

Оригінальна стаття

<https://doi.org/10.26565/2311-0872-2022-37-06>

УДК 537.86

О. А. ПРИЩЕНКО, аспірант.

e-mail: pryshchenko@karazin.ua ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-7143-9545>

В. А. ПЛАХТІЙ, аспірант, м.н.с

e-mail: plakhtii@karazin.ua ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0442-2716>

П. Г. ФОМІН, студент

e-mail: miroriiis@gmail.com ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6346-4270>

Є. С. ХОДАЧОК, студент.

e-mail: ehodacek@gmail.com

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна, 61022, м. Харків, м. Свободи,4

ЗНАХОДЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У НЕОДНОРІДНОМУ ҐРУНТІ ЗА ДОПОМОГОЮ ІМПУЛЬСНОГО ГЕОРАДАРУ ТА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Актуальність. Виявлення прихованих об'єктів в товщі ґрунту є актуальною проблемою, що є важливою в будівництві, археології, гуманітарному розмінванні, неруйнівному контролі дорожніх покриттів, дефектоскопії тощо. Дослідження особливостей поведінки електромагнітного поля в моделях неоднорідних середовищ дає змогу створювати системи підповерхневого зондування, які зможуть ефективно працювати в реальних умовах.

Мета роботи. Здійснити розпізнавання об'єкта, прихованого в неоднорідному середовищі, за допомогою надширокосмугового (НШС) георадару та штучної нейронної мережі (ШНМ), оцінити роботу нейронної мережі, яка навчається тільки на однорідних середовищах, дослідити стабільність результатів розпізнавання за наявності шуму різних рівнів у прийнятих антенною системою часових залежностях амплітуди електричного поля, провести порівняння результатів із донавченою мережею. Перевірити здатність ШНМ правильно ідентифікувати типові об'єкти, які не були задіяні в навчанні.

Матеріали та методи. Моделювання електродинамічної задачі поширення електромагнітного поля проводиться методом кінцевих різниць у часовому просторі (FDTD). Класифікація прихованих об'єктів проводиться за допомогою застосування підходу штучних нейронних мереж.

Результати. За допомогою використання георадару та ШНМ було розроблено ефективний алгоритм виявлення об'єктів у неоднорідній моделі ґрунту. Отримані імовірнісні розподіли класифікації прихованих об'єктів під впливом адитивного гаусового шуму.

Висновки. Використання ШНМ є успішним для класифікації об'єктів, що знаходяться у неоднорідному ґрунті. Продемонстрована здатність виявляти предмети, що містять мало металевих частин. Розроблений алгоритм має високий рівень шумостійкості навіть за малих значень сигнал-шум. Результати виявлення та розпізнавання типових об'єктів, які не були задіяні в тренуванні ШНМ, свідчать про ефективність цього підходу.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: георадар, гаусовий імпульс, штучна нейронна мережа, неоднорідне середовище, гуманітарне розмінвання, надширокосмуговий сигнал.

Як цитувати: Прищенко ОА, Плахтій ВА, Фомін ПГ, Ходачок ЄС. Знаходження об'єктів у неоднорідному ґрунті за допомогою імпульсного георадару та штучних нейронних мереж. Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Радіофізика та електроніка». 2022;37:73-85. <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2022-37-06>

In cites: Pryshchenko OA, Plakhtii VA, Fomin FG, Khodachjk YS. Location of objects in a heterogeneous soil using pulse georadar and artificial neural networks. Visnyk of V.N. Karazin Kharkiv National University, series "Radio Physics and Electronics". 2022;37:73-85. (In Ukrainian). <https://doi.org/10.26565/2311-0872-2022-37-06>

ВСТУП

Для розв'язання проблеми гуманітарного розмінвання розробляється велика кількість різноманітних радарних систем [1]. Особливо можна відмітити ефективність імпульсних надширокосмугових (НШС) георадарів в задачах виявлення та класифікації об'єктів, які приховані на невеликій глибині в середовищі та мають незначну кількість металевих деталей [2]. На ефективність процесу виявлення об'єктів впливає багато чинників, головним із яких є наявність перешкод у ґрунті та шумів вхідних трактів.

За останні десятиліття використання штучного інтелекту охарактеризувалось значними успіхами. Так, кількість задач, в яких використовується штучні нейронні мережі (ШНМ) невпинно зростає. Застосування ШНМ в задачах підповерхневого зондування також показує гарні результати [3]. Одним із

© Прищенко О. А., Плахтій В. А., Фомін П. Г., Ходачок Є. С. 2022

Open access. This article is licensed under a Creative Commons Attribution 3.0 <http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>

підходів є використання А-сканів у якості навчального набору даних для нейронних мереж [4]. Також в роботі [5] продемонстровано цікавий підхід, ідея якого полягає в зменшенні розмірності даних шляхом їх перетворення з часової області в частотну. Це полегшує отримання корисного сигналу від прихованих об'єктів, зменшуючи вплив відбиття від границі розподілу двох середовищ (повітря-грунт) та іншими перешкодами на наступних етапах обробки.

Ще одна складність, що виникає в процесі розпізнавання об'єктів, прихованих у ґрунті, – це його вологість [6]. 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 [7] 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.

Вплив зовнішніх перешкод, таких як станції мобільного зв'язку, значно знижує якість розпізнавання прихованих об'єктів [8]. Даний вплив є серйозною завадою для роботи вузькосмугових георадарів. Це безпосередньо пов'язано з робочим частотним діапазоном георадару та низькою енергією хвилі, відбитої від прихованого об'єкта, порівняно з енергією перешкод. НШС георадари, завдяки широкому діапазону частот, більш стійкі до даного типу перешкод, ніж вузькосмугові георадари.

Числове моделювання, 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 [9]. Проте, необхідною опцією є також можливість розпізнавання не тільки металевих предметів, а й діелектричних, параметри матеріалу яких мало відрізняються від навколишнього середовища. Однак ці проблеми дуже ідеалізовані порівняно з реальними експериментальними умовами. Тому наступним наближенням є використання різних моделей неоднорідних середовищ. У роботах [10], [11], [12], [13] 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 [13] в певних діапазонах матеріальних параметрів і розмірів однорідного середовища додаються різні вклучення [14]. Моделювання показує необхідність врахування їх впливу для розробки високочотних георадарних систем.

Існує підхід, який дозволяє розпізнавати об'єкт за наявності сильних відбиттів від неоднорідностей середовища. Метод міграції Столта 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 [15]-[16].

Коли йде мова про модельні середовища, що наближені до звичайних ґрунтів, то важливо врахувати їх шарувату структуру. Наприклад, в роботі [17] розглянуто вплив горизонтальної стратифікації та неоднорідності середовища на точність відновлення даних.

Також важливо відмітити ефективні методи в задачах підповерхневого зондування, такі як узагальнений метод Хаффа 18 та його вдосконалені версії, більш націлені на ці задачі [19].

У нашій попередній роботі досліджувалась можливість розпізнавання різних прихованих об'єктів за допомогою ШНМ та НШС георадара. Ми намагалися зменшити кількість помилкових розпізнавань по відбитій електромагнітній хвилі від типових об'єктів [20]. Продовженням цієї роботи стало розпізнавання менш контрастних об'єктів з точки зору значення їхньої діелектричної проникності, а також спеціальної міни з малим вмістом металевих деталей [21].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

НШС антена опромінює модель поверхні землі електромагнітною хвилею із часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0,23 нс [21]. Відбитий сигнал приймається системою з чотирьох приймачів [1]. Отримані часові залежності попередньо обробляються за алгоритмом [9], [21] для використання штучною нейронною мережею (ШНМ), яка генеруватиме інформацію про наявність чи відсутність об'єкта, відстань до нього та його тип. Числове моделювання електродинамічної задачі проводилось методом FDTD. У роботі з метою розпізнавання використовується повнозв'язна ШНМ зі структурою 2800–1024–512–256–13 з функціями активації ReLu та функцією SoftMax для останнього шару мережі.

У наших попередніх роботах [9], [21] ми використовували 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 попереднє дослідження показало, 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 [9]. 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 [4], 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 [9].

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. 1. 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. 2). 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.

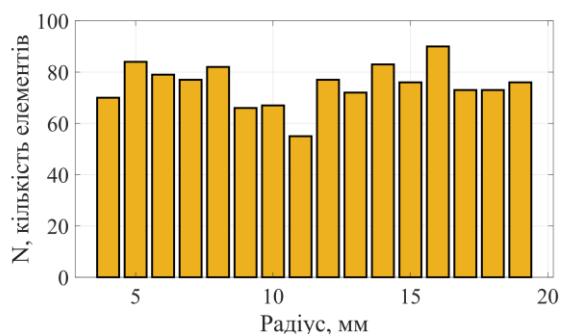


Рис. 1. Розподіл радіусів описаної сфери для ромбоподібних елементів, що утворюють неоднорідний ґрунт.

Fig. 1. Distribution of radii of the described sphere for rhomboidal elements that form an inhomogeneous soil

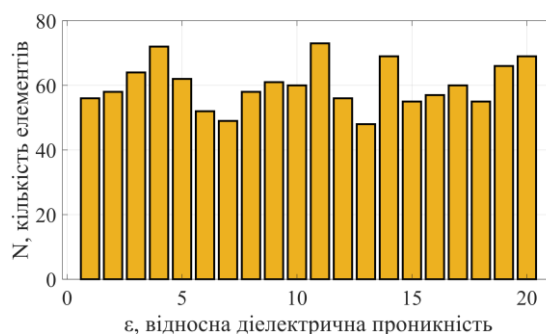


Рис. 2. Розподіл кількості елементів із заданою відносною діелектричною проникністю, що утворюють неоднорідну модель ґрунту.

Fig. 2. Distribution of the number of elements with a given relative permittivity that form an inhomogeneous soil model

Далі буде цікаво побачити, як додавання неоднорідностей до заданого об'єму ґрунту вплине на часові залежності відбитого поля і який внесок цих вкраплень. 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 наших попередніх дослідженнях [9], [21]. 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. 3. 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. 3, необхідні для попередньої обробки за алгоритмом, який ми описали в нашій роботі [21]. 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.

На Рис. 4 для вхідних сигналів для нейронної мережі ми чітко бачимо, що внесок неоднорідностей у модель землі стає більш помітним. Попередні дослідження [9] 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 ШНМ такої ж структури, що й у [21]. Під час її навчання не використовувалися дані для неоднорідного середовища, в якому знаходилися об'єкти.

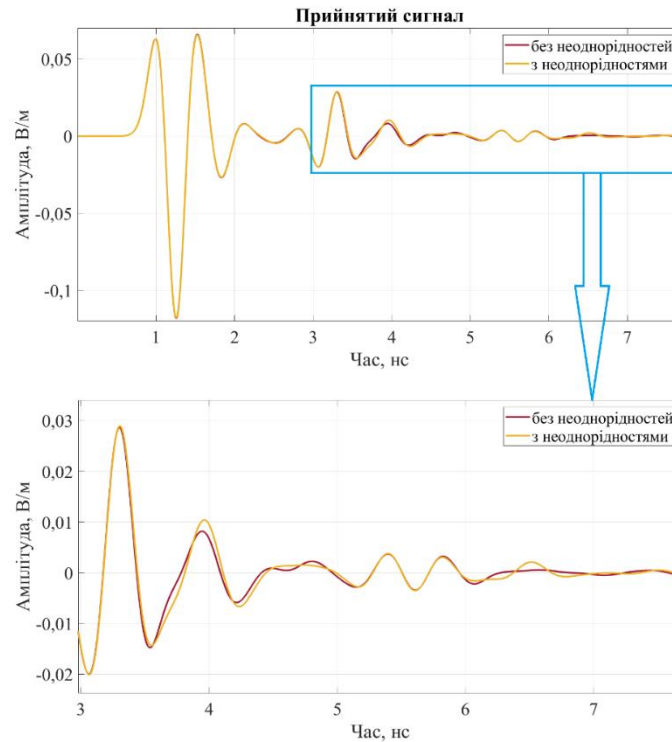


Рис. 3. Сигнали, прийняті антенною системою. Червона крива позначає часову залежність амплітуди прийнятого поля, відбитого від однорідного середовища, жовта крива зображує відбиту хвилю від неоднорідного середовища.
Fig. 3. Signals received by the antenna system. The red curve represents the time dependence of the received field amplitude reflected from a homogeneous medium, the yellow curve represents the reflected wave from an inhomogeneous medium.

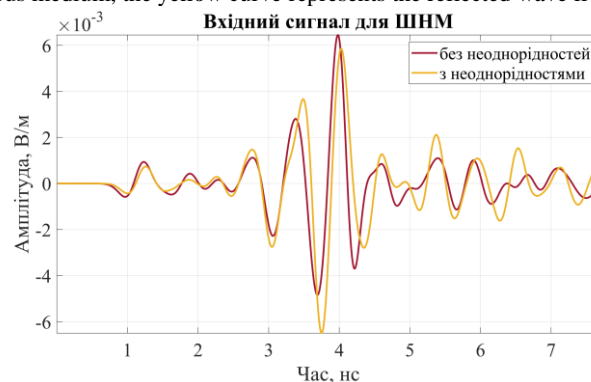


Рис. 4. Один із шести об'єднаних сигналів, які подаються на вхід ШНМ. Червона крива позначає сигнал для випадку однорідного середовища, жовта крива – неоднорідного середовища.
Fig. 4. One of the six combined signals that are fed to the input of the ANN. The red curve indicates the signal for the case of homogeneous medium, the yellow curve for heterogeneous medium.

РЕЗУЛЬТАТИ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ БЕЗ ДОНАВЧАННЯ НА НЕОДНОРІДНІЙ МОДЕЛІ ҐРУНТУ

На Рис. 5-7 ми бачимо результати розпізнавання мін ПМН-1 за допомогою повнозв'язної ШНМ, яка також навчена розпізнавати металеві банки різних конфігурацій [21] 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 (О) і неоднорідного (Х) 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. 5-7 також наведено порівняння результатів розпізнавання. Випадок "О" — відповідь нейронної мережі на розпізнавання об'єкта для випадку однорідного середовища. Дослідження завадостійкості мережі більш детально представлено в [21]. Випадок "Х" – відповідь нейронної мережі для класифікації положення об'єкту у випадку випадкового розміщення 1200 неоднорідностей із розподілами, показаними на Рис. 1-2, в однорідному ґрунті. Ці результати, як і в попередніх роботах, були протестовані для різних рівнів відношення сигнал/шум, оскільки, як показано в [9], 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 [21] 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. 5 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. 5а ми бачимо гарний результат для рівню сигнал-шум $SNR = 50$ дБ для обох випадків. Колонки на Рис. 5 показують гарну стійкість до впливу шуму для випадку ґрунту з неоднорідностями (випадок "Х"). Можна відзначити, що результат розпізнавання досить близький до випадку ідеальної моделі ґрунту (випадок "О"). На рис. 5в для випадку "Х" 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. 6) та 15 см (Рис. 7). На Рис. 6 ми бачимо, що для випадку "О" простежується стабільність відповіді для всіх представлених рівнів шуму, але на Рис. 6а для випадку "Х" 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. 6в. Завадостійкість тут слабка, але динаміка відгуку все одно задовільна.

Далі розглянемо результат розпізнавання міни ПМН-1 та відстані 15 см, який зображено на Рис. 7. Навіть при низькому рівні шуму 50 дБ, на Рис. 7а ми спостерігаємо критичну похибку для розпізнавання місцезнаходження міни ПМН-1 на дистанції 15 см у випадку моделі землі з неоднорідностями (випадок "Х"). Маємо чітку вказівку на одну з видів металевих банок на відстані 5 см. Однак з додаванням шуму (Рис. 7б і Рис. 7в) нейронна мережа змінює свою думку, починає сумніватися і активує нейрон, що відповідає абсолютно правильній відповіді (рис. 7б), і навіть для досить великого рівня сигнал-шум 30 дБ (Рис. 7в). Подібна поведінка вже була продемонстрована в нашій попередній роботі [7] і тут знову відіграють позитивну роль апроксимаційні властивості нейронної мережі.

Хоча результат на Рис. 7 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.

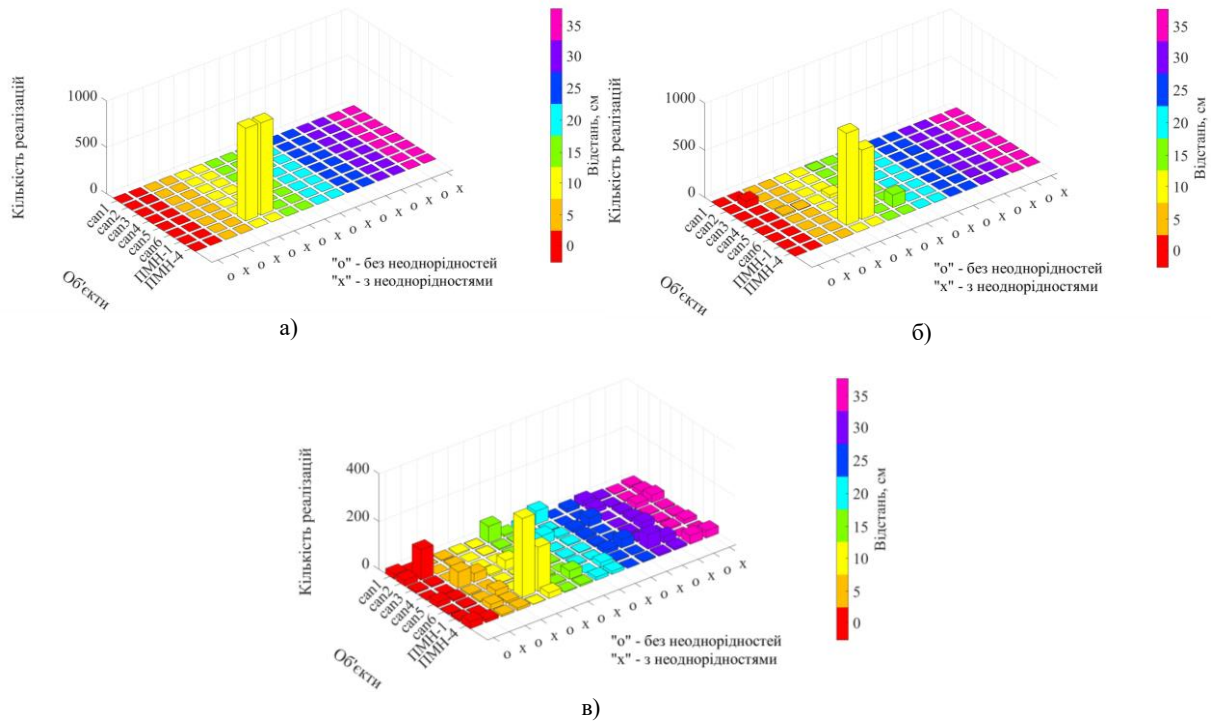


Рис. 5 Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 10 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 30 дБ, в) 15 дБ.
 Fig. 5. Result of recognition of PMN-1 mine on the distance of 10 cm for SNR of: a) 50 dB, b) 30 dB, c) 15 dB

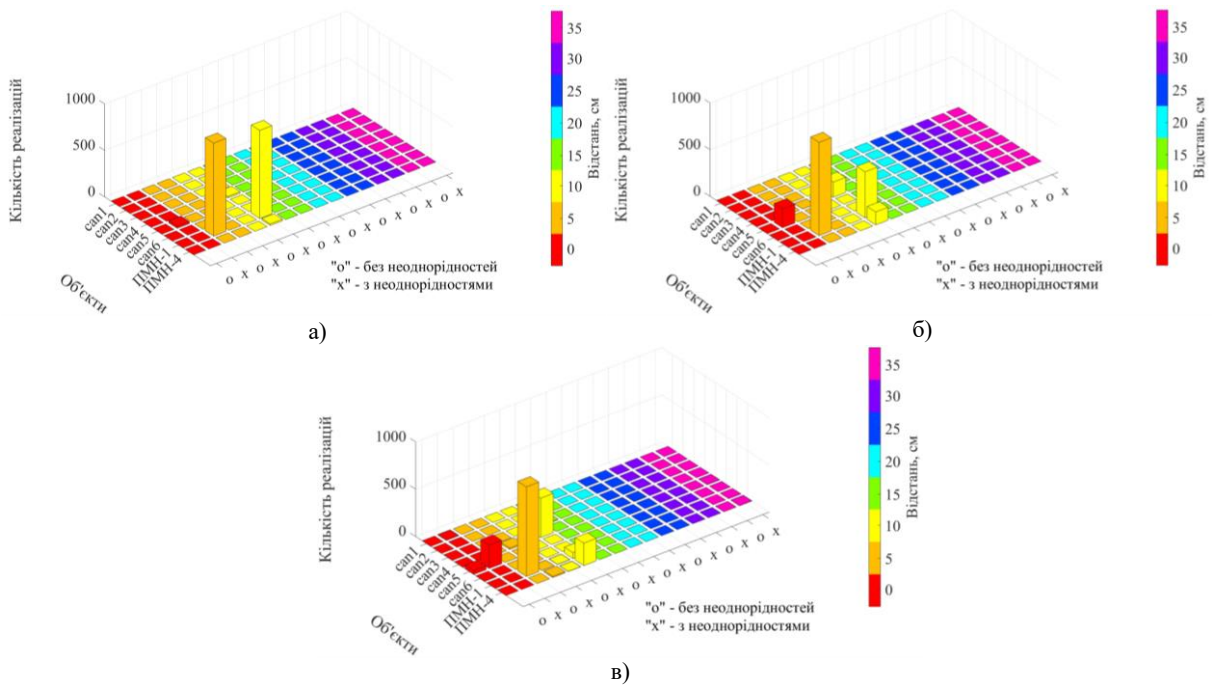


Рис. 6. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 5 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 40 дБ, в) 30 дБ.
 Fig. 6. Result of recognition of PMN-1 mine on the distance of 5 cm for SNR of: a) 50 dB, b) 40 dB, c) 30 dB

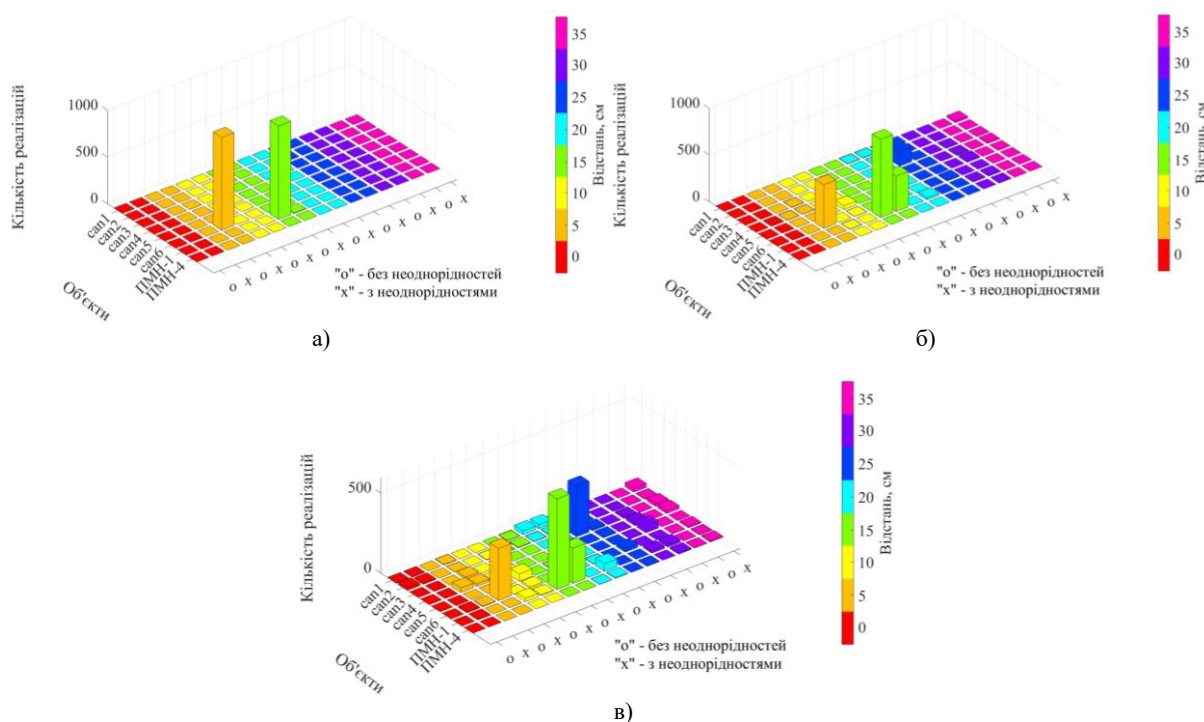


Рис. 7. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 15 см для рівнів сигнал-шум: а) 50 дБ, б) 30 дБ, в) 25 дБ.
 Fig. 7. Result of recognition of PMN-1 mine at the distance of 15 cm for SNR of: a) 50 dB, b) 30 dB, c) 25 dB

Але при цьому можна відзначити досить стабільний результат визначення відстані. Слід додати, що результати розпізнавання об'єкта за наявності великого шуму, як на Рис. 5б,в, 6б,в та 7б,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. 5б,в, 6б,в та 7б,в.

РЕЗУЛЬТАТИ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З НАВЧАННЯМ НА НЕОДНОРІДНИЙ 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 випробовування 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. 8-11). Було вирішено зменшити дискретизацію простору та спробувати розпізнавати модель міни ПФМ, яка майже повністю складається з діелектрику [9].

На другому етапі (Рис. 12-14) 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. 8-14 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. 8-11) 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. 8 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. 9). 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.

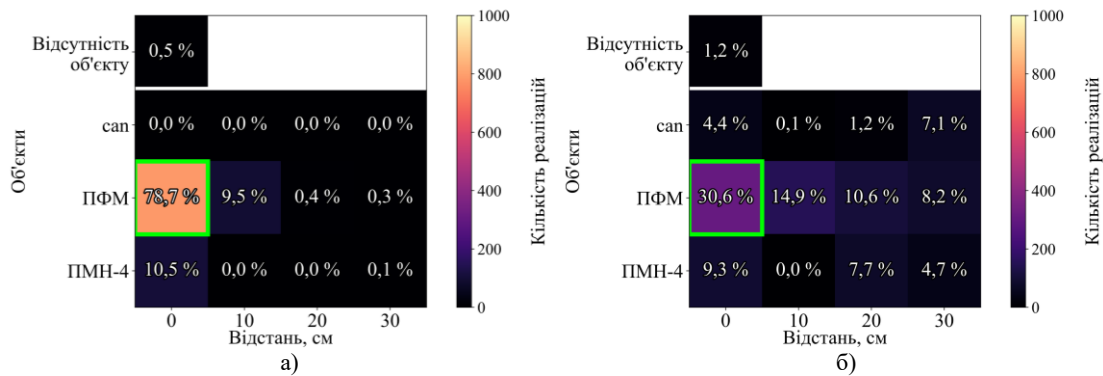


Рис. 8. Результат розпізнавання міни ПФМ на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ.
Recognition result of PFM mine at 0 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 15 dB

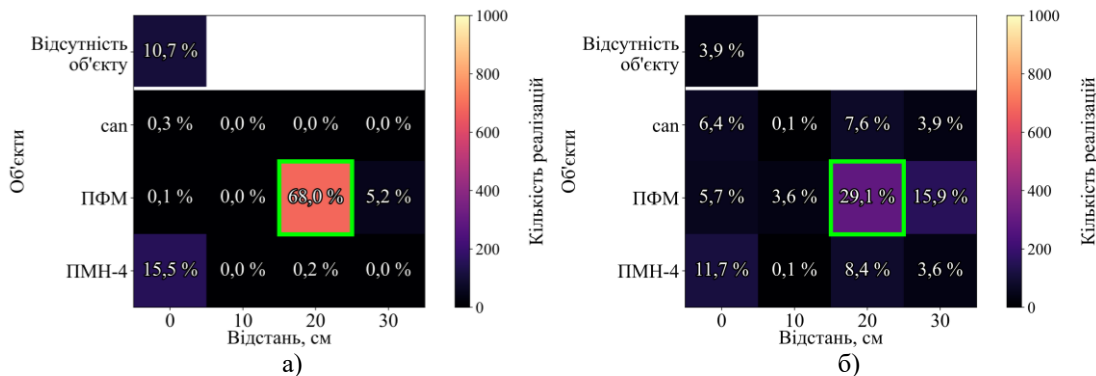


Рис. 9. Результат розпізнавання міни ПФМ на відстані 20 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ.
Fig. 9. Recognition result of PFM mine at 20 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 15 dB

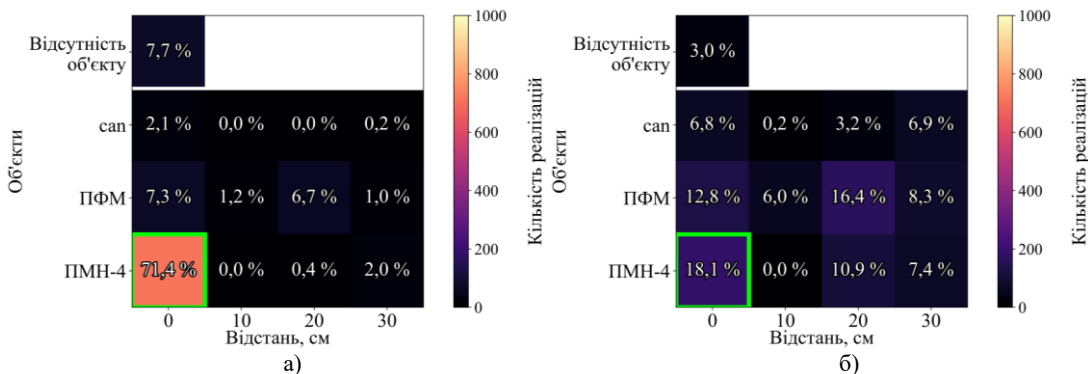


Рис. 10. Результат розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ.
Fig. 10. Recognition result of PMN-4 mine at 0 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 15 dB

На Рис. 10 показано розпізнавання міни ПМН-4 при тому ж рівні шуму, що і на Рис. 8-9. Ми бачимо, що стабільність правильного розпізнавання при 15 дБ (Рис. 10.б) 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. 11а 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. 11в), де вхідний сигнал серйозно пошкоджується, перетворюючись майже на суцільний шум. Результат на Рис. 11 можна пояснити наявністю в конструкції ПМН-4 масивного металевого механізму, який дає помітне відбиття опроміненої імпульсної хвилі навіть у випадку неоднорідної моделі ґрунту.

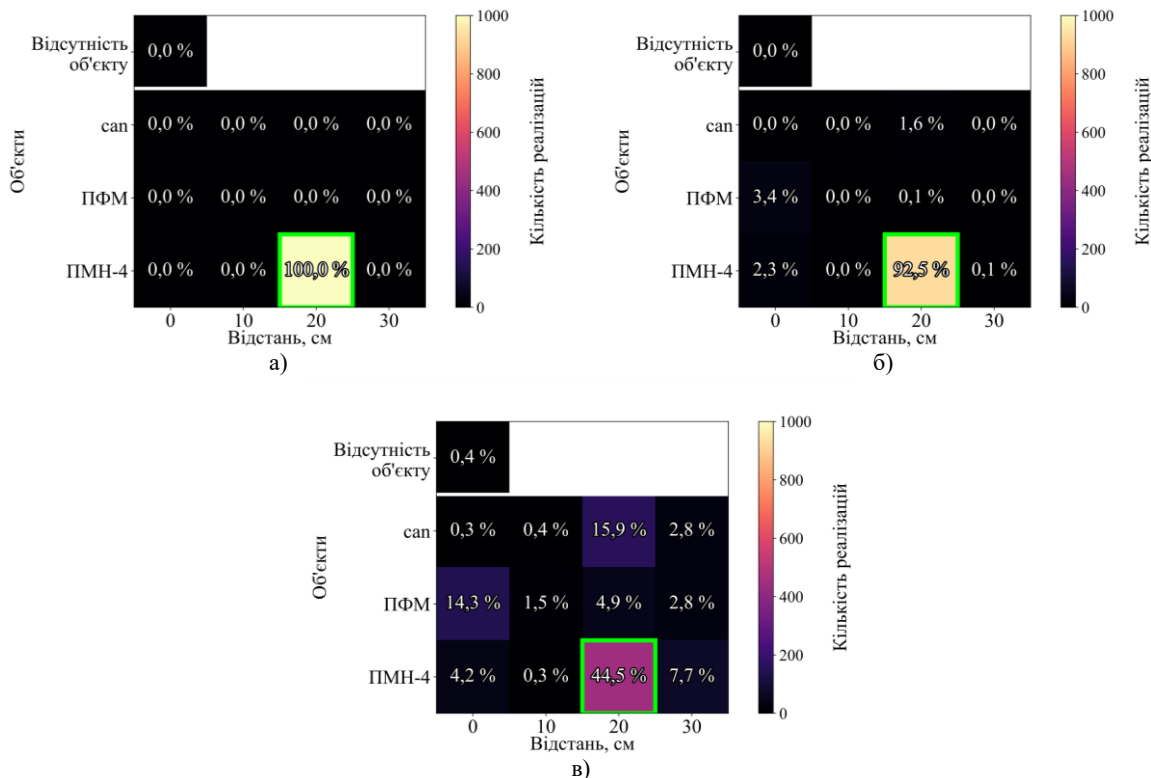


Рис. 11. Результат розпізнавання міни ПМН-4 на відстані 20 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ, в) 5 дБ.

Fig. 11. Recognition result of PMN-4 mine at 20 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 15 dB, c) SNR = 5 dB

Загалом для першого етапу тестування з Рис. 8-11 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. 12 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.

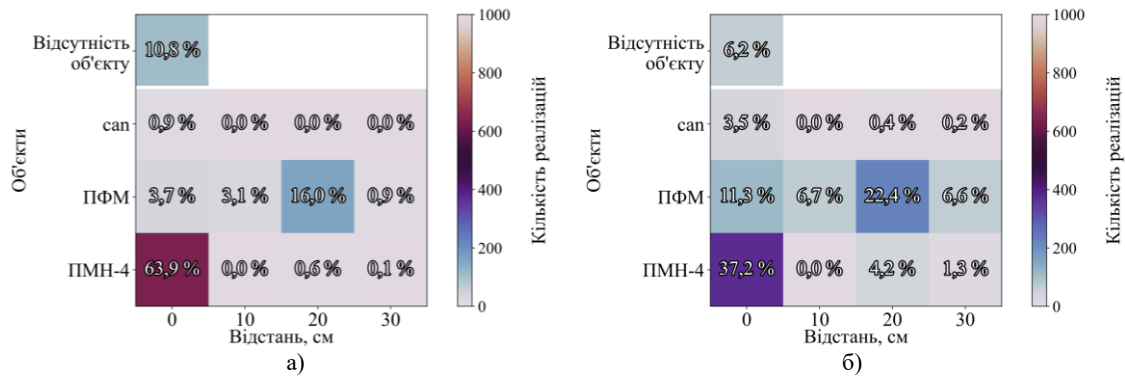


Рис. 12. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 0 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 15 дБ.
Recognition result of PMN-1 mine at 0 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 15 dB.

Далі на Рис. 13 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. 11.

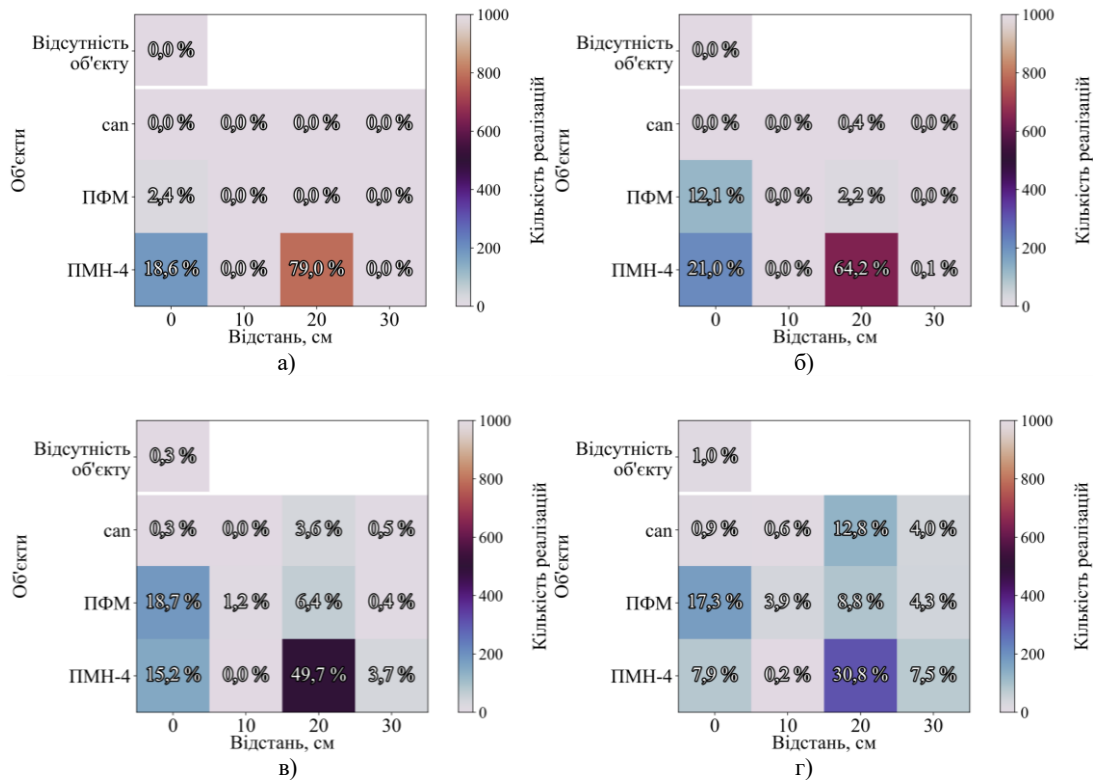


Рис. 13. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 30 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 20 дБ, в) 15 дБ, г) 10 дБ.

Fig. 13. Recognition result of PMN-1 mine at 30 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 20 dB, c) SNR = 15 dB, d) SNR = 10 dB

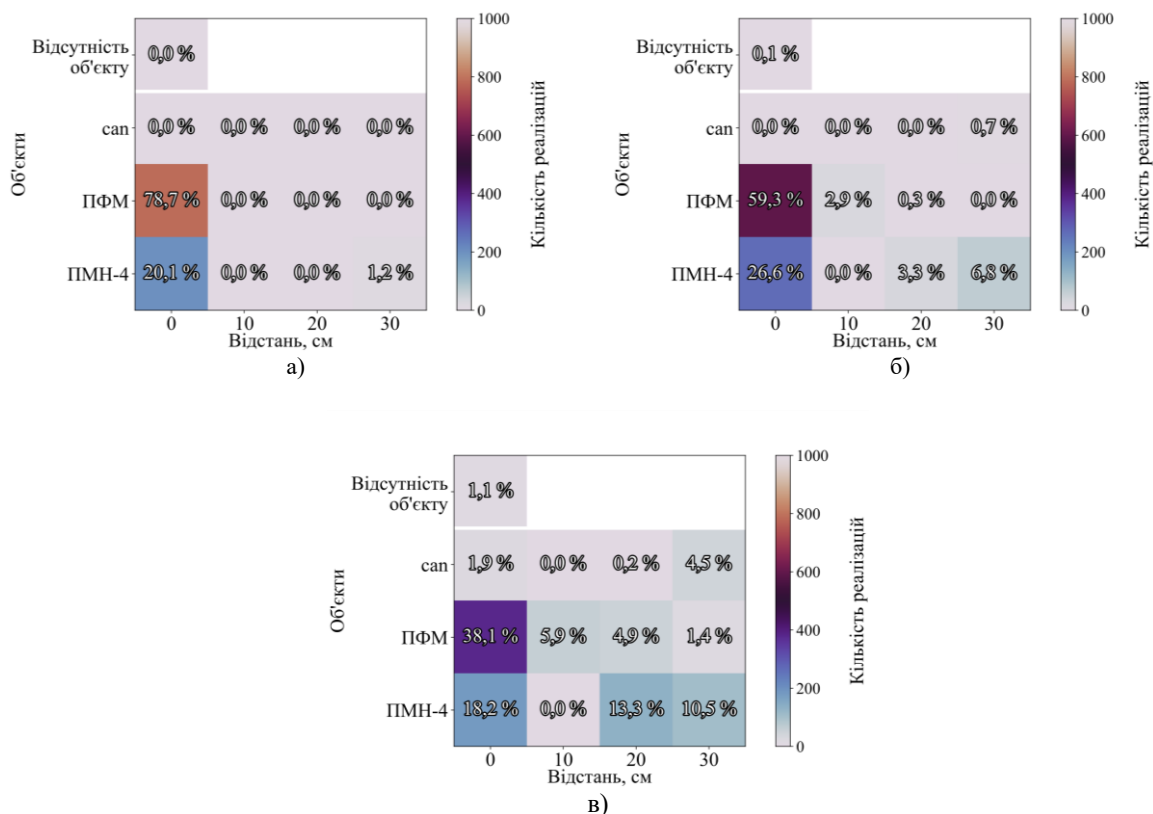


Рис. 14. Результат розпізнавання міни ПМН-1 на відстані 15 см для рівнів сигнал-шум: а) 25 дБ, б) 20 дБ, в) 15 дБ.
 Fig. 14. Recognition result of PMN-1 mine at 15 cm position for a) SNR = 25 dB, b) SNR = 20 dB, c) SNR = 15 dB

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 металевої 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.14 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. 12-14 мала свій унікальний розподіл.

ВИСНОВКИ

Неоднорідна модель досліджуваного об'єму ґрунту показала значні відмінності отриманих часових залежностей від ідеальної моделі. Наявність неоднорідностей у моделі землі 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 продемонстрував задовільну завадостійкість при обробці отриманих імпульсних полів. Також була показана здатність мережі покращувати розпізнавання за допомогою додаткового навчання на даних, що включають неоднорідності середовища.

Ймовірно, подальший розвиток підходу полягає в ускладненні структури ШНМ, збільшенні тренувального набору за рахунок різноманітності неоднорідностей, їхньої форми та розмірів, діелектричної проникності та зміні її розподілу для різних глибин. Також ми вважаємо, що кількість

хибнопозитивних спрацювань можна зменшити шляхом навчання на сигналах, отриманих від більшої кількості реалізацій неоднорідного середовища.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори повідомляють про відсутність конфлікту інтересів.

REFERENCES

1. Pochanin G, Capineri L, Bechtel T, Ruban V, Falorni P, Crawford F, et al. Radar Systems for Landmine Detection : Invited Paper. 2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW). 2020 Sep 21. <https://doi.org/10.1109/ukrmw49653.2020.9252789>
2. Lewis AL. «Tests and Evaluation of Dual Sensor Mine Detectors based on a Combination of Metal Detector and Ground Penetrating Radar (TEDS)»,),» European Commission Directorate-General Joint Research Centre, AIDCO-JRC Administrative Arrangement No.: MAP/2004/078-257.
3. Zhang Y, Huston DR, Xia T. Underground object characterization based on neural networks for ground penetrating radar data. 2016 Apr 8. <https://doi.org/10.1117/12.2219345>
4. Dumin O, Plakhtii V, Prishchenko O, Shyrokorad D, Katrich VA. 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>
5. Liu T, Su Y, Huang C. Inversion of Ground Penetrating Radar Data Based on Neural Networks. 2018 May 9;10(5):730-0. <https://doi.org/10.3390/rs10050730>
6. Miller TW, Borchers B, Hendrickx JMH, Hong SH, Lensen HA, Schwering PBW, et al. 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>
7. Sham JFC, Lai WWL, Leung CW. 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>.
8. Aye Mint Mohamed Mostapha, Ahmed. Faize, Gamil. Alsharahi, Mohamed. 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.
9. Dumin O, Pryshchenko O, Plakhtii V, Pochanin G. Dielectric Object Subsurface Survey by Ultrawideband Radar and ANN. 2020 Sep 15. <https://doi.org/10.1109/diped49797.2020.9273400>
10. Gürel L, Oğuz U. 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>
11. Gürel L, Oğuz U. Simulations of ground-penetrating radars over lossy and heterogeneous grounds. 2001 Jun 1;39(6):1190–7. <https://doi.org/10.1109/36.927440>
12. Takahashi K, Igel J, Holger Preetz. Modeling of GPR Clutter Caused by Soil Heterogeneity. 2012 Jul 10;2012:1–7. <https://doi.org/10.1155/2012/643430>
13. Jiang Z, Zeng Z, Li J, Liu F, Wu F. Simulation and analysis of GPR signal based on stochastic media model. 2012 Jun 4. <https://doi.org/10.1109/icgpr.2012.6254863>
14. Gürel L, Oğuz U. Simulations of ground-penetrating radars over lossy and heterogeneous grounds. 2001 Jun 1;39(6):1190–7. <https://doi.org/10.1109/36.927440>
15. Scheers Bart. Ultra-wideband ground penetrating radar with application to the detection of anti personnel landmines. Brussels: Royal Military Academy; 2001.
16. Tellez OLL, Scheers B. Ground-Penetrating Radar for Close-in Mine Detection. Mine Action - The Research Experience of the Royal Military Academy of Belgium [Internet]. 2017 Aug 30 [cited 2020 Apr 1]; Available from: <https://www.intechopen.com/books/mine-action-the-research-experience-of-the-royal-military-academy-of-belgium/ground-penetrating-radar-for-close-in-mine-detection#B5>. <https://doi.org/10.5772/67007>
17. Ozdemir C, Demirci S, Yigit E. 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>
18. van der Kruk J, Vereecken H, Diamanti N, Giannopoulos A. 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>
19. Windsor CG, Capineri L, Falorni P. A Data Pair-Labeled 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>
20. G. Borgioli, Capineri L, Falorni P, Matucci S, Windsor CG. 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>

21. 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). 2020 Sep 21; <https://doi.org/10.1109/ukrmw49653.2020.9252574>

Стаття надійшла до редакції: 9 вересня 2022 р.

Рекомендовано до друку: 25 жовтня 2022 р.

LOCATION OF OBJECTS IN A HETEROGENEOUS SOIL USING PULSE GEORADAR AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

O. A. Pryshchenko V. A. Plakhtii, F. G. Fomin, Y.S. Khodachok

V. N. Karazin Kharkiv National University, 4, Svobody sq., Kharkiv, 61022, Ukraine

Background: Detection of hidden objects in the soil layer is a problem that is important in construction, archeology, humanitarian demining, non-destructive testing of road surfaces, flaw detection etc. Studying the peculiarities of electromagnetic field behavior in heterogeneous media provides a possibility to create subsurface survey systems that can work effectively in real conditions.

Objectives: To recognize an object hidden in a heterogeneous medium using ultrawideband ground penetrating radar (GPR) and artificial neural network (ANN), to evaluate the performance of a neural network that is trained only on homogeneous medium, to investigate the stability of recognition results in the presence of noise of different levels in the received time dependencies, to compare the results with a network which is trained on heterogeneous media. Check the ability of the ANN to correctly identify typical objects that were not involved in training.

Materials and methods: Modeling of the electrodynamic problem of electromagnetic field propagation is carried out using the finite difference in time domain (FDTD) method. The classification of hidden objects is carried out using the approach of artificial neural networks.

Results: An effective algorithm for detecting objects in a heterogeneous soil model was developed using ground-penetrating radar and ANN. Probability distributions of the classification of hidden objects in presence of additive Gaussian noise in time dependencies were obtained.

Conclusion: The use of ANNs has shown successful results in the classification of objects located in a heterogeneous ground model. The ability to detect objects containing only a few metal parts was demonstrated. The developed algorithm has a high level of noise immunity even at high signal-to-noise levels. The results of detection and recognition of typical objects, which were not involved in ANN training, showed the effectiveness of this approach.

KEY WORDS: *ground-penetrating radar, Gaussian impulse, artificial neural network, heterogeneous medium, humanitarian demining, ultrawideband signal.*

The article was received by the editors: 9 September 2022

The article is recommended for printing: 25 October 2022