

Оригінальна стаття

<https://doi.org/10.26565/2311-0872-2020-32-03>

УДК 537.86

ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ПІДПОВЕРХНЕВОГО ОБ'ЄКТУ ШТУЧНИМИ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ ТА КОРРЕЛЯЦІЙНИМ МЕТОДОМ

О. М. Думін¹, О. А. Прищенко¹, В. А. Плахтій¹, Д. В. Широкоград², Г. П. Почанін³

¹Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна, майдан Свободи 4, м. Харків, 61022, Україна

E-mail: dumin@karazin.ua

²Запорізький національний технічний університет, вул. Жуковського, 64, м. Запоріжжя, 69063, Україна

E-mail: hoveringphoenix@gmail.com

³Інститут радіофізики та електроніки ім. О.Я. Усикова Національної академії наук України, .

вул. Акад. Проскури 12, м. Харків, 61085, Україна

E-mail: gpp@ire.kharkov.ua

Надійшла до редакції 9 жовтня 2020 р.

Актуальність. Задача пошуку підземних об'єктів має особливий інтерес для будівництва, археології та гуманітарного розмінування. Виявлення підземних мін за допомогою пристроїв дистанційного обстеження приходить на зміну традиційній процедурі знаходження вибухонебезпечних предметів, так як виключається знаходження людини у зоні можливого ураження при вибуху заряду.

Мета роботи. Метою роботи є покращення розпізнавання тривимірних об'єктів та демонстрація переваги використання більш інформативного набору даних, отриманого спеціальною антенною системою, що має чотири приймальні антени. Крім цього, необхідно порівняти ефективність розпізнавання штучним інтелектом та методом взаємної кореляції при роботі з підповерхневим радаром з урахуванням адитивних шумів різних рівнів, що присутні на практиці.

Матеріали та методи. Електродинамічна задача розв'язується методом скінчених різниць у часовому просторі (FDTD). Штучна нейронна мережа (ШНМ) тренується на ідеальних сигналах для виявлення особливостей поля, які вона буде знаходити у зашумлених даних та давати відповідь щодо положення об'єкту. Взаємна кореляція також передбачає використання масиву ідеальних сигналів, із якими будуть корелювати зашумлені реальні сигнали.

Результати. Встановлено оптимальну та ефективну ШНМ для роботи із прийнятими сигналами. Була проведена її перевірка на завадостійкість. Задачу розпізнавання також було вирішено класичним методом взаємної кореляції, а також досліджено вплив шумів різних рівнів на його розв'язок. Крім цього, проведено порівняння ефективності розпізнавання їх використанням 1 та 4 датчиків.

Висновки. Для задач підповерхневого зондування слід використовувати глибокі нейронні мережі, як мінімум із трьома прихованими шарами нейронів. Це обумовлено складністю та багатовимірністю процесів, що проходять в обстежуваному просторі. Встановлено, що методи штучного інтелекту та взаємної кореляції добре проводять розпізнавання об'єкта, і серед них важко виділити найкращий. Обидва підходи показують гарну завадостійкість. Використання більшого набору даних із чотирьох датчиків позитивно позначається на результатах обстеження.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: штучна нейронна мережа; імпульсна електромагнітна хвиля; підповерхневий радар; взаємна кореляція; класифікація об'єктів.

COMPARISON OF SUBSURFACE OBJECT RECOGNITION BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND CORRELATION METHOD

O. M. Dumin¹, O. A. Pryshchenko¹, V. A. Plakhtii¹, D. V. Shyrokorad², G. P. Pochanin³

¹ V. N. Karazin Kharkiv National University, 4, Svobody Square, Kharkiv, 61022, Ukraine

² Zaporizhia National Technical University, 64, Zhukovs'koho St, Zaporizhzhia, 69061, Ukraine

³ O.Ya.Usikov Institute for Radiophysics and Electronics of the National Academy of Sciences of Ukraine, 12, Ac. Proskura st., Kharkiv, 61085, Ukraine

Background: The problem of searching for subsurface objects has a particular interest for construction, archeology and humanitarian demining. Detection of underground mines with the help of remote sensing devices replaces the traditional procedure of finding explosive objects, as it excludes the presence of a human in the area of possible damage during a charge explosion.

Objectives: The aim of the work is to improve the recognition of three-dimensional objects and demonstrate the benefits of using a more informative data set obtained by a special antenna system with four receiving antennas. In addition, it is necessary to compare the effectiveness of artificial intelligence and the method of cross-correlation for recognition by subsurface radar, taking into account the additive noise of different levels present in practice.

Materials and methods: The electrodynamic problem was solved by the finite difference time domain (FDTD) method. An artificial neural network (ANN) is trained on ideal signals to detect the features of the field that will be found in noisy data to determine to the position of the object. Cross-correlation also involves the use of an array of ideal signals, which will be correlated with noisy real signals.

Results: The optimal and effective ANN structure for work with the received signals is created. It was tested for noise immunity. The recognition problem was also solved by the classical method of cross-correlation, and the influence of noise of different levels on its responses was studied. In addition, a comparison of the efficiency of their recognition using 1 and 4 sensors was made.

Conclusions: For subsurface survey problems, a deep neural networks with at least three hidden layers of neurons should be used. This is due to the complexity and multidimensionality of the processes taking place in the surveyed space. It has been shown that artificial intelligence and cross-correlation techniques perform the object recognition well, and it is difficult to identify the best among them. Both approaches showed good noise immunity. The use of a larger data set of four receivers has a positive effect on the recognition results.

KEY WORDS: artificial neural network; impulse electromagnetic wave; subsurface radar; cross-correlation; object classification.

СРАВНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ПОДПОВЕРХНОСТНОГО ОБЪЕКТА ИСКУССТВЕННЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ И КОРРЕЛЯЦИОННЫМ МЕТОДОМ

А. Н. Думин¹, А. А. Прищенко¹, В. А. Плахтий¹, Д. В. Широкоград², Г. П. Почанин³

¹Харьковский национальный университет имени В. Н. Каразина, пл. Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина

²Запорожский национальный технический университет, ул. Жуковского, 64, г. Запорожье, 69063, Украина

³Институт радиофизики и электроники им. О.Я. Усикова Национальной академии наук Украины, ул. Акад. Проскуры 12, г. Харьков, 61085, Украина

Актуальность. Задача поиска подземных объектов имеет особый интерес для строительства, археологии и гуманитарного разминирования. Обнаружение подземных мин с помощью устройств дистанционного зондирования приходит на смену традиционной процедуре нахождения взрывоопасных предметов, так как исключается нахождение человека в зоне возможного поражения при взрыве заряда.

Цель работы. Целью работы является улучшение распознавания трехмерных объектов и демонстрация преимущества использования более информативного набора данных, полученного специальной антенной системой, имеющей четыре приемные антенны. Кроме этого, необходимо сравнить эффективность искусственного интеллекта и метода взаимной корреляции при работе с подповерхностным радаром с учетом аддитивных шумов различных уровней, присутствующих на практике.

Материалы и методы. Электродинамическая задача решается методом конечных разностей во временной области (FDTD). Искусственная нейронная сеть (ИНС) тренируется на идеальных сигналах для выявления особенностей поля, которые она будет находить в зашумленных данных и давать ответ относительно положения объекта. Взаимная корреляция также предусматривает использование массива идеальных сигналов, с которыми будут коррелировать зашумленные реальные сигналы.

Результаты. Установлена оптимальная и эффективная ИНС для работы с принятыми сигналами. Была проведена ее проверка на помехоустойчивость. Задача распознавания также была решена классическим методом взаимной корреляции, а также исследовано влияние шумов различных уровней на его решение. Кроме этого, проведено сравнение эффективности их распознавания с использованием 1 и 4 датчиков.

Выводы. Для задач подповерхностного зондирования следует использовать глубокие нейронные сети, как минимум с тремя скрытыми слоями нейронов. Это обусловлено сложностью и многомерностью процессов, проходящих в обследуемом пространстве. Установлено, что методы искусственного интеллекта и взаимной корреляции хорошо проводят распознавание объекта, и среди них трудно выделить лучший. Оба подхода показывают хорошую помехоустойчивость. Использование большего набора данных от четырех датчиков положительно сказывается на результатах обследования.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственная нейронная сеть, импульсная электромагнитная волна, подповерхностный радар, взаимная корреляция, классификация объектов.

ВСТУП

Перспективним підходом до отримання інформації про підземні об'єкти є опромінення поверхні землі надширококутовими імпульсними електромагнітними хвилями за допомогою підповерхневого радару [0]. Він має гарну завадостійкість, точність, чутливість та здатність до ідентифікації об'єкта [2]. Даний підхід може застосовуватись для задачі виявлення підземних мин. Його перевага полягає в тому, що протипіхотні міни нових поколінь містять менше металевих деталей, ніж попередні. Тому застосування традиційних способів їх ідентифікації на основі змін магнітного поля поблизу міни є складним, і для вирішення таких задач пропонується задіяти підповерхневий радар [3]. Особливістю цього радару є надширококутовий (НШС) спектр використуваного поля, що забезпечує його краще проникнення в середовище із втратами завдяки низькочастотній частини спектру [4]. Вищезазначені

властивості такого поля визначають його застосування [5]. Використання імпульсів наносекундної тривалості дозволяє проникнути на глибини до декількох метрів, аналізувати стан дорожнього покриття [6], виявляти повільні рухомі об'єкти, включаючи людей, прихованих за стінами [7]. Також сучасні тенденції розвитку систем розмінування спрямовані на автоматизацію цього процесу, виключаючи людей для їх власної безпеки [8], на використання штучного інтелекту, нейронних мереж [9] для поліпшення характеристик таких систем.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) були винайдені для вирішення складних багатовимірних задач, де відсутні прості залежності між вхідним та вихідним сигналом [10]. Прикладом таких задач є аналіз відбитих полів від об'єктів, які за розмірами близькі до просторової тривалості опромінювального імпульсу [11]. Штучний інтелект успішно застосовується для визначення товщини повітряного шару [12] або товщини шару біологічної тканини [13]. Використання ШНМ є дуже привабливими для вирішення складної задачі виявлення мін.

Поєднання імпульсних хвиль та підходу штучного інтелекту приводить до підвищення загальної чутливості систем підповерхневого зондування [14]. Крім цього, одночасне застосування методу взаємної кореляції та ШНМ було представлено в [15] для підходу у частотній області. Взаємна кореляція є класичним методом обробки сигналів для задач такого роду, що вмотивовано зазнав широкого застосування, і в даній роботі проведено його порівняння із підходом ШНМ, наводиться детальний аналіз переваг, недоліків та особливостей цих двох методів.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглядається імпульсне опромінення земної поверхні, подібно до описаного в [16]. Моделлю ґрунту для числового моделювання є діелектрик з діелектричною проникністю $\varepsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См/м, 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 [17]. Очікується, що збільшення кількості приймачів дозволяє збирати більше інформації про розсіяне поле різної поляризації для подальшої інтелектуальної обробки [18]. 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 рівнів. У наших попередніх дослідженнях [18] було продемонстровано, що просте знешумлення вхідних сигналів не може помітно покращити якість класифікації ШНМ. Ми очікуємо, що штучний інтелект покаже хорошу стійкість до шуму завдяки своїй апроксимуючій властивості [14].

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

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 та, окремо, у поперечній площині 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 перед її навчанням. 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 працює Softmax.

Сигнали вихідного шару ШНМ структури 2000-100-42 представлені на Рис. 1 для випадку поздовжнього та поперечного 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).

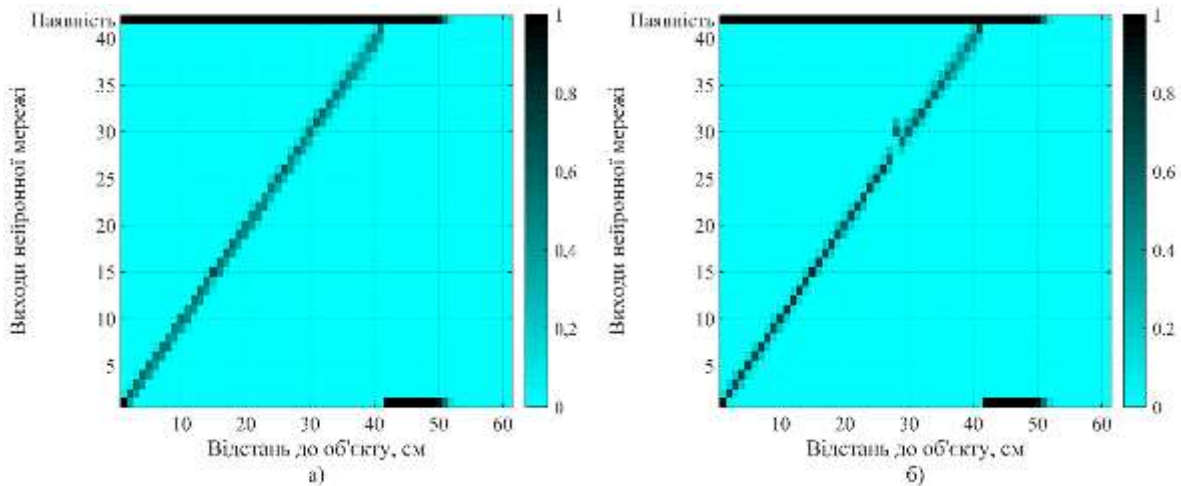


Рис 1. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-100-42 для різних відстаней до циліндру для а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

Була запропонована гіпотеза, що використання більш глибокої нейронної мережі дозволить поліпшити результати розпізнавання. Очікування виправдались частково, як видно з Рис. 2 для ШНМ структури 2000-1000-200-100-42 з трьома прихованими шарами. Можна помітити, що положення об'єкта на відстані більше 40 см не проявляються як найближчі, а відображаються як набір випадкових відповідей.

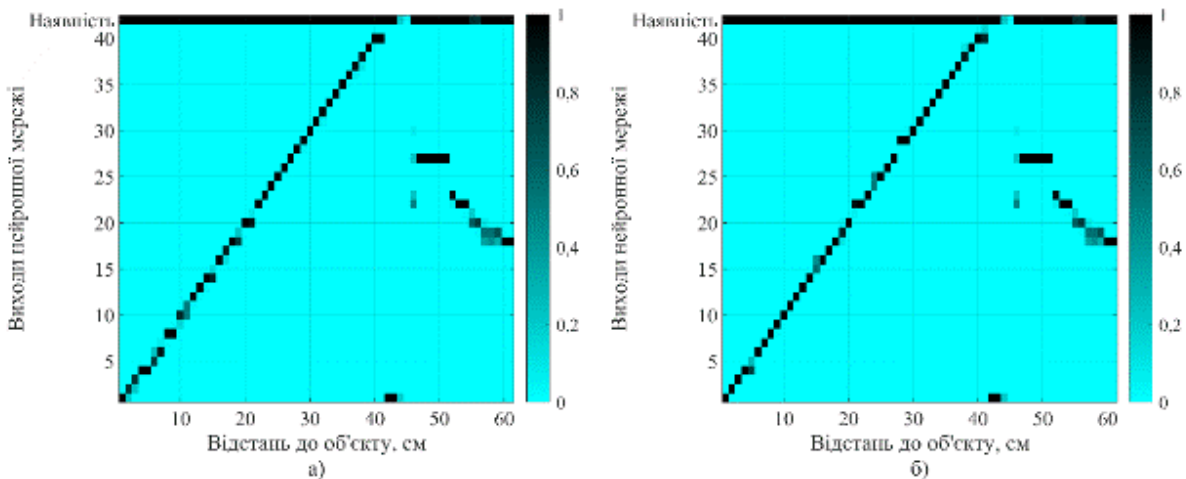


Рис. 2. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-1000-200-100-42 для різних відстаней до циліндру для: а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

Також цікаво перевірити проміжний варіант структури, між двома останніми ШНМ. Це допоможе виявити тенденцію відповідей та проаналізувати наближення розв'язку ШНМ до істинного. Тому результати тестування нової структури 2000-100-50-42 з двома прихованими шарами показані на Рис. 3.

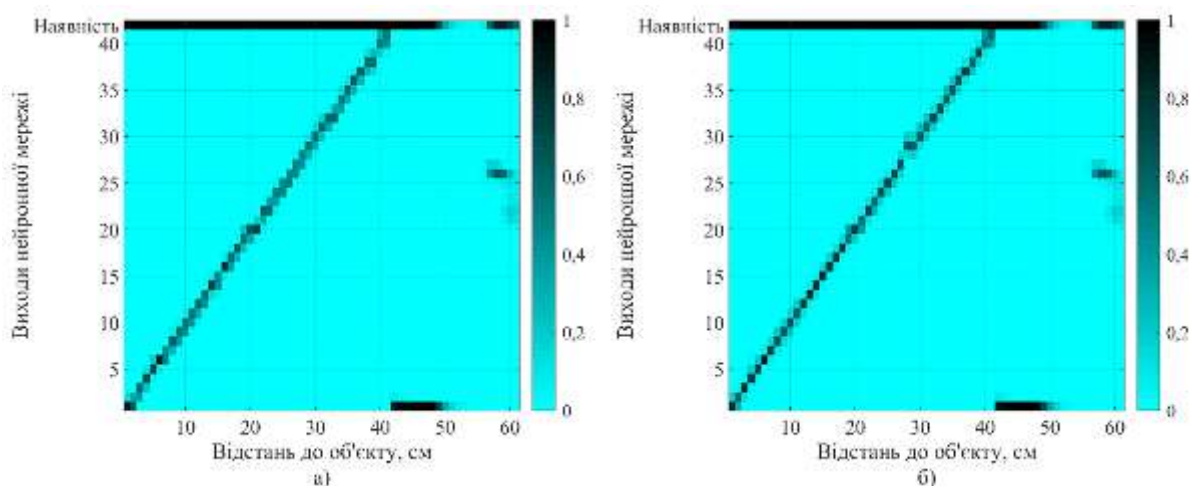


Рис. 3. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-100-50-42 для різних відстаней до циліндру для: а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

Крім цього, слід перевірити нейронну мережу на недонавчання, яке може спровокувати технологія Dropout. Важливо відслідкувати його вплив на результат при ускладненні структури ШНМ. Тому результати тренування першої та більш складної мережі із дома прихованими шарами без Dropout показані на Рис. 5 та Рис. 4 відповідно.

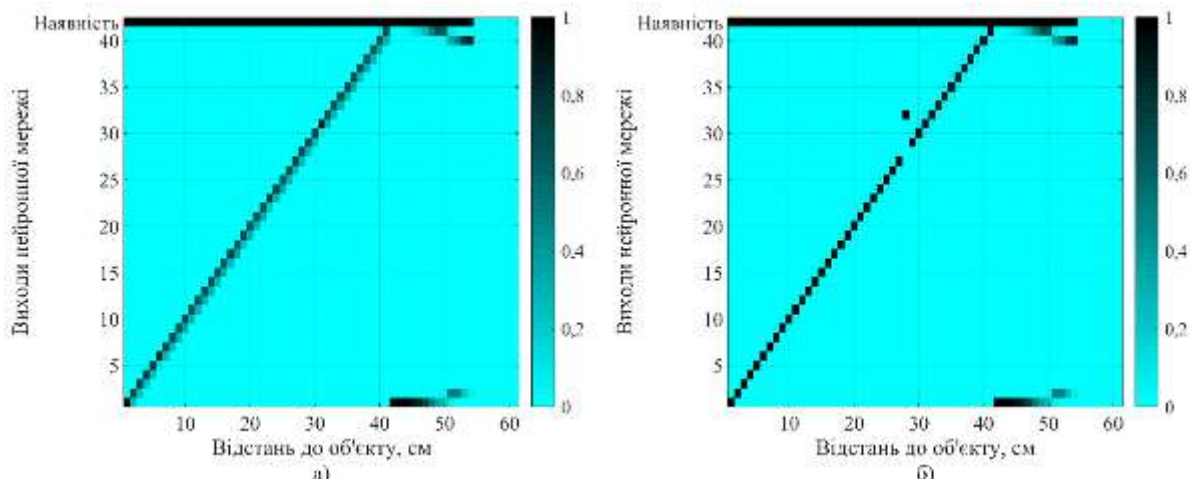


Рис. 4. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-100-50-42, що навчалась без застосування методу “Dropout” для різних відстаней до циліндру для: а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

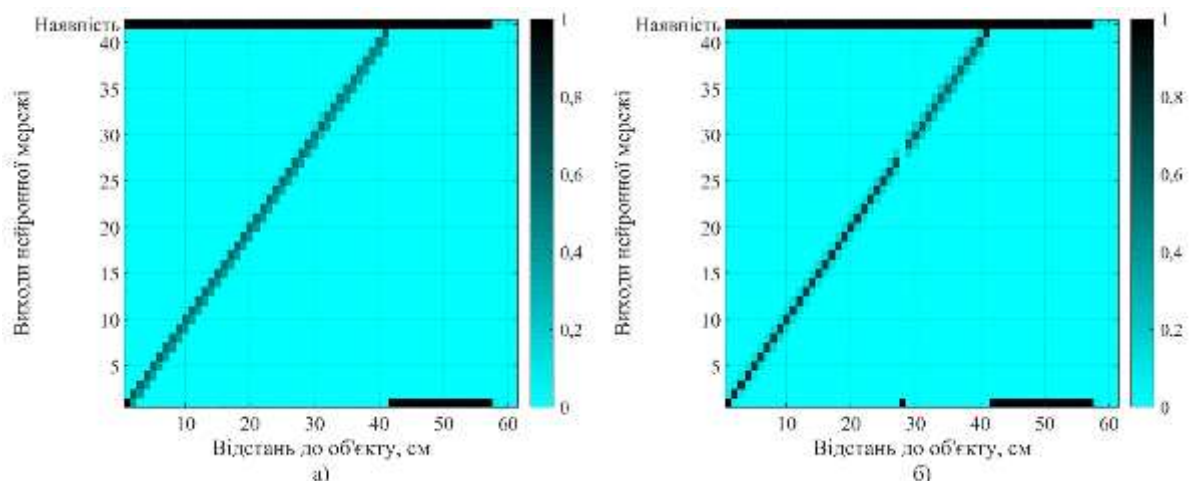


Рис. 5. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-100-42, що навчалась без застосування методу “Dropout” для різних відстаней до циліндру для: а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

Можна бачити, що поведінка ШНМ із двома прихованими шарами на тренуваних дистанціях (0-40 см) майже аналогічна простій ШНМ (див. Рис. 1 та Рис. 3), включаючи незручну точку для поперечного зсуву (30 см). Тренування мережі 2000-100-50-42 без Dropout (Рис. 4) призводить до більш сильного відхилення «проблемної» точки та гіршої апроксимації зсуву об'єкту на 4 мм на всіх дистанціях, ніж це зображено на Рис. 3. Також дослідження впливу методу Dropout для простої ШНМ показало те, що сигнал про наявність циліндра є неправильним для відстаней 42-57 см (див. Рис. 5), тоді як на Рис. 1 вони неправильні для відстаней 42-50 см. Крім того, реакція на «проблемну» точку 30 см на Рис. 5б є абсолютно неправильною, оскільки вихідний результат 0 см має максимальне значення, в той час як на Рис. 1 дана точка відхиляється на допустимі значення. Отже, слід зробити висновок, що використання Dropout не тільки не призводить до недонавчання, а й приносить переваги у роботі ШНМ.

Для запобігання помилковій реакції ШНМ для випадку розташування циліндра на відстані більше 40 см, глибока ШНМ конструкції 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. 6. Хоча тренування на великі відстані проводилося лише для 5 точок, положення об'єкта визначені чудово, за винятком "проблемної" точки 30 см для поперечного зсуву (див. Рис. 6б), де помилка не є суттєвою.

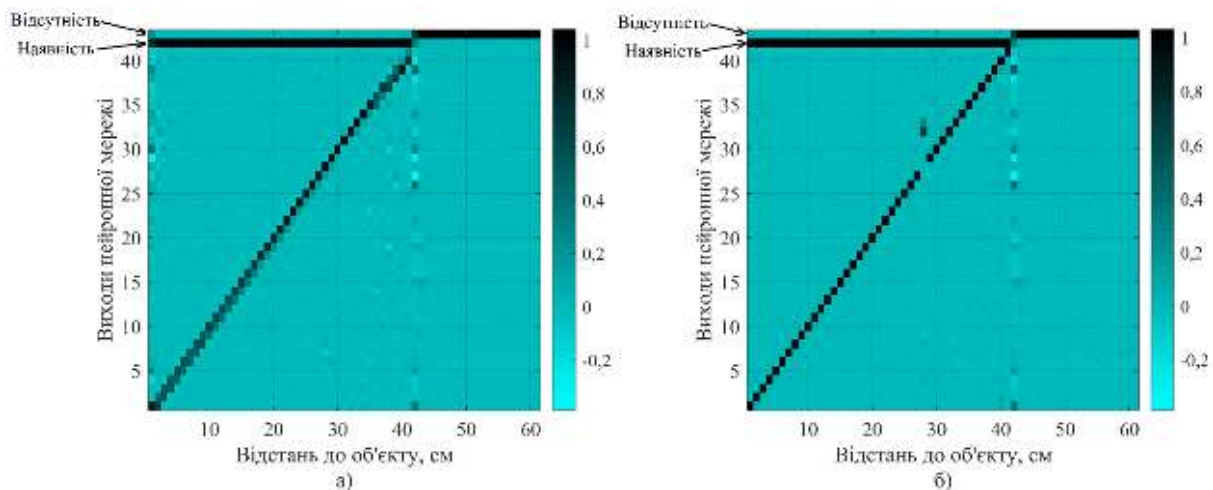


Рис 6. Вихідні сигнали ШНМ структури 2000-1000-200-100-43, що навчалась без шару SoftMax для різних відстаней до циліндру для: а) поздовжнього та б) поперечного зсуву на 4 мм.

Отже тепер, коли ми виявили найуспішнішу структуру для даної задачі, можемо перейти до порівняння результату розпізнавання із методом взаємної кореляції.

МЕТОД ВЗАЄМНОЇ КОРЕЛЯЦІЇ ТА ЙОГО ПОРІВНЯННЯ ІЗ ШНМ

Перш за все слід проілюструвати спотворення прийнятих сигналів за рахунок збільшення співвідношення сигнал-шум. Приклади вхідних залежностей амплітуди електромагнітної хвилі від часу для співвідношень сигнал-шум (SNR) 23,5 дБ, 11,6 дБ, 3,9 дБ, -6 дБ представлені на Рис. 7. Ці значення задовольняють типовий діапазон потужностей шуму, що зустрічається на практиці.

Далі, щоб проілюструвати вплив різних значень співвідношення сигнал-шум на визначення місцезнаходження моделі міни, побудуємо розподіли відповідей ШНМ для фіксованого місця розташування об'єкта (див. Рис. 8), де 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 ми будуємо розподіл результатів класифікації для статистичної оцінки впливу шуму. Із Рис. 8 видно, що, як і очікувалося, збільшення співвідношення сигнал-шум призводить до монотонного зростання дисперсії розподілу відповідей щодо положення об'єкту.

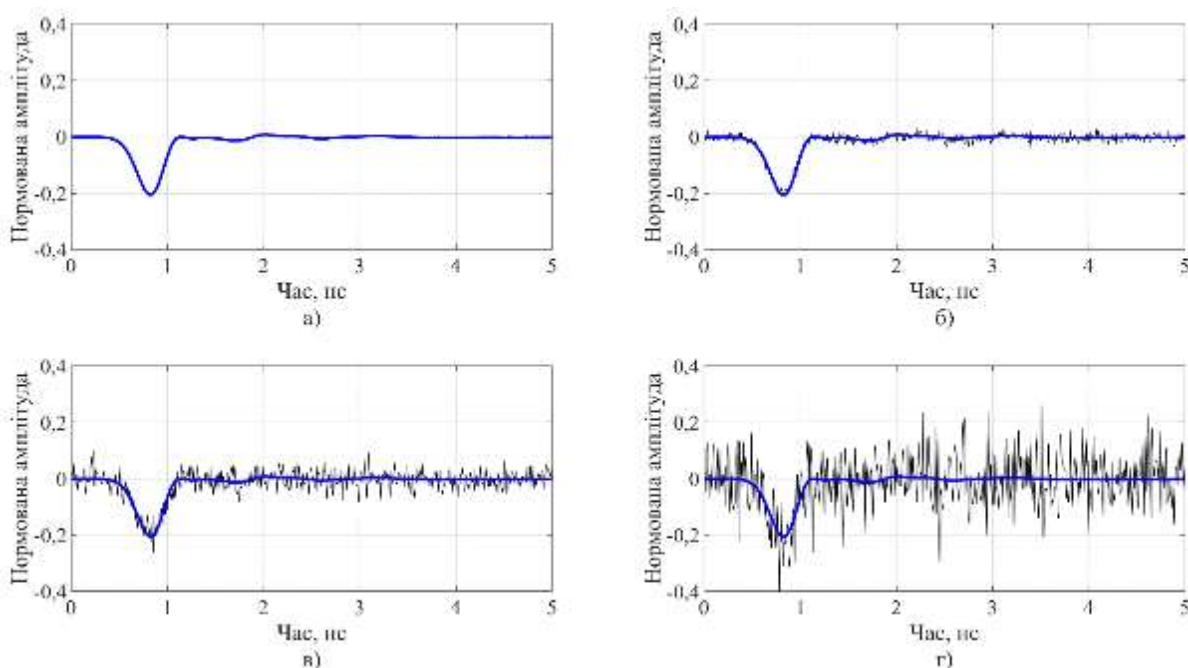


Рис. 7. Приклади вхідних сигналів для різних рівнів сигнал-шум: а) 23.5 дБ, б) 11.6 дБ, в) 3.9 дБ, г) -6 дБ.

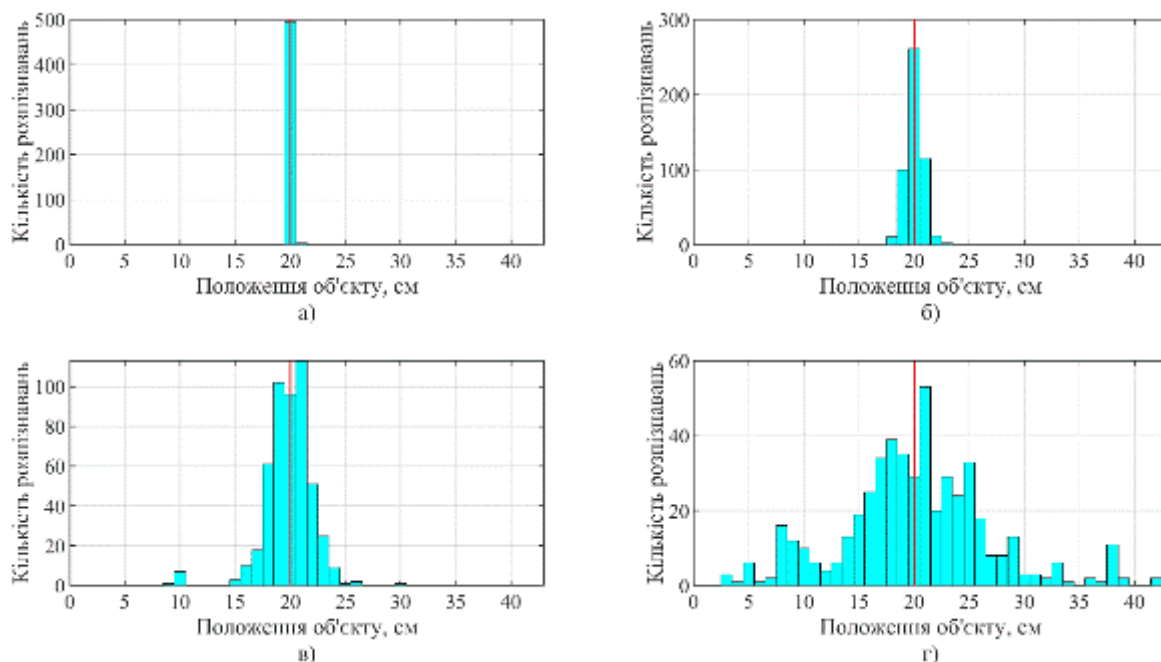


Рис. 8. Розподіли результату розпізнавання положення об'єкта ШНМ для різних рівнів сигнал-шум: а) 23.5 дБ, б) 11.6 дБ, в) 3.9 дБ, г) -6 дБ та постійного положення об'єкта 20 см.

Стабільність класифікації ШНМ може залежати від положення об'єкта. Це пов'язано з багатовимірною апроксимуючою властивістю ШНМ [14]. Для її перевірки на Рис. 9 побудовані розподіли для різних розташувань об'єктів за постійного рівню сигнал-шум 3,9 дБ.

Порівнюючи Рис. 9 з Рис. 8в, можна зробити висновок, що найбільш точне розпізнавання відбувається при центральному положенні об'єкта. Незважаючи на те, що крайнє розташування об'єкта на 42 см (Рис. 9в) має найбільше число правильних відповідей, результат не кращий, ніж на 20 см, через різкий максимум на 9 см.

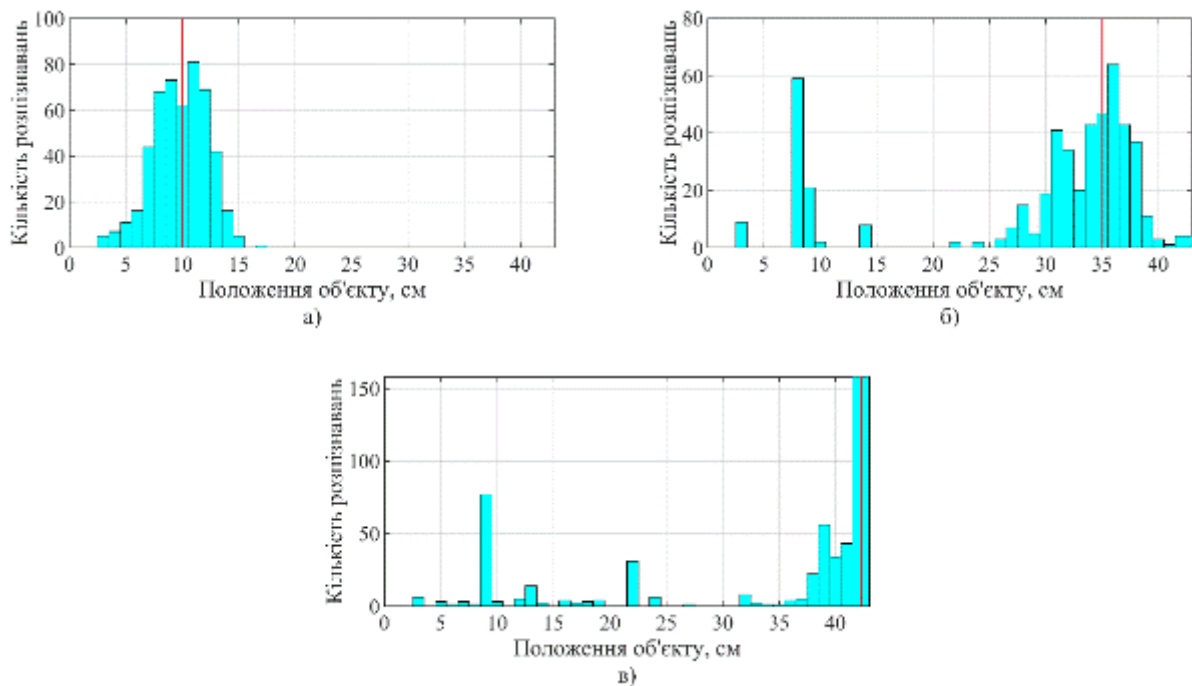


Рис. 9. Розподіли результату розпізнавання положення об'єкта ШНМ для різних відстаней від антени: а) 10 см, б) 35 см, в) 42 см та постійного рівня сигнал-шум 3.9 дБ.

Далі порівнюємо результати класифікації, проведеної за допомогою ШНМ, із методом взаємної кореляції. Функція взаємної кореляції [19]

$$B(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t - \tau)dt \quad (1)$$

дозволяє оцінити схожість ідеального зразка сигналу з реальним зашумленим імпульсом, де $f(t)$ – часова залежність досліджуваного сигналу, $g(t - \tau)$ часова форма зразкового сигналу із поступовим зміщенням від $f(t)$ із кроком τ .

Оскільки ми використовуємо дискретний вхідний сигнал, формулу (1) слід переписати з наступною нормалізацією:

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

де k є цілим числом, яке позначає взаємне зміщення у часі між реальним прийнятим сигналом та ідеальним зразком. Зміщення допомагає нам подолати проблему невизначеності часу приходу хвилі під час підповерхневого обстеження землі.

Максимальне значення функцій взаємної кореляції вказує на найбільшу подібність між цими сигналами. Щоб проілюструвати це, на Рис. 10 представлено 41 функцію взаємної кореляції для 41 положення об'єкта.

З Рис. 10 видно, що основний максимум усіх функцій дуже близький до одиниці, що можна пояснити подібністю всіх відповідей для різних місцезнаходжень об'єкта. Це відбувається через те, що хвиля, яка відбивається від об'єкта, несе дуже малу частину імпульсної енергії в порівнянні з відбитою від поверхні землі. Вирішальна різниця між функціями взаємної кореляції показана у збільшеному вигляді на тому ж Рис. 10, і єдине найбільше значення лише однієї функції взаємної кореляції вказує на номер відповіді для відповідного розташування об'єкта.

Розподіл положень об'єктів за методом взаємної кореляції для різних значень сигнал-шум зображений на Рис. 11, де червона лінія вказує на справжнє розташування об'єкта.

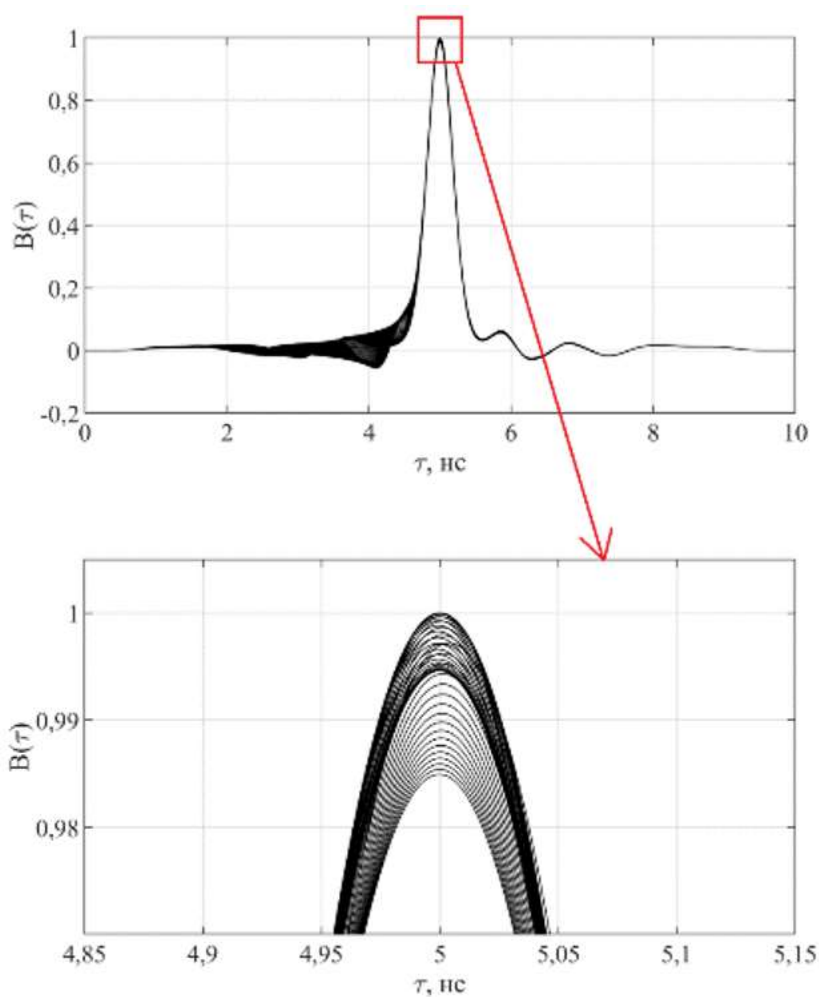


Рис. 10. Часові залежності функцій взаємної кореляції, що відповідають всім 41 можливим положенням об'єкта.

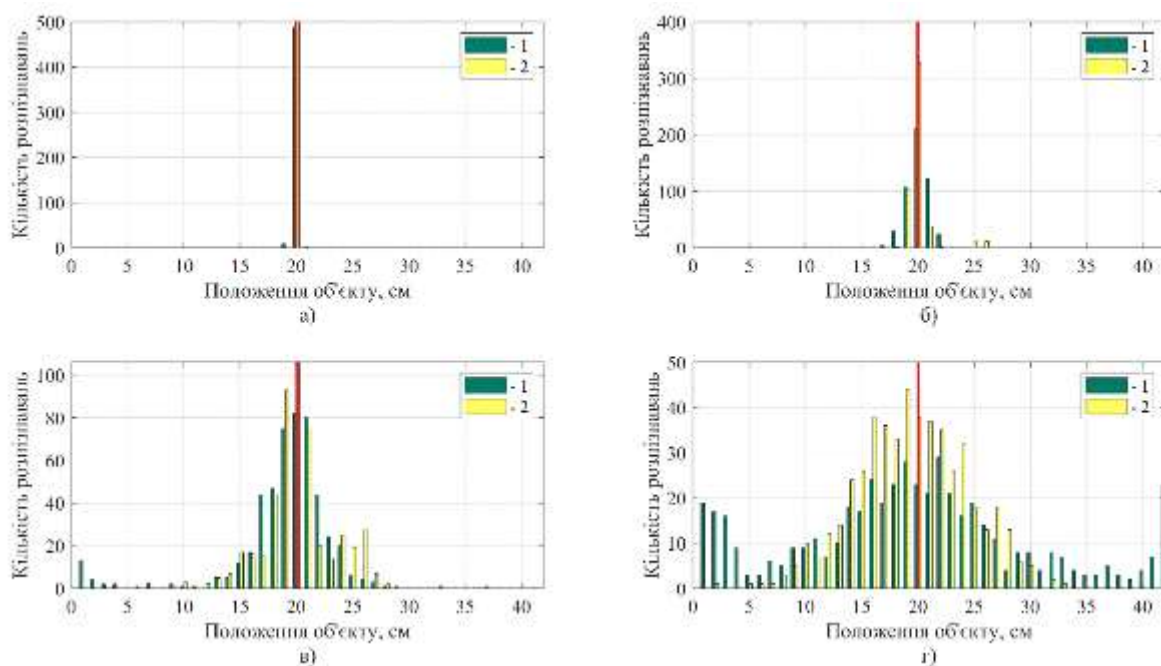


Рис. 11. Розподіли результату розпізнавання положення об'єкта ШНМ для різних рівнів сигнал-шум: а) 23.5 дБ, б) 11.6 дБ, в) 3.9 дБ, г) -6 дБ та постійного положення об'єкта 20 см, 1 – розпізнавання одним випромінювачем, 2 – розпізнавання чотирма випромінювачами.

Окрім розпізнавання за сигналами, отриманими від усіх чотирьох антен, на Рис. 11 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. 11а). 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. 11б), що краще, ніж результат ШНМ (Рис. 8б).

Подальше підвищення рівня сигнал-шум 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. Це продемонстровано на Рис. 12, де розподіли положень об'єкта для випадкових реалізацій адитивного білого шуму показані для постійного значення сигнал-шум 3,9 дБ та для різних позицій об'єкта.

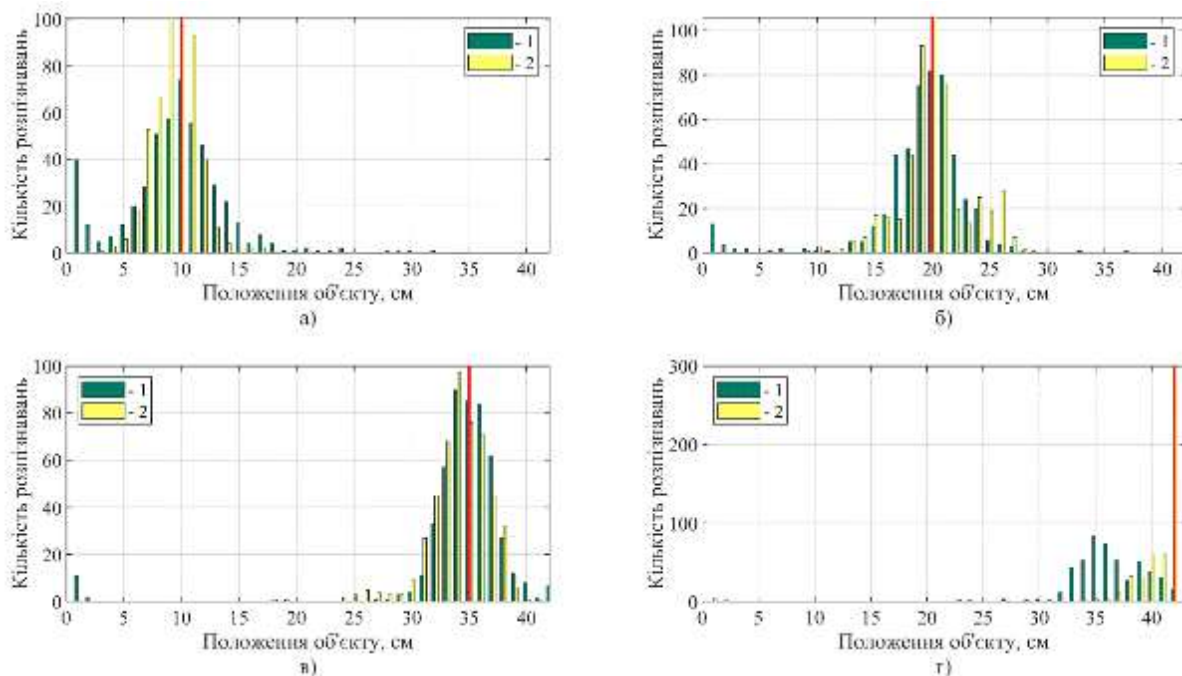


Рис. 12. Розподіли результату розпізнавання положення об'єкта ШНМ для різних позицій: а) 10 см, б) 20 см, в) 35 см, г) 42 см та постійного значення сигнал-шум 3,9дБ, 1 – розпізнавання одним випромінювачем, 2 – розпізнавання чотирма випромінювачами.

Система із чотирьох антен дає кращі результати класифікації методом взаємної кореляції, ніж вимірювання з однією антеною. Найпомітніша різниця між ними зображена на Рис. 12г для 42-го положення об'єкта. Цей пік помітно перевищує той самий результат розпізнавання ШНМ для тієї ж позиції (див. Рис. 9в). 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.

ВИСНОВКИ

Розпізнавання моделі міни, захованої в ґрунті, може бути ефективно здійснено за допомогою ШНМ різних структур. Застосування шару SoftMax робить відповіді ШНМ більш контрастними, але призводить до ледве помітних помилок. Застосування методу Dropout в цілому підвищило якість роботи ШНМ для цієї задачі. Екстраполяція для нетренованих випадків не підходить для всіх видів ШНМ. Найкращих результатів розпізнавання можна досягти за допомогою глибокої ШНМ з нелінійною функцією збудження та без шару SoftMax.

Порівняння методів ШНМ та взаємної кореляції за наявності білого шуму різного рівня показує, що немає достовірних переваг у кінцевих результатах розпізнавання позицій об'єкта для обох підходів. Метод взаємної кореляції не потребує синхронізації часу між випромінювачем та приймачем, на відміну від ШНМ, але вимагає значного часу розрахунку. Існує можливість покращити якість класифікації розташування об'єкта, поєднавши ці два підходи.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори повідомляють про відсутність конфлікту інтересів.

Authors' ORCID ID

О. М. Dumin  <http://orcid.org/0000-0001-5067-9689>
V. A. Plakhtii  <http://orcid.org/0000-0002-0442-2716>
О. А. Prishchenko  <http://orcid.org/0000-0001-7143-9545>
D. V. Shyrokora  <http://orcid.org/0000-0002-2784-4081>
G. P. Pochanin  <https://orcid.org/0000-0002-1977-2217>

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Taylor JD. Ultrawideband radar: applications and design. Boca Raton, CRC Press, New York, London; 2012.
2. Immoreev IJ. Main capabilities and features of ultra wideband (UWB) radars. Radio Physics and Radio Astronomy. 2002;7(4):339-344.
3. Daniels JD. Ground penetrating radar. 2nd ed. London: IEEE, 2004.
4. Harmuth H. Nonsinusoidal Waves for Radar and Radio Communications. Academic Press, New York; 1981.
5. Pochanin G, Masalov S, Pochanina I, Capineri L, Falorni P, Bechtel T. Modern Trends in Development and Application of the UWB Radar Systems. In Proc. 8th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 5-11 September 2016; Odessa, Ukraine; p. 7-11.
6. Pochanin GP, Ruban VP, Kholod PV, Shuba OA, Pochanina IYe, Batrakova AG, Urdzik SN, Batrakov DO, Golovin, DV. Advances in ground penetrating radars for road surveying. In Proc. 7th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 15-19 September 2014; Kharkiv, Ukraine; p. 13-18.
7. Sytnik O, Masalov S, Kholod P, Pochanin G, Ruban V. UWB Technology for Detecting Alive People behind Optically Opaque Obstacles. In Proc. 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS-2018); 4-7 September 2018; Odessa, Ukraine; p. 110-114.
8. Хайкин С, Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104с
9. Каллан Р, Основные концепции нейронных сетей, Пер. с англ. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2001.
10. Ширококоряд ДВ, Думин АН, Думина ОА, Катрич ВА Анализ импульсных полей, отраженных от слоистой среды с потерями, с помощью искусственной нейронной сети // Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка. – 2009. – Вип. 15. – №883. – С.35–40.
11. Shyrokora DV, Dumin AN, Dumina OA, Katrich VA. Analysis of Pulsed Fields Reflected from a Layered Lossy Medium Using Artificial Neural Network. Telecommunications and radio engineering. 2011; 70(10):873–881.
12. Drobakhin O, Doronin A. 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.
13. Shyrokora D, Dumin O, Dumina O, Katrich V. 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.
14. Shyrokora D, Dumin O, Dumina O, Katrich V, Chebotarev V. 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.
15. El-Bakry HM, Zhao Q. A modified frequency domain cross correlation implemented in MATLAB for fast sub-image detection using neural networks. In Proceedings 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks; 31 July-4 August 2005; Montreal, Que, Canada.
16. Думін ОМ, Плахтій ВА, Прищенко ОА, Ширококоряд ДВ Розпізнавання об'єктів під поверхню землі при надширококустовій радіоінтроскопії за допомогою штучних нейронних мереж. Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка. 2018;28:24-29.
17. Ogurtsova T, Ruban V, Pojedinchuk A, Pochanin O, Pochanin G, Capineri L, Falorni P, Borgioli G, Bechtel T, Crawford F. 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.
18. Думін ОМ, Плахтій ВА, Прищенко ОА, Ширококорд ДВ Метод дискретної томографії при обробці даних надширокосмугової підповерхневої радіолокації штучною нейронною мережею. Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Радіофізика та електроніка. 2018;29:17-26.
 19. Bracewell R. Pentagram Notation for Cross Correlation. The Fourier Transform and Its Applications, New York: McGraw-Hill, 1965. 46 p.

REFERENCES

1. Taylor JD. Ultrawideband radar: applications and design. Boca Raton, CRC Press, New York, London; 2012.
2. Immoreev IJ. Main capabilities and features of ultra wideband (UWB) radars. Radio Physics and Radio Astronomy. 2002;7(4):339-344.
3. Daniels JD. Ground penetrating radar. 2nd ed. London: IEEE, 2004.
4. Harmuth H. Nonsinusoidal Waves for Radar and Radio Communications. Academic Press, New York; 1981.
5. Pochanin G, Masalov S, Pochanina I, Capineri L, Falorni P, Bechtel T. Modern Trends in Development and Application of the UWB Radar Systems. In Proc. 8th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 5-11 September 2016; Odessa, Ukraine; p. 7-11.
6. Pochanin GP, Ruban VP, Kholod PV, Shuba OA, Pochanina IYe, Batrakova AG, Urdzik SN, Batrakov DO, Golovin, DV. Advances in ground penetrating radars for road surveying. In Proc. 7th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 15-19 September 2014; Kharkiv, Ukraine; p. 13-18.
7. Sytnik O, Masalov S, Kholod P, Pochanin G, Ruban V. UWB Technology for Detecting Alive People behind Optically Opaque Obstacles. In Proc. 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS–2018); 4-7 September 2018; Odessa, Ukraine; p. 110-114.
8. Haykin S, Neural networks: complete course, 2nd ed., Rev. : Translate from English. - M.: LLC "I.D. Williams ", 2006. -1104s
9. Callan R, Basic concepts of neural networks, Per. from English. - M.: LLC "I.D. Williams ", 2001.
10. Shirokorad DV, Dumin AN, Dumina OA, Katrich VA Analysis of impulse fields reflected from a layered medium with losses using an artificial neural network. Visnyk of V.N. Karazin Kharkiv National University, series “Radio Physics and Electronics”. 2009; 15(883):35–40.
11. Shirokorad DV, Dumin AN, Dumina OA, Katrich VA. Analysis of Pulsed Fields Reflected from a Layered Lossy Medium Using Artificial Neural Network. Telecommunications and radio engineering. 2011; 70(10):873–881.
12. Drobakhin O, Doronin A. 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.
13. Shyrokorad D, Dumin O, Dumina O, Katrich V. 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.
14. Shyrokorad D, Dumin O, Dumina O, Katrich V, Chebotarev V. 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.
15. El-Bakry HM, Zhao Q. A modified frequency domain cross correlation implemented in MATLAB for fast sub-image detection using neural networks. In Proceedings 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks; 31 July-4 August 2005; Montreal, Que, Canada.
16. Dumin OM, Plajtij VA, Prishhenko OA, Shirokorad DV. Determination of objects from the surface of the earth with over-wide-area radio-introsopy behind the addition of piece neuronal fences. Visnyk of V.N. Karazin Kharkiv National University, series “Radio Physics and Electronics”. 2018; 28:24-29.
17. Ogurtsova T, Ruban V, Pojedinchuk A, Pochanin O, Pochanin G, Capineri L, Falorni P, Borgioli G, Bechtel T, Crawford F. 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.
18. Dumin OM, Plajtij VA, Prishhenko OA, Shirokorad DV. 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. Visnyk of V.N. Karazin Kharkiv National University, series “Radio Physics and Electronics”. 2018;29:17-26.
19. Bracewell R. Pentagram Notation for Cross Correlation. The Fourier Transform and Its Applications, New York: McGraw-Hill, 1965. 46 p.