), 8506013, 28 October 2022

10. J. Lee; M. Jang; S. Ko, “Measuring the target range and relative velocity in UWB radar for automobile applications II”, *2011 8th European Radar Conference*, Manchester, UK, 12-14 October 2011
11. P. Sun; H. Zhang; X. Liu, “Development and Application of Emergency Rescue Command System Based on UWB Technology”, *2019 International Conference on Electronic Engineering and Informatics (EEI)*, Nanjing, China, 08-10 November 2019
12. O. Ourahou; H. Abbaoui; F. Ez-Zaki; E. Bakouch “UWB transparent patch antenna for 5G millimeter - Wave applications”, *2023 6th International Conference on Advanced Communication Technologies and Networking (CommNet)*, Rabat, Morocco, 11-13 December 2023
13. H. Liu; J. Zhang; Z. He; S. Lin, “Research and Implementation of UWB Data Transmission Algorithm for UAV Formation Flight Control”, *2022 International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing (AIIPCC)*, Kunming, China, 19-21 August 2022.
14. V. Perez-Gracia; O. Caselles; J. Clapés; S. “Santos-Assunção GPR building inspection: Examples of building structures assessed with Ground Penetrating Radar” *2017 9th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)*, Edinburgh, Scotland from 28-30 June 2017
15. J.D. Daniels “Ground penetrating radar”, *2nd ed. London: IEEE*, 2004.
16. M. Legenkiy, V. Khrychov, “Numerical modeling of electromagnetic scattering from complex shape object with coating,” *Frequenz*, vol. 76, no. 1–2, pp. 75–82, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.1515/freq-2021-0062>
17. M. Nesterenko, V. A. Katrich, S. L. Berdnik, V. I. Kijko “System of Material Objects in Electrodynamical Volumes”, *Progress In Electromagnetics Research C* – 2021. – Vol. 109. – Pp. 205–216. <https://doi.org/10.2528/PIERC20122301>
18. C. Borgwardt “Ordnance Detection and Identification System. Proceedings of the Workshop on Anti-Personnel Mine Detection and Removal”, *WAPM’95 . Lausanne, Switzerland, ODIS*, 1995, pp. 37–43.

19. A. von Hippel “Dielectric Materials and Applications”, *Artech House, Boston, USA, 1995, 438 pp.*
20. M. Ercoli; L. Di Matteo; C. Pauselli “Comparison of GPR and Capacitance Probe laboratory experiments in sandy soils” *2018 17th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)*
21. S. Badjou; D. Kutrubes; W. Montlouis “Low-Cost, Lightweight UWB Antenna Design for Humanitarian Drone-Launched GPR Surveys” *2020 IEEE Green Technologies Conference(GreenTech)*
22. T. Bechtel; G. Pochanin; S. Truskavetsky; M. Dimitri; V. Ruban; O. Orlenko; T. Byndych “Terrain Analysis in Eastern Ukraine and the Design of a Robotic Platform Carrying GPR Sensors for Landmine Detection” *2018 17th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)*
23. J.D. Taylor. “Ultrawidebandradar: applications and design”, *Boca Raton, London, New York: CRC Press; 2012.*
24. A. Taflove, Hagness S, *Computational Electrodynamics: The FiniteDifference Time-Domain Method*, 3rd ed. Boston, London: Artech House; 2005.
25. O. Dumin, V. Plakhtii, O. Pryshchenko, D. Shyrokorad, V. Katrich “Ultrashort Impulse Radar for Detection and Classification of Objects in Layered Medium by Artificial Neural Network”. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019;78(19):1759– 1770. <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i19.80>.
26. I. Persanov, O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokorad “Subsurface Object Recognition in a Soil Using UWB Irradiation by Butterfly Antenna”. *2019 XXIVth International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. 2019 Sep;160-163. <https://doi.org/10.1109/DIPED.2019.8882577>.
27. O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokorad, O. Prishchenko, Gennadiy Pochanin. “UWB Subsurface Radiolocation for Object Location Classification by Artificial Neural Networks Based on Discrete Tomography Approach”. *2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON) 2019 Jul 1;*, pp. 182-187, <https://doi.org/10.1109/UKRCON.2019.8879827>.

28. M. Hashimoto, M. Idemen, O.A. Tretyakov, “Essentials of Non-stationary and Nonlinear Electromagnetic Field Theory. Analytical and Numerical Methods in Electromagnetic Wave Theory”. *Tokio, Science House Co., Ltd.*, 1993
29. O. A. Tretyakov, A. N. Dumin “Emission of Nonstationary Electromagnetic Fields by a Plane Radiator” *Telecommunications and Radio Engineering*. 2000;54(1):2–15. <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v54.il.10>.
30. S. B. Nikitskiy, O. A. Tretyakov, K. M. Yemelyanov. “Waveguide propagation of electromagnetic step signal. MELECON ‘98” *9th Mediterranean Electrotechnical Conference Proceedings (Cat No98CH36056)*.1998. pp.263–266. <https://doi.org/10.1109/MELCON.1998.692387>.
31. М. Легенький “Метод модового базиса для открытых діелектричних волноводів”, *Тезиси доповідя на конференції XII Міжнародний форум «Радіоелектроніка і молодь в XXI столітті»*, 1-3 квітня, 2008. – Харків, 2008. С. 16.
32. М. С. Антюфеева “Аналитическіє рішення во часовій області для електромагнітних коливань в резонаторі з дебаєвської середою. Вісник ХНУ, серія радіофізика та електроніка. 2006;712:84 – 90.
33. F. Erden. “Evolutionary Approach to Solve a Novel Time-Domain Cavity Problem”. 2017 Sep 14;65(11):5918–31. <https://doi.org/10.1109/TAP.2017.2752240>.
34. W. Miller, Jr., “Symmetry and Separation of Variables”, *Addison-Wesley Pub. Co.: Massachusetts*; 1977
35. D. Havrylenko, O. Dumin, V. Plakhtii “Irradiation of Medium by Plane Disk with Uniform Distribution of Transient Current”, *2021 IEEE 26th International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. 2021 Sep 8;pp. 74-77, <https://doi.org/10.1109/DIPED53165.2021.9552298>.
36. M. Abramowitz, I. Stegun “Handbook of Mathematical Functions”. 1964; 832 p.
37. D. V. Shirokorad, A. N. Dumin, O. A. Dumina, V.A. Katrich “Analysis of impulse fields reflected from a layered medium with losses using an artificial neural

- network” *Visnik Harkivs'kogo nacional'nogo universitetu imeni V.N. Karazina. Radiofizika ta elektronika*. 2009; 15(883):35–40.
38. A. Kuznetsov, N. Luhanko, E. Frontoni “Image steganalysis using deep learning models” *Multimed Tools Appl* 83, p. 48607–48630 (2024). <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17591-0>
39. D. V. Shirokorad, A.N. Dumin, O. A. Dumina, V. A. Katrich. “Analysis of Pulsed Fields Reflected from a Layered Lossy Medium Using Artificial Neural Network”, *Telecommunications and radio engineering*. 2011; 70(10):873–881.
40. O. Drobakhin, A. Doronin “Estimation of thickness of subsurface air layer by neuron network technology application to reflected microwave signal”. *In Proc. XII Int. Conf. on MMET*; 2008; Odessa, Ukraine. p. 150-152.
41. D. Shyrokorad, O. Dumin, O. Dumina, V. Katrich “Analysis of transient fields reflected from model of human body surface using convolutional neural network”, *In Proc. IEEE International Conference on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory (MMET)*; 2010; Kyiv, Ukraine.
42. D. Shyrokorad, O. Dumin, O. Dumina, V. Katrich, V. Chebotarev “Approximating properties of artificial neural network in time domain for the analysis of electromagnetic fields reflected from model of human body surface”, *In Proc. of International Symposium on Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter, and Submillimeter Waves (MSMW-2010)*; June 21–26 2010; Kharkov, Ukraine; G-8.
43. O. M. Dumin, V. A. Plahtij, O. A. Prishhenko, D. V. Shirokorad “Determination of objects from the surface of the earth with over-wide-area radio-introspection behind the addition of piece neuronal fences” *Visnik Harkivs'kogo nacional'nogo universitetu imeni V.N. Karazina. Radiofizika ta elektronika*. 2018; 28:24-29.
44. T. Ogurtsova, V. Ruban, A. Pojedinchuk, O. Pochanin, G. Pochanin, L. Capineri, P. Falorni, G. Borgioli, T. Bechtel, F. Crawford “Criteria for Selecting Object Coordinates at Probing by the Impulse UWB GPR with the “1Tx + 4Rx” *Antenna System*. *In Proc. 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals*; September 4–7, 2018; Odessa, Ukraine; p. 161-164.

45. O. M. Dumin, V. A. Plahtij, O. A. Prishhenko, D. V. Shirokorad. “The method of discrete tomography in the process of sampling of the data of the over-wide-area under-superficial radio-locating with a piece of neural mesh”, *Visnik Harkivs'kogo nacional'nogo universitetu imeni V.N. Karazina. Radiofizika ta elektronika*. 2018. 29:17–26.
46. R. Bracewell “Pentagram Notation for Cross Correlation. The Fourier Transform and Its Applications” *New York: McGraw-Hill*, 1965. 46 p.
47. G. T. Herman, A. Kuba “Discrete Tomography: Foundations, Algorithms, and Applications”, *Birkhäuser Boston*, 1999.
48. A. Taflove, S. Hagness, “Computational Electrodynamics: The Finite-Difference Time-Domain Method”, *3rd ed., Boston, London: Artech House*, 2005.
49. O. M. Dumin, V. A. Plakhtii, O. A. Prishchenko, D. V. Shyrokorad “Subsurface object recognition by ultrawideband radar and artificial neural networks” *Visnyk Kharkivskogo Natsionalnogo Universytetu imeni V. N. Karazina. Radiofizyka I elektronika*. – 2018. – Vyp. 28.– pp. 24–29.
50. G. P. Pochanin, V. P. Ruban, P. V. Kholod, O. A. Shuba, I. Ye. Pochanina, A. G. Batrakova, S. N. Urdzik, D. O. Batrakov, D. V. Golovin, “Advances in ground penetrating radars for road surveying”, *Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals*, Kharkiv, Ukraine, 15-19 September 2014, pp. 13-18.
51. M. Rimer, T. Martinez, “Softprop: softmax neural network backpropagation learning,” *2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541)*, Budapest, 2004, pp. 979-983 vol.2.
52. O. Pryshchenko, V. Plakhtii, O. Dumin, G. Pochanin, V. Ruban, L. Capineri, F. Crawford, “Implementation of an Artificial Intelligence Approach to GPR Systems for Landmine Detection”, *Remote Sensing*, Vol.14, N.17, 2022, pp. 1-37.
53. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokorad, G. Pochanin, “Collective artificial intelligence approach for the problem of object classification with UWB GPR”, *IEEE 26th International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, 08-10 September 2021, Tbilisi, Georgia, pp. 185-191.

54. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, G. Pochanin, "Subsurface Object Detection in Randomly Inhomogeneous Medium Model", *IEEE 3rd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, 26-28 August 2021, pp. 167-172.
55. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, G. Pochanin, "Classification of objects buried in inhomogeneous medium by artificial neural network using data obtained by impulse GPR with 1 Tx+ 4Rx antenna system", *11th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)*, 01-04 December 2021, Valletta, Malta.
56. O. Dumin, O. Pryshchenko, V. Plakhtii, G. Pochanin, "Landmine detection and classification using UWB antenna system and ANN analysis", *IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*, 21-25 September 2020, Kharkiv, Ukraine, pp. 1030-1035.
57. O. Drobakhin; M. Drobakhina; V. Korotkaya; G. Sherstyuk, "Recognition of microwave multifrequency images of objects hidden behind wall", *6th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals*, 17-21 September 2012, Sevastopol, Ukraine, pp. 120-122.
58. O. Drobakhin; A. Doronin; D. Saltykov; V. Grigoriev, "Measurement of displacement parameters for plane elements by the microwave method using neural network technologies", *18th International Crimean Conference - Microwave & Telecommunication Technology*, 08-12 September 2008, Sevastopol, Ukraine, pp. 791-792.
59. O. Drobakhin; G. Sherstyuk, "Recognition multifrequency microwave images of simple objects behind dielectric wall using neural networks and correlation technique", *XVIIIth International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, 23-26 September 2013, Lviv, Ukraine.
60. P. Sharma, B. Kumar, D. Singh, S.P. Gaba "Non-metallic pipe detection using SF-GPR: A new approach using neural network", *IEEE International*

Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 10-15 July 2016, Beijing, China, pp. 6609-6612.

61. W. van Aarle, K. J. Batenburg, G. Van Gompel, E. Van de Castele, J. Sijbers “Super-Resolution for Computed Tomography Based on Discrete Tomography”, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.3, N3, pp. 1181 – 1193.

62. O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokorad;O. Pryshchenko, G. Pochanin, “UWB Subsurface Radiolocation for Object Location Classification by Artificial Neural Networks Based on Discrete Tomography Approach”, *IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, 02-06 July 2019, Lviv, Ukraine, pp. 182-187.

63. M. Dogan, and G. Turhan-Sayan, “Investigation of the effects of buried object orientation in subsurface target detection by GPR,” *2017 7th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation, and EMC Technologies (MAPE)*, 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/mape.2017.8250900>

64. F. Lombardi, M. Lualdi, F. Picetti, P. Bestagini, G. Janszen, and L. A. Di Landro, “Ballistic Ground Penetrating Radar Equipment for Blast-Exposed Security Applications,” *Remote Sensing*, 12, 4, 2020, pp. 717, doi: <https://doi.org/10.3390/rs12040717>

65. O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokorad;O. Pryshchenko, G. Pochanin, “UWB Subsurface Radiolocation for Object Location Classification by Artificial Neural Networks Based on Discrete Tomography Approach,” *IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, 02-06 July 2019, Lviv, Ukraine, pp. 182- 187.

66. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, “Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network,” *IEEE 2nd Ukrainian Microwave Week*, November 14-18, 2022, Kharkiv, Ukraine.

67. Y. Chen, A. J. Witten, “Pseudoinverse imaging for multimonostatic ground-penetrating radar data,” *Proceedings of SPIE*, Oct. 2001, doi: <https://doi.org/10.1117/12.445458>

68. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, “Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network,” Nov. 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/ukrmw58013.2022.10037072>.
69. A. Agapiou, A. Sarris, “Working with Gaussian Random Noise for Multi-Sensor Archaeological Prospection: Fusion of Ground Penetrating Radar Depth Slices and Ground Spectral Signatures from 0.00 m to 0.60 m below Ground Surface,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 16, pp. 1895–1895, Aug. 2019, doi: <https://doi.org/10.3390/rs11161895>.
70. Y. Lee, “Image Classification with Artificial Intelligence: Cats vs Dogs,” *IEEE Xplore*, Jan. 01, 2021. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9463236> (accessed Dec. 03, 2021).
71. O. Pryshchenko, O. Dumin, V. Plakhtii, G. Pochanin, “Classification of objects buried in inhomogeneous medium by artificial neural network using data obtained by impulse GPR with 1 Tx+ 4Rx antenna system,” Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.1109/iwagpr50767.2021.9843169>.
72. O. Dumin, V. Plakhtii, D. Shyrokograd, O. Prishchenko, G. Pochanin, “UWB Subsurface Radiolocation for Object Location Classification by Artificial Neural Networks Based on Discrete Tomography Approach,” Jul. 2019, doi: <https://doi.org/10.1109/ukrcon.2019.8879827>.
73. D. Avola et al., “A Shape Comparison Reinforcement Method Based on Feature Extractors and F1-Score,” *IEEE Xplore*, Oct. 01, 2019. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8914601> (accessed Jan. 21, 2023).
74. О. М. Думін, В. А. Плахтій, О. А. Прищенко, Д. В. Широкоград. “Розпізнавання об’єктів під поверхнею землі при надширококутній радіоінтроскопії за допомогою штучних нейронних мереж”, *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2018;28:24-29.

75. G. Pochanin, L. Capineri, T. Bechtel, P. Falorni, G. Borgioli, V. Ruban, O. Orlenko, T. Ogurtsova, O. Pochanin, F. Crawford, P. Kholod, L. Bossi “Measurement of Coordinates for a Cylindrical Target Using Times of Flight from a 1-Transmitter and 4-Receiver UWB Antenna System”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2020;58(2):1363-1372. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2946064>
76. A. Duque, W. Perry, C. Anderson-Cook “Complex Microwave Permittivity of Secondary High Explosives. Propellants Explosives Pyrotechnics” 2013;39(2):275-283. <https://doi.org/10.1002/prop.201300032>
77. B. Vander Gaasta, J. McFeeb, K. Russella, A. Fausta “Design and validation of inert homemade explosive simulants for Ground Penetrating Radar”, *Proc. SPIE 9454, Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XX*; 2015 20-24 April; USA, Baltimore, Maryland; 2015 21 May. 945412 <https://doi.org/10.1117/12.2175586>
78. H. Zafrir, Y. Bregman, D. Wolf, S. Hershler “Super-sensitive, real time and wide coverage, all terrain ground robotic and hand held systems for mine and UXO detection and mapping”, 1998 *Second International Conference on the Detection of Abandoned Land Mines*; 1998 12-14 October; UK, Edinburgh; IEE Conf. Publ. No. 458; 1998. <https://doi.org/10.1049/cp:19980721>
79. O. Dumin, V. Plakhtii, O. Prishchenko, D. Shyrokograd, V. A. Katrich “Ultrashort impulse radar for detection and classification of objects in layered medium by artificial neural network”, *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019;78(19):1759–70. <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i19.80>
80. T. Liu, Y. Su, C. Huang “Inversion of Ground Penetrating Radar Data Based on Neural Networks”. 2018 May 9;10(5):730-0. <https://doi.org/10.3390/rs10050730>
81. T. W. Miller, B. Borchers, J. Hendrickx, S. Hong, H. A. Lensen, P. Schwering “Effect of soil moisture on land mine detection using ground penetrating radar”, *Broach JT, Harmon RS, Dobeck GJ, editors. SPIE Proceedings*. 2002 Aug 12. <https://doi.org/10.1117/12.479099>

82. J. Sham, W. Lai, C. Leung “Effects of homogeneous/heterogeneous water distribution on GPR wave velocity in a soil’s wetting and drying process”. 2016 Jun 13; pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICGPR.2016.7572693>.
83. A. Mohamed, A. Faize, G. Alsharahi, M. Louzazni, A. Driouach. “Effect of External Noise on Ground Penetrating Radar Ability to Detect Objects”, *International Journal of Microwave and Optical Technology* 2019;14(2):124-131.
84. O. Dumin, O. Pryshchenko, V. Plakhtii, G. Pochanin “Dielectric Object Subsurface Survey by Ultrawideband Radar and ANN”. 2020 Sep 15. <https://doi.org/10.1109/diped49797.2020.9273400>
85. L. Gürel, U. Oğuz “Transmitter-receiver-transmitter-configured ground-penetrating radars over randomly heterogeneous ground models”, *Radio Science*. 2002 Nov 16;37(6):6–16–9. <https://doi.org/10.1029/2001rs002528>
86. L. Gürel, U. Oğuz “Simulations of ground-penetrating radars over lossy and heterogeneous grounds”, 2001 Jun 1;39(6):1190–7. <https://doi.org/10.1109/36.927440>
87. K. Takahashi, J. Igel, P. Holger. “Modeling of GPR Clutter Caused by Soil Heterogeneity”. 2012 Jul 10;2012:1–7. <https://doi.org/10.1155/2012/643430>
88. Z. Jiang, Z. Zeng, J. Li, F. Liu, F. Wu “Simulation and analysis of GPR signal based on stochastic media model”, 2012 Jun 4. <https://doi.org/10.1109/icgpr.2012.6254863>
89. L. Gürel, U. Oğuz “Simulations of ground-penetrating radars over lossy and heterogeneous grounds” 2001 Jun 1;39(6):1190–7. <https://doi.org/10.1109/36.927440>
90. B. Scheers “Ultra-wideband ground penetrating radar with application to the detection of anti personnel landmines”. *Brussels: Royal Military Academy*; 2001.
91. O. Tellez, B. Scheers “Ground-Penetrating Radar for Close-in Mine Detection. Mine Action”, *The Research Experience of the Royal Military Academy of Belgium*. 2017 Aug 30

92. C. Ozdemir, S. Demirci, E. Yigit “Practical algorithms to focus b-scan gpr images: theory and application to real data”, *Progress In Electromagnetics Research B*. 2008;6:109–22. <https://doi.org/10.2528/pierb08031207>
93. J. van der Kruk, H. Vereecken, N. Diamanti, A. Giannopoulos “Influence of interface roughness and heterogeneities on the waveguide inversion of dispersive” GPR data. 2010 Jun 21; <https://doi.org/10.1109/icgpr.2010.5550234>
94. C. G. Windsor, L. Capineri, P. Falorni “A Data Pair-Labelled Generalized Hough Transform for Radar Location of Buried Objects”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2014 Jan;11(1):124–7. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2248119>
95. G. Borgioli, L. Capineri, P. Falorni, S. Matucci, C. Windsor “The Detection of Buried Pipes From Time-of-Flight Radar Data”, 2008 Jul 25;46(8):2254–66. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.917211>
96. O. Dumin, O. Pryshchenko, V. Plakhtii, G. Pochanin “Landmine detection and classification using UWB antenna system and ANN analysis”, *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. 2020 Sep 21; <https://doi.org/10.1109/ukrmw49653.2020.9252574>
97. O. Dumin, O. Pryshchenko, V. Plakhtii, G. Pochanin, “Landmine detection and classification using UWB antenna system and ANN analysis”, *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. – Kharkiv, (Ukraine, September 21-25). – 2020. – P. 1030-1035.
98. O. Dumin, O. Pryshchenko, V. Plakhtii, G. Pochanin “Dielectric Object Subsurface Survey by Ultrawideband Radar and ANN”, *2020 IEEE XXVth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. – 2020. – P. 13–18.
99. O. Dumin, V. Plakhtii, O. Pryshchenko, G. Pochanin “Comparison of ANN and Cross-Correlation Approaches for Ultra Short Pulse Subsurface Survey”, *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, 25-29 February, Lviv-Slavske, Ukraine.

100. G. Ruan, W. Ya, S. L. Wang, Y. Zheng, Q. Guo, and S. N. Shulga, “automatic recognition of radar signal types based on CNN-LSTM,” *Telecommunications and Radio Engineering*, vol. 79, no. 4, pp. 305–321, Jan. 2020, doi: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v79.i4.40>
101. J. Mun; S. Ha; J. Lee “Automotive Radar Signal Interference Mitigation Using RNN with Self Attention”, *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 4-8 May, Barcelona, Spain.
102. R. Akhmedov “Neural Radio in DS-UWB IoT Applications”, *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*, 21-25 September, Kharkiv, Ukraine.
103. L.K. Hansen; P. Salamon “Neural network ensembles”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol: 12, Issue: 10, Oct 1990, pp. 993 – 1001.
104. K. E. Moorgas; P. Govender “ANN Ensembles vs DSP for Mobile Object Detection and Filtering”, *Advances in Electrical and Electronics Engineering - IAENG Special Edition of the World Congress on Engineering and Computer Science 2008*, 22-24 October, San Francisco, CA, USA.
105. B. Oh; J. Lee “A case study on scene recognition using an ensemble convolution neural network”, *2018 20th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, 11-14 February, Chuncheon, Korea (South).
106. A. Ikeda; H. Yosimura; M. Hori; T. Shimizu; Y. Iwai; S. Kishida “TPUnit neural network and simple ensemble for abnormal shadow detection in lung X-ray images”, *2012 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems*, 4-7 November, Tamsui, Taiwan.
107. A. Vlasenko, N. Vlasenko, O. Vynokurova, Y. Bodyanskiy, D. Peleshko “A Novel ensemble neuro-fuzzy model for financial time series forecasting”, *Data*, vol. 4, Issue: 3, September 2019, pp. 126.
108. Z. Hu, Y. Bodyanskiy, O. Tyshchenko “Kohonen Maps and Their Ensembles for Fuzzy Clustering Tasks”, *Self-Learning and Adaptive Algorithms for Business Applications*, Emerald Publishing Limited, June 2019, pp. 51-77.

-ДОДАТОК А**СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ****Наукові праці у наукових фахових виданнях України:**

1. Гавриленко Д.І., Думін О.М., Прищенко О.А., Аналітична форма розв'язку для нестационарного електромагнітного поля на границі двох середовищ. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2023. Вип. 37, С. 86–97. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2021-37-07>.

(Особистий внесок здобувача: проведення моделювання опромінення досліджуваної структури електромагнітним полем для отримання часових залежностей, аналіз яких допоміг у пошуку аналітичного розв'язку, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О.М.: постановка задачі, вибір методу розв'язання

Особистий внесок Гавриленко Д.І.: проведення аналітичних розрахунків)

2. Думін О.М., Прищенко О.А., Плахтій В.А., Широкоград Д.В., Почанін Г.П. Порівняння результатів розпізнавання підповерхневого об'єкту штучними нейронними мережами та кореляційним методом. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2020. Вип. 32, С. 25–36. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2020-32-03>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, побудова графіків, обговорення результатів та формулювання висновків

Особистий внесок Думін О.М. постановка задачі, обговорення результатів

Особистий внесок Плахтій В.А. аналіз наукової літератури, розрахунок функцій кореляції, формулювання висновків

Особистий внесок Почанін Г.П. постановка задачі, обговорення результатів

Особистий внесок Широкоград Д.В. побудова структур штучних нейронних мереж, обговорення результатів)

3. Думін О. М., Прищенко О. А., Плахтій В. А., Почанін Г. П. Виявлення та класифікація наземних мін за допомогою надширококуткового радару та штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2020. Вип. 33. С. 7–19. doi: [10.26565/2311-0872-2020-33-01](https://doi.org/10.26565/2311-0872-2020-33-01)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, побудова графіків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, формулювання висновків, опис графіків

Особистий внесок Плахтій В. А. огляд попередніх досліджень, побудова моделі для числового розрахунку, вибір оптимального методу попередньої обробки сигналів з георадару, обговорення результатів, формування висновків

Особистий внесок Почанін Г. П. постановка задачі, обговорення висновків та результатів, формулювання висновків)

Наукові праці у фахових виданнях, що входять до міжнародних наукометричних баз SCOPUS:

4. Pryshchenko Oleksandr, Plakhtii Vadym, Dumin Oleksandr, Pochanin Gennadiy, Ruban Vadym, Capineri Lorenzo, Crawford Fronefield. Implementation of an Artificial Intelligence Approach to GPR Systems for Landmine Detection. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. № 17. p. 4421. doi: [10.3390/rs14174421](https://doi.org/10.3390/rs14174421). **(Scopus, Q1)**

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, проведення моделювання опромінення досліджуваної структури електромагнітним полем для отримання часових залежностей, побудова 3D моделей протипіхотних мін, написання першого варіанту тексту статті, обговорення результатів та висновків.)

Особистий внесок Plakhtii Vadym: побудова архітектури штучної нейронної мережі для роботи з експериментальними даними, формування тренувального

набору, попередня обробка часових залежностей отриманих з георадара для різних прихованих об'єктів, побудова графіків, аналіз отриманих результатів, формування висновків.

Особистий внесок Dumin Oleksandr: постановка задачі, вибір методу дослідження, формулювання висновків

Особистий внесок Pochanin Gennadiy: проведення експериментальних досліджень

Особистий внесок Ruban Vadym: побудова експериментального зразка

Особистий внесок Carineri Lorenzo: постановка задачі, обговорення, написання і формулювання висновків

Особистий внесок Crawford Fronefield: постановка задачі, обговорення, написання і формулювання висновків)

Список публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

5. Dumin O., Pryshchenko O., Plakhtii V., Pochanin G. Dielectric Object Subsurface Survey by Ultrawideband Radar and ANN. *2020 IEEE XXVth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. Tbilisi, Georgia. 2020. P. 13–18. doi: [10.1109/DIPED49797.2020.9273400](https://doi.org/10.1109/DIPED49797.2020.9273400).

6. Persanov I., Plakhtii V., Pryshchenko O., Dumin O., Fomin P. Noise Immunity of UWB Positioning System on ANN. *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. Kharkiv, Ukraine. 2020. P. 1083–1088. doi: [10.1109/UkrMW49653.2020.9252637](https://doi.org/10.1109/UkrMW49653.2020.9252637).

7. Dumin O., Pryshchenko O., Plakhtii V., Pochanin G. Landmine detection and classification using UWB antenna system and ANN analysis. *2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW)*. Kharkiv, Ukraine. 2020. P. 1030–1035. doi: [10.1109/UkrMW49653.2020.9252574](https://doi.org/10.1109/UkrMW49653.2020.9252574).

8. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V., Pochanin G. Subsurface Object Detection in Randomly Inhomogeneous Medium Model. *2021 IEEE 3rd Ukraine*

Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON). Aug. 2021, P. 167–171. doi: <https://doi.org/10.1109/ukrcon53503.2021.9575688>.

9. Pryshchenko O., Dumin O., Vadym Plakhtii V., Pochanin G. Classification of objects buried in inhomogeneous medium by artificial neural network using data obtained by impulse GPR with 1 Tx+ 4Rx antenna system. *2021 11th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)*. 01-04 December 2021, P. 161-166. doi: <https://doi.org/10.1109/IWAGPR50767.2021.9843169>

10. Plakhtii V., Dumin O., Pryshchenko O. Kirchhoff Migration Method for Tube Detection with UWB GPR. *2021 IEEE XXVIth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, Tbilisi, (Georgia, September 8-10). P. 181-184. doi: <https://doi.org/10.1109/DIPED53165.2021.9552330>

11. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V., Shyrokorad D., Pochanin G. Collective Artificial Intelligence Approach for the Problem of Object Classification with UWB GPR. *2021 IEEE XXVIth International Seminar/Workshop Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*, Tbilisi, (Georgia, September 8-10). P. 181-184. doi: <https://doi.org/10.1109/DIPED53165.2021.9552257>

12. Plakhtii V., Dumin O., Pryshchenko O., Khodachok Y. Time of Arrival Independent Positioning System Based on UWB Technologies. *16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2022*, 22-26 February 2022, Lviv-Slavske, Ukraine P. 301-305. doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766917>

13. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network. *2022 IEEE 2nd Ukrainian Microwave Week, UkrMW 2022*. 14-18 November 2022. Ukraine. P. 701-706. doi: <https://doi.org/10.1109/UkrMW58013.2022.10037072>

14. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Discrete Tomography Approach for Subsurface Object Detection by Artificial Neural Network. *XXXVth URSI General*

Assembly and Scientific Symposium (URSI GASS). August 19-26, 2023. Sapporo, Japan. doi: <https://doi.org/10.23919/URSIGASS57860.2023.10265500>

15. Pryshchenko O., Dumin O., Plakhtii V. Noise-Resistant Remote Sensing System Based on Discrete Tomography Approach and Artificial Intelligence. *2023 IEEE 6th International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, November 13 – 18, 2023. doi: <https://doi.org/10.1109/UkrMiCo61577.2023.10380395>

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

16. Думін О.М., Плахтій В.А., Прищенко О.А. Нестационарне випромінювання імпульсного струму складного просторового розподілу. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. – 2017. – Вип. 27. – С.31–36.

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, побудова графіків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. опис графіків, формулювання висновків)

17. Думін О. М., Плахтій В. А., Прищенко О. А., Широкоград Д. В. Розпізнавання об'єктів під поверхнею землі при надширокосмуговій радіоінтроскопії за допомогою штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2018. Вип. 28, С. 24–29

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширокосмугових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. побудова моделі для числового розрахунку методом FDTD, побудова архітектури штучної нейронної мережі, формування тренувального набору даних, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Ширококорд Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж)

18. Думін О.М., Плахтій В.А., Прищенко О.А., Ширококорд Д.В. Метод дискретної томографії при обробці даних надширокосмугової підповерхневої радіолокації штучною нейронною мережею. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2018. Вип. 29. С.17–26. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2018-29-03>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, пропозиція підходу методу дискретної томографії, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Ширококорд Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж)

19. Думін О. М., Плахтій В.А., Прищенко О. А., Ширококорд Д. В., Вольвач Я. С. Вплив зменшення шуму вхідного сигналу на класифікацію місцезнаходження об'єкту штучною нейронною мережею при надширокосмуговій радіоінтроскопії. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2019. № 31. С. 27–35.

doi: [10.26565/2311-0872-2019-31-03](https://doi.org/10.26565/2311-0872-2019-31-03)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Плахтій В. А. огляд попередніх досліджень, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Широкопад Д. В. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж

Особистий внесок Вольвач Я. С.. аналіз результатів, формулювання висновків)

20. Dumin O., Plakhtii V., Prishchenko O., Shyrokopad D., Katrich V. A. Ultrashort impulse radar for detection and classification of objects in layered medium by artificial neural network. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2019. Vol. 78. № 19. P. 1759–1770. doi: [10.1615/telecomradeng.v78.i19.80](https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i19.80).

(Scopus, Q3)

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу числового розрахунку для отримання часових залежностей надширококутних електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. підготовка моделей задачі для числового розрахунку, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, тестування штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokopad D. оптимізація архітектури штучних нейронних мереж

Особистий внесок Katrich V. A.. постановка задачі, обговорення результатів)

21. Персанов І. Д., Думін О. М., Плахтій В. А., Прищенко О. А., Фомін П. Г. Порівняння методів кореляції та штучних нейронних мереж для визначення положення об'єктів за допомогою надширококутних полів. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2021. Вип. 34.– С.39–47.

doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2021-34-05>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Думін О. М. постановка задачі, формулювання висновків, обговорення результатів

Особистий внесок Плахтій В. А. аналіз попередніх досліджень, написання програмного забезпечення для порівняння роботи штучної нейронної мережі та кореляційного методу, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Персанов І. Д. написання першого варіанту статті, проведення розрахунків

Особистий внесок Фомін П. Г. проведення числового моделювання антени)

22. Прищенко О.А., Плахтій В.А., Фомін П.Г., Ходачок Є.С. Знаходження об'єктів у неоднорідному ґрунті за допомогою імпульсного георадару та штучних нейронних мереж. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка*. 2023. Вип. 37.– С.73–85. doi: <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2022-37-06>

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків, написання першого варіанту статті, побудова моделі неоднорідного ґрунту

Особистий внесок Плахтій В. А. постановка задачі, формулювання висновків, обговорення результатів

Особистий внесок Ходачок Є.С. опис графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Фомін П. Г. побудова графіків, обговорення результатів)

23. Plakhtii V.A., Dumin O.M., Prishchenko O.A. Transient Radiation of System of Four Noncollinear Dipoles. *2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, May 29-June 2, 2017, Kyiv, Ukraine.- P. 225-228. doi: <https://doi.org/10.1109/UKRCON.2017.8100479>

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumín O. постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова та аналіз графіків, обговорення результатів та висновків)

24. Plakhtii V.A., Dumin O.M., Prishchenko O.A. Near Radiation Zone of Six Short Impulse Radiators. *2017 IEEE International Young Scientists Forum on Applied Physics and Engineering (YSF-2017)*, October 17-20, 2017, Lviv, Ukraine. P. 251-254. doi: <https://doi.org/10.1109/YSF.2017.8126629>

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O.: постановка задачі, пропозиція методу розв'язання, аналіз отриманих аналітичних та числових результатів, формулювання висновків)

Особистий внесок Plakhtii V. побудова та аналіз графіків, обговорення результатів та висновків)

25. Dumin O., Prishchenko O., Pochanin G., Plakhtii V., Shyrokograd D. Subsurface Object Identification by Artificial Neural Networks and Impulse Radiolocation. *2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*. Lviv, Ukraine. 2018. P. 434–437. doi: [10.1109/DSMP.2018.8478481](https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478481)

(Особистий внесок здобувача: проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширококустових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків)

Особистий внесок Plakhtii V. проведення числового моделювання, побудова графіків, обговорення результатів)

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Shyrokograd D. проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

26. Dumin O., Prishchenko O., Shyrokorad D., Plakhtii V. Application of UWB Electromagnetic Waves for Subsurface Object Location Classification by Artificial Neural Networks. *2018 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS)*. Sep. 2018. doi: [10.1109/UWBUSIS.2018.8520097](https://doi.org/10.1109/UWBUSIS.2018.8520097).

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція методу розрахунку для отримання часових залежностей надширокосмугових електромагнітних полів, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. проведення числового моделювання, попередня обробка часових залежностей з антени, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

27. Dumin O.M., Plakhtii V.A., Prishchenko O.A., Shyrokorad D.V. Neural Network Application in Object Classification by Impulse Radiolocation. *Conf. Proc. Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI–2019)*. Zaliznyi Port, Ukraine. May 21-25. 2019. P. 61–63

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків)

Особистий внесок Dumin O.M. постановка задачі, вибір методу числового розрахунку електромагнітних полів та аналізу відбитої хвилі, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V.A. проведення числового моделювання, попередня обробка часових залежностей з антени, побудова тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення результатів

Особистий внесок Shyrokorad D.V. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

28. Dumin O., Plakhtii V., Shyrokorad D., Prishchenko O., Pochanin G. UWB subsurface radiolocation for object location classification by artificial neural networks based on discrete tomography approach. *2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering, UKRCON 2019* – P. 182-187.

doi: [10.1109/UKRCON.2019.8879827](https://doi.org/10.1109/UKRCON.2019.8879827)

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, пропозиція підходу методу дискретної томографії, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова моделі для числового розрахунку, формування тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

29. Plakhtii V., Dumin O., Prishchenko O., Shyrokorad D., Pochanin G. Influence of Noise Reduction on Object Location Classification by Artificial Neural Networks for UWB Subsurface Radiolocation. *2019 XXIVth International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED)*. Lviv, Ukraine. 2019. 3. 64–68ю doi: [10.1109/DIPED.2019.8882590](https://doi.org/10.1109/DIPED.2019.8882590).

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. проведення огляду попередніх досліджень, вибір наявних методів зменшення шуму в сигналах з георадару, написання програмного забезпечення для обраних методів, формування тренувального набору для

штучної нейронної мережі, тестування штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

30. Dumin O., Plakhtii V., Prishchenko O., Shyrokorad D. Signal Processing in UWB Subsurface Radiolocation by Artificial Neural Networks. *2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*. Kyiv, Ukraine. 2019. P. 383–386. doi: [10.1109/PICST47496.2019.9061427](https://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061427)

(Особистий внесок здобувача: тестування штучних нейронних мереж, проведення розрахунків, обговорення результатів та висновків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. побудова моделі для числового розрахунку, формування тренувального набору для штучної нейронної мережі, побудова графіків, обговорення отриманих результатів

Особистий внесок Shyrokorad D. проведення тренування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків)

31. Dumin O., Plakhtii V., Pryshchenko O., Pochanin G. Comparison of ANN and Cross-Correlation Approaches for Ultra Short Pulse Subsurface Survey. in *15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET – 2020)*. Feb. 2020. <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235459>.

(Особистий внесок здобувача: проведення тренування і тестування штучних нейронних мереж, обговорення результатів та висновків, побудова графіків

Особистий внесок Dumin O. постановка задачі, аналіз результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Plakhtii V. аналіз попередніх досліджень, написання програмного забезпечення для порівняння роботи штучної нейронної мережі та кореляційного методу, аналіз отриманих результатів, формулювання висновків

Особистий внесок Pochanin G. постановка задачі, обговорення результатів та висновків)

Онлайн сервіс створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

ПРОТОКОЛ

створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

Дата та час: 22:36:48 10.06.2024

Назва файлу з підписом: Pryshchenko_diss.pdf.asice

Розмір файлу з підписом: 10.9 МБ

Перевірені файли:

Назва файлу без підпису: Pryshchenko_diss.pdf

Розмір файлу без підпису: 14.6 МБ

Результат перевірки підпису: Підпис створено та перевірено успішно. Цілісність даних підтверджено

Підписувач: Прищенко Олександр Андрійович

П.І.Б.: Прищенко Олександр Андрійович

Країна: Україна

РНОКПП: 3559400510

Час підпису (підтверджено кваліфікованою позначкою часу для підпису від Надавача): 23:36:54 10.06.2024

Сертифікат виданий: "Дія". Кваліфікований надавач електронних довірчих послуг

Серійний номер: 382367105294AF97040000003438CD003CBF5402

Тип носія особистого ключа: ЗНКІ криптомодуль ІІТ Гряда-301

Алгоритм підпису: ДСТУ 4145

Тип підпису: Кваліфікований

Тип контейнера: Підпис та дані в архіві (розширений) (ASiC-E)

Формат підпису: З повними даними ЦСК для перевірки (CAdES-X Long)

Сертифікат: Кваліфікований

Версія від: 2024.04.15 13:00