

Оригінальна стаття

<https://doi.org/10.26565/2311-0872-2019-31-03>

УДК 537.86

ВПЛИВ ЗМЕНШЕННЯ ШУМУ ВХІДНОГО СИГНАЛУ НА КЛАСИФІКАЦІЮ МІСЦЕЗНАХОДЖЕННЯ ОБ'ЄКТУ ШТУЧНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ ПРИ НАДШИРОКОСМУГОВІЙ РАДІОІНТРОСКОПІЇ

О. М. Думін¹, В. А. Плахтій¹, О. А. Прищенко¹, Д. В. Широкопад²,
Я. С. Вольвач³

¹Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна, 61022, м. Харків, м. Свободи, 4
E-mail: dumin@karazin.ua

²Запорізький національний технічний університет, 69063, м. Запоріжжя, вул. Жуковського, 64
E-mail: hoveringphoenix@gmail.com

³Material Science & Engineering Department, University of California, San Diego (UCSD), 9500
Gilman Drive, La Jolla, CA 92093-0418, USA

Надійшла до редакції 11 жовтня 2019 р.

Актуальність. Широке використання імпульсного надширокопasmового підповерхневого зондування для низки практичних застосувань в археології, будівництві та в гуманітарному розмінванні стримується наявністю шумів і завад високого рівня в прийнятному відбитому полі. Часто це робить класифікацію об'єктів під поверхнею землі практично неможливим вже на невеликих глибинах та віддаленнях від приймальної та передавальної антени. Окрім використання спеціальних конструкцій антенних систем для покращення результату розпізнавання, викликає інтерес застосування сучасних методів цифрової фільтрації сигналів.

Мета роботи. Дослідити вплив знешумлення вхідних сигналів на якість розпізнавання штучною нейронною мережею підповерхневих об'єктів та їхніх координат для моделі адитивного гаусового шуму різного рівня.

Матеріали та методи. В даній роботі була перевірена ідея покращити стабільність розпізнавання прихованих об'єктів в умовах присутності сторонніх шумів шляхом попередньої обробки вхідних сигналів новітніми популярними методами шумоподавлення, такими як метод гусениці та вейвлет-перетворення. Для виключення випадковості результату відповіді нейронної мережі для кожної реалізації адитивного шуму заданого рівня була проведена достатня кількість спроб для кожного із методів та наведена статистика, яка ілюструє ефективність кожного з підходів. Для перевірки гіпотези про ефективність знешумлення вхідних сигналів проводиться числове моделювання електродинамічної структури, яка є моделлю реальної підстилаючої поверхні з об'єктом, методом кінцевих різниць у часовому просторі (FDTD). На отриманих ідеальних часових залежностях амплітуди відбитого поля тренується штучна нейронна мережа на правильне розпізнавання положення об'єкта, яку в подальшому перевіряють на тих же вхідних сигналах, до яких доданий шум певного рівня. Похибки у розпізнаванні в останньому випадку порівнюють із аналогічними похибками у випадку, коли до зашумлених вхідних сигналів застосовують популярні сучасні процедури знешумлення.

Результати. Продемонстровано, що штучна нейронна мережа має гарні апроксимуючі властивості, здатні ефективно протистояти шумам у вхідних сигналах. Показано, що для всіх рівнів шуму статистично метод гусениці погіршує якість розпізнавання об'єктів. Метод фільтрації на основі вейвлет-перетворення статистично незначним чином покращує класифікацію об'єктів ніж за відсутності знешумлення, але цей результат не відрізняється стабільністю.

Висновки. Для ефективного застосування методів фільтрації шумів у прийнятих сигналах імпульсного радара, необхідно мати попередні знання про характер шумів або особливості корисного сигналу. Імплементация методів знешумлення без використання цих знань не може покращити якість розпізнавання підповерхневих об'єктів.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: підповерхневий радар, штучна нейронна мережа, імпульсна електромагнітна хвиля, класифікація об'єктів, вейвлет-перетворення, метод гусениці.

INFLUENCE OF DENOISING OF INPUT SIGNAL ON CLASSIFICATION OF OBJECT LOCATION BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN ULTRAWIDEBAND RADIOINTROSCOPY

¹O.M. Dumin, ¹V. A. Plakhtii, ¹O. A. Prishchenko, ²D. V. Shyrokorad, ³I. S. Volvach

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

²Zaporizhia National Technical University, 64, Zhukovskoho St, Zaporizhzhia, 69061, Ukraine

³Material Science & Engineering Department, University of California, San Diego (UCSD), 9500
Gilman Drive,
La Jolla, CA 92093-0418, USA

Background: A wide usage of impulse ultrawideband subsurface radars for a number of practical approaches in archeology, construction and humanitarian demining is holding back because of presence of noises and clutters of high level in the reflected field. It often makes the object classification practically unreal for at not big depths and distances from receiving and transmitting antennas. Besides of using special antenna system designs to improve recognition results, it is interesting to apply modern digital signal filtering techniques.

Objectives: To investigate the influence of denoising on the quality of artificial neural network recognition of subsurface objects and their coordinates for a model of additive gaussian noise of a different noise level.

Materials and methods: In this paper the idea of improving the stability of recognition of hidden objects in the presence of outside noise by previous processing of input signals with the latest popular noise reduction methods, such as the caterpillar method and wavelet transform method is verified. To eliminate the randomness of the result of the neural network response for each realization of the additive noise of a given level, a sufficient number of attempts are calculated for each of the methods, and statistics are provided to illustrate the effectiveness of each of the approaches. To check the hypothesis of the efficiency of input signal denoising the numerical simulation of the model of a real ground surface with subsurface object is carried out by means of Finite Difference Time Domain method (FDTD). The artificial neural network is trained on the obtained ideal time dependences of the amplitudes of the reflected field to correctly recognize the position of the object. The training is subsequently checked on the same input signals with additional noise of a certain level. Recognition errors in the last case are compared with similar errors when popular noise reduction procedures are applied to noisy input signals.

Results: It is demonstrated that artificial neural networks have good approximating properties capable to effectively resist the noises in the input signals. It is shown that for all noise levels, the caterpillar method statistically degrades the quality of an object recognition. The wavelet-transform method statistically improves slightly the classification of objects than for absence of denoising, but this result is not stable.

Conclusion: For effective application of methods of noise filtration in received signals of impulse radar it is necessary to have previous knowledge about noise character or peculiarities of useful signal. Implementation of denoising techniques without the use of this knowledge cannot improve the recognition quality of surface objects.

KEY WORDS: subsurface radar, artificial neural network, impulse electromagnetic wave, object classification, wavelet-transform, caterpillar method.

ВЛИЯНИЕ УМЕНЬШЕНИЯ ШУМА ВХОДНОГО СИГНАЛА НА КЛАССИФИКАЦИЮ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ ОБЪЕКТА ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ ПРИ СВЕРХШИРОКОПОЛОСНОЙ РАДИОНТРОСКОПИИ

А. Н. Думин¹, В. А. Плахтій¹, А. А. Прищенко¹, Д. В. Широкопад², Я. С. Вольвач³

¹ Харьковський національний університет імені В.Н. Каразіна, 61022, г. Харків, пл. Свободи, 4

² Запорізький національний технічний університет, 69063, г. Запоріжжє, ул. Жуковського, 64

³ Material Science & Engineering Department, University of California, San Diego (UCSD), 9500 Gilman Drive,

La Jolla, CA 92093-0418, USA

Актуальность. Широкое использование импульсного сверхширокополосного подповерхностного зондирования для ряда практических применений в археологии, строительстве и в гуманитарном разминировании сдерживается наличием шумов и помех высокого уровня в принятом отраженном поле. Часто это делает классификацию объектов под землей практически невозможной уже на небольших глубинах и расстояниях от приемной и передающей антенны. Кроме использования специальных конструкций антенных систем для улучшения результата распознавания, вызывает интерес применение современных методов цифровой фильтрации сигналов.

Цель работы. Исследовать влияние шумоподавления входных сигналов на качество распознавания искусственной нейронной сетью подповерхностных объектов и их координат для модели аддитивного гауссова шума различного уровня.

Материалы и методы. В данной работе была проверена идея улучшения стабильности распознавания скрытых объектов в условиях присутствия посторонних шумов путем предварительной обработки входных сигналов новейшими популярными методами шумоподавления, такими как метод гусеницы и вейвлет-преобразования. Для исключения случайности результаты ответы нейронной сети для каждой реализации аддитивного шума заданного уровня было посчитано достаточное количество попыток для каждого из методов и приведена статистика, иллюстрирующая эффективность каждого из подходов. Для проверки гипотезы об эффективности шумоподавления входных сигналов проводится численное моделирование электродинамической структуры, которая является моделью реальной подстилающей поверхностью с объектом, методом конечных разностей во временной области (FDTD). На полученных идеальных временных зависимостях амплитуды отраженного поля тренируется искусственная нейронная сеть на правильное распознавание положения объекта, которую в дальнейшем проверяют на тех же входных сигналах, к которым добавлен шум определенного уровня. Погрешности в распознавании в последнем случае сравнивают с аналогичными погрешностями в случае, когда в зашумленных входных сигналах применяют популярные современные процедуры шумоподавления.

Результаты. Продемонстрировано, что искусственная нейронная сеть имеет хорошие аппроксимирующие свойства, способные эффективно противостоять шумам во входных сигналах. Показано, что для всех уровней шума статистически метод гусеницы ухудшает качество распознавания объектов. Метод фильтрации на

основе вейвлет-преобразования статистически незначительно улучшает классификацию объектов по сравнению со случаем шумоподавления, но этот результат не отличается стабильностью.

Выводы. Для эффективного применения методов фильтрации шумов в принятых сигналах импульсного радара, необходимо иметь предварительные знания о характере шумов или особенностях полезного сигнала. Применение методов шумоподавления без использования этих знаний не может улучшить качество распознавания подповерхностных объектов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: подповерхностный радар, искусственная нейронная сеть, импульсная электромагнитная волна, классификация объектов, вейвлет-преобразования, метод гусеницы.

ВСТУП

Основа для отримання інформації про об'єкт при підповерхневій імпульсній радіолокації [1] є формування надкороткого електромагнітного імпульсу без несучої частоти для досягнення високої точності виявлення положення об'єкта та гарного проникнення в середовище із втратами через потужну низькочастотну складову хвилі [2]. Цей вид обстеження є унікальним, оскільки дозволяє виявити низькоконтрастні неметалічні підземні об'єкти невеликого розміру, включаючи різні види мін [3], проводити дистанційне зондування стану доріг тощо.

Навіть у найпростішому випадку точкового підземного розсіювача, отримане електромагнітне поле вздовж траси зондування утворює гіперболічну форму максимумів поля, що містить інформацію про різні параметри об'єкта, такі як його розміри, глибина залягання, електричні характеристики ґрунту, значення яких можна відновити складними процедурами [4], які повинні враховувати максимальну кількість інформації, включаючи реакцію об'єкта на опромінення хвилями різних поляризацій [5]. Це дуже важливо через наявність шумів у прийнятих сигналах та впливу різних неоднорідностей ґрунту та завад, особливо для проблеми виявлення мін [6]. Існують різні підходи до відновлення інформації із відбитих імпульсів, що генеруються цими завадами та перекриваються, такі як метод деконволюції [7] та інші.

Дуже важко відстежувати та виявляти об'єкти в реальних радарограмах через великі значення шуму та перешкод, тому для імітації форм прийнятого сигналу використовуються числові методи моделювання електромагнітних процесів. Одним з найпопулярніших підходів для цього є метод FDTD [8]. Він дозволяє отримувати зразки часових форм відбитого поля, отримані від досліджуваного об'єкта, і тренувати штучну нейронну мережу (ШНМ) для його автоматичного розпізнавання у складних випадках різних ґрунтів, різних форм, електричних параметрів та глибин прихованих об'єктів [9]. Крім того, він створює базис для отримання необхідної інформації про розташування підповерхневих об'єктів методом інверсії хвилі [10]. Окрім інших аналітичних підходів, ШНМ демонструють гарні можливості виявлення несправностей в підземних кабельних мережах [11]. Вони використовуються для аналізу зображень, як у нашому конкретному випадку дослідження параметрів відбитої хвилі гіперболічної форми у просторі для автоматичного розпізнавання об'єкта [12].

Хоча ШНМ показує хорошу стійкість до помилок вимірювання та шумів [13], цікаво застосовувати методи покращення вхідних сигналів за допомогою вейвлет-перетворення [14]. Цей підхід є ефективним для пошуку наземних мін у разі впливу перешкод та перекриття імпульсів в точці прийому [15]. Тому метою цієї роботи є дослідження впливу зменшення рівня шуму у вхідних сигналах на якість розпізнавання ШНМ для випадку моделі білого шуму, доданого до прийнятого сигналу, але без часозатратного і складного методу оцінки максимальної правдоподібності [16].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Досліджуваным об'єктом є підземна міна, яка моделюється ідеально провідним циліндром з радіусом 5,5 см та висотою 5,3 см, прихованим на глибині 3 см у середовищі з електричними характеристиками типового ґрунту, а саме, діелектричною проникністю $\epsilon = 9$ та провідністю $\sigma = 0,005$ См / м. Структура опромінюється плоскою електромагнітною хвилею з часовою залежністю у вигляді гаусового імпульсу тривалістю 0,6 нс, як у [17]. Відбита хвиля приймається системою з двох пар антен, як це представлено в роботі [18], щоб врахувати дві поляризації відбитої хвилі, отримуючи більше інформації, як це також рекомендується в роботі [5]. Усі чотири антени формують вхідні дані для визначення положення об'єкта.

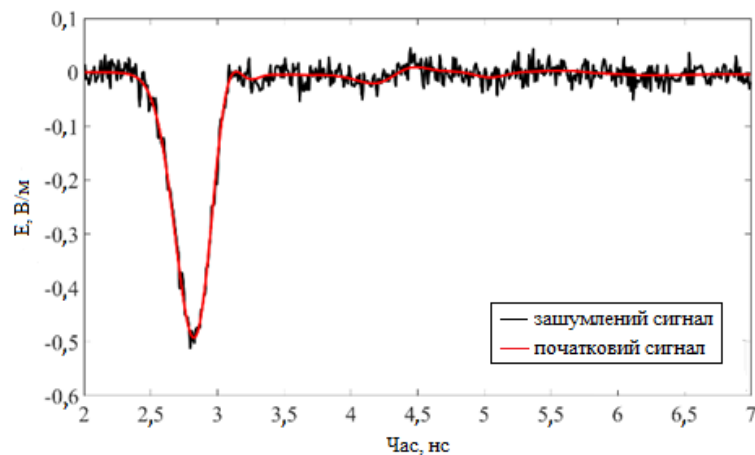
Вибране положення приймальних антен призначене для автоматичного відкидання неінформативної частини відбитої хвилі, як це реалізовано в [19]. Попередня обробка чотирьох сигналів не проводиться через гіпотезу, що ШНМ винайде оптимальний аналіз даних для отримання необхідної інформації під час її навчання [20]. Отже, чотири сигнали були дискретизовані у часі [21] та об'єднані як один масив вхідних даних. Попередні дослідження цієї задачі показують хорошу чутливість підходу до класифікації електромагнітних та геометричних параметрів опроміненого об'єкта [22]. Повноз'єднана структура ШНМ була обрана через те, що для подібного класу задач не було помічено серйозного впливу структури на результати розпізнавання [23]. Розв'язання задачі має бути складнішим порівняно з [24] через використання чотирьох сигналів та меншу енергію відбитого поля тривимірним досліджуваным

об'єктом, в той час як двовимірний об'єкт був успішно розпізнаний у попередніх роботах, наприклад у [24].

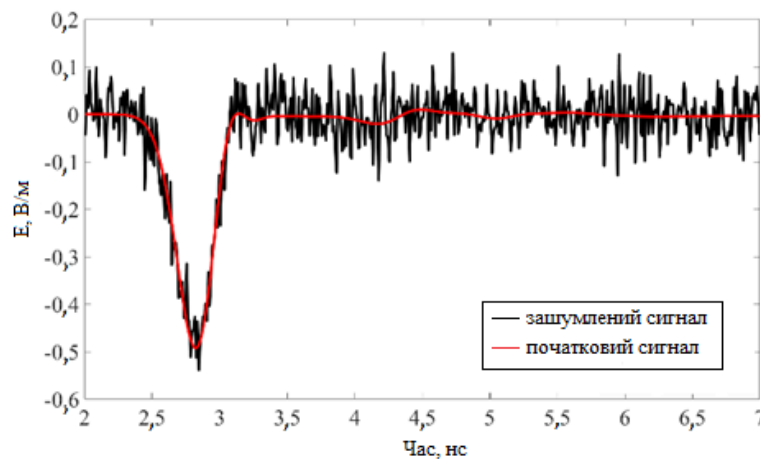
РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ТА ЧИСЛОВЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Проведемо дослідження впливу шуму на розпізнавання підповерхневих об'єктів раніше створеними ШНМ та шляхів вдосконалення його класифікації. На Рис. 1 представлені приклади вхідних сигналів ШНМ з додаванням білого шуму, які приймає наша антенна система [18] для різних значень співвідношення сигнал-шум (ССШ), а саме: 11,6 та 3,9 дБ. Проблема класифікації вирішується ШНМ структури 2000-1000-200-43 з гіперболічним тангенсом як функцією активації. Вона показує найкращий результат для розпізнавання порівняно з іншими функціями. Дані у вхідному шарі (2000 елементів) – це значення прийнятих сигналів у різні моменти часу (500 часових точок), які отримані чотирма антенами. Два виходи з 43 використовуються як індикатори присутності об'єкта в найближчій зоні на відстані менше 40 см від центру антенної системи та понад 40 см. Наступні виходи (41) вказують на відстань до об'єкта в межах 0-40 см відповідно, з кроком 1 см, як це проілюстровано на Рис. 2.а. Ми будемо ігнорувати дані перших двох виходів для простоти, зосереджуючи свою увагу на розпізнаванні відстані.

Для тренування ШНМ були використані ідеальні сигнали, обчислені тривимірним методом FDTD для 41 положення металевого циліндра із згаданим вище кроком 1 см. Як було сказано, ми керуємось ідеєю, що ШНМ під час навчання винайде власний метод обробки даних для набуття необхідних властивостей сигналу в дискретному вигляді [21]. Крім того, для тренування всіх 41 нульових виходів у разі розташування об'єкта поза 40 см, використані дані для 6 положень об'єкта з кроком 5 см, які також були розраховані методом FDTD. Оскільки використовується модель збудження плоскої хвилі, застосування методу тривимірного моделювання потребує великої кількості оперативної пам'яті та часу обчислення для врахування впливу найвіддаленіших точок геометрії задачі для найбільших проміжків часу спостереження для всіх чотирьох приймальних антени [18].



а)



б)

Рис. 1. Приклади зашумлених сигналів, відбитих від моделі ґрунту з металевим об'єктом для а) ССШ = 11,6 дБ, б) ССШ = 3,9 дБ.

Гіпотеза про можливість класифікації зашумленого сигналу ґрунтується на гарних апроксимаційних властивостях правильно навченої ШНМ [13]. В якості тестових методів знешумлення використаємо, популярні в наш час, такі ефективні методи як вейвлет-перетворення та метод гусениці. Вейвлетами називаються ортогональні функції, що отримуються розтягуванням і двійковим перенесенням. Вони утворюють базис, за яким можна розкласти сигнал по компонентах та знешумити його, відкинувши деякі з них. Метод гусениці, що є різновидом методу головних компонентів, полягає у створенні і аналізі матриці, кожен рядок якої є один і той же часовий сигнал, здвигнутий на одну точку. Таке представлення дає змогу математично знаходити періодичні частини у сигналі, коли періодичність довільна, і знаходити складові в порядку зменшення їхнього енергетичного внеску. Знаходження і виключення з цих складових шумових дозволяє проводити знешумлення. Вихідні сигнали ШНМ в залежності від рівня шуму вхідних сигналів представлені на Рис. 2 для ідеального сигналу (Рис. 2а) та зашумленого сигналу із ССШ = 11,6 дБ без фільтрації шуму (Рис. 2б) і з фільтрацією за допомогою вейвлет-перетворення (Рис. 2в) та методу гусениці (Рис. 2г). Видно, що гаусовий шум такого рівня (див. Рис. 1а) помітно зменшує точність визначення розташування. Видно, що зниження рівня шуму покращує класифікацію ШНМ, але це не добре простежується на Рис. 2в та Рис. 2г.

Для оцінки ефективності методів знешумлення пропонується обчислити середньоквадратичні відхилення максимумів вихідних сигналів всіх положень об'єкту для цих трьох випадків зашумленого сигналу (Рис. 2б-г) у порівнянні з результатами ідеального тренувального випадку (Рис. 2а). На Рис. 3 представлені модулі відхилень від правильного положення об'єкта для вхідних сигналів із гаусовим шумом на рівні 11,6 дБ без обробки та із фільтрацією за допомогою цих двох методів. Для цього випадку моделювання гаусового шуму можна зробити висновок, що якість класифікації не покращується після знешумлення цими двома методами, причому метод гусениці дає гірший результат, ніж вейвлет-перетворення. Дійсно, результати, що зображені на Рис. 3, можуть серйозно змінюватись залежно від випадкової реалізації гаусових шумів. Отже, немає визначеної і стабільної переваги одного з методів у порівнянні з іншим. Крім того, іноді знешумлення призводить до гіршого розпізнавання, як це представлено на Рис. 3.

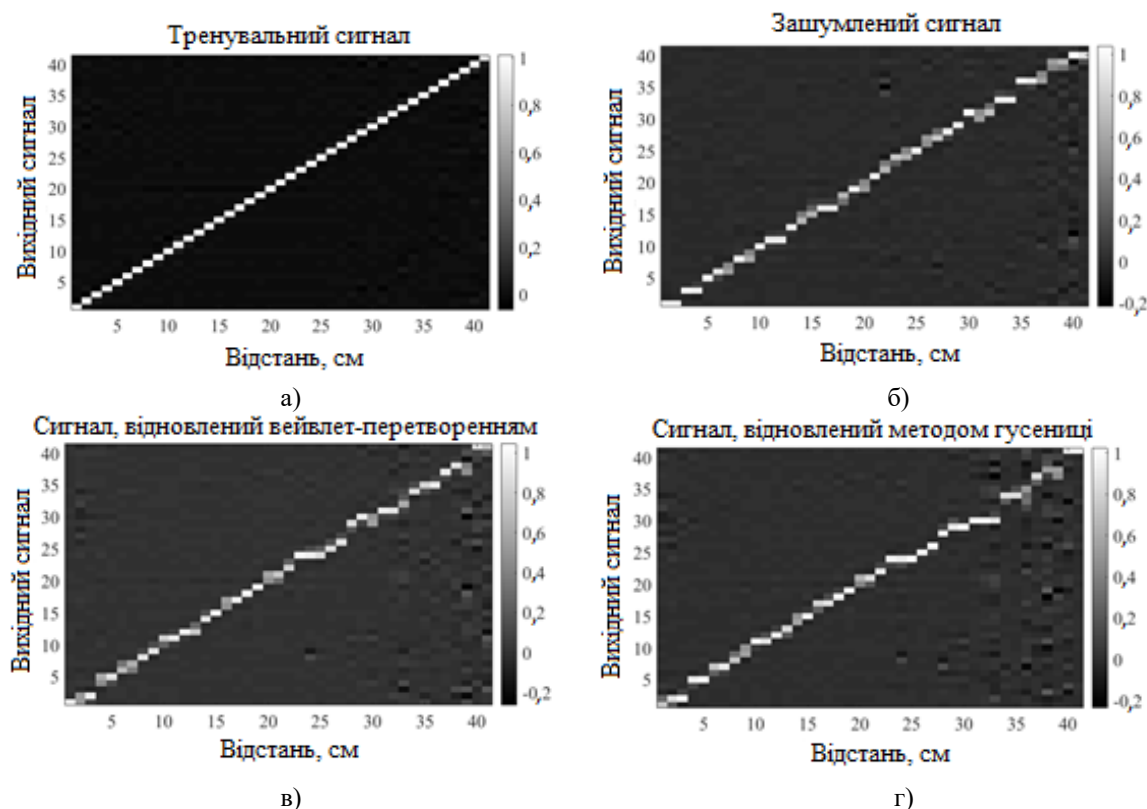


Рис. 2. Вихідні сигнали ШНМ в залежності від відстані до металевого об'єкту, відбите поле від якого аналізується ШНМ, для випадків вхідного сигналу а) без шуму (тренувальна вибірка), б) з ССШ= 11,6 дБ, в) з ССШ= 11,6 дБ після знешумлення вейвлет-перетворенням, г) з ССШ= 11,6 дБ після знешумлення методом гусениці.

Для отримання статистично більш достовірної картини впливу знешумлення на якість класифікації ШНМ було змодельовано 1000 наборів гаусового шуму для п'яти значень ССШ. Отже, результати, що представлені на Рис. 3, були повторені 1000 разів і усереднені для кожної з 41 відстані. Середньоквадратичні відхилення від правильних відповідей ШНМ для ССШ = 23,5; 17,5; 11,6; 6,4; 3,9 дБ зображені на Рис. 4. Видно, що статистично вейвлет-перетворення дає кращі результати знешумлення для всіх значень ССШ порівняно з початковим зашумленим сигналом, але його перевага не є стабільною та вражаючою. Поганий вплив фільтрації методом гусениці можна пояснити самим принципом його роботи: обранням і збереженням ним компонентів сигналу з більшою енергією та відкиданням низькоенергетичних частин, в той час як основна інформація про прихований об'єкт міститься в низькоенергетичних складових сигналу через те, що основна енергія сигналу є відбита від поверхні землі, але вона не несе інформації про прихований об'єкт.

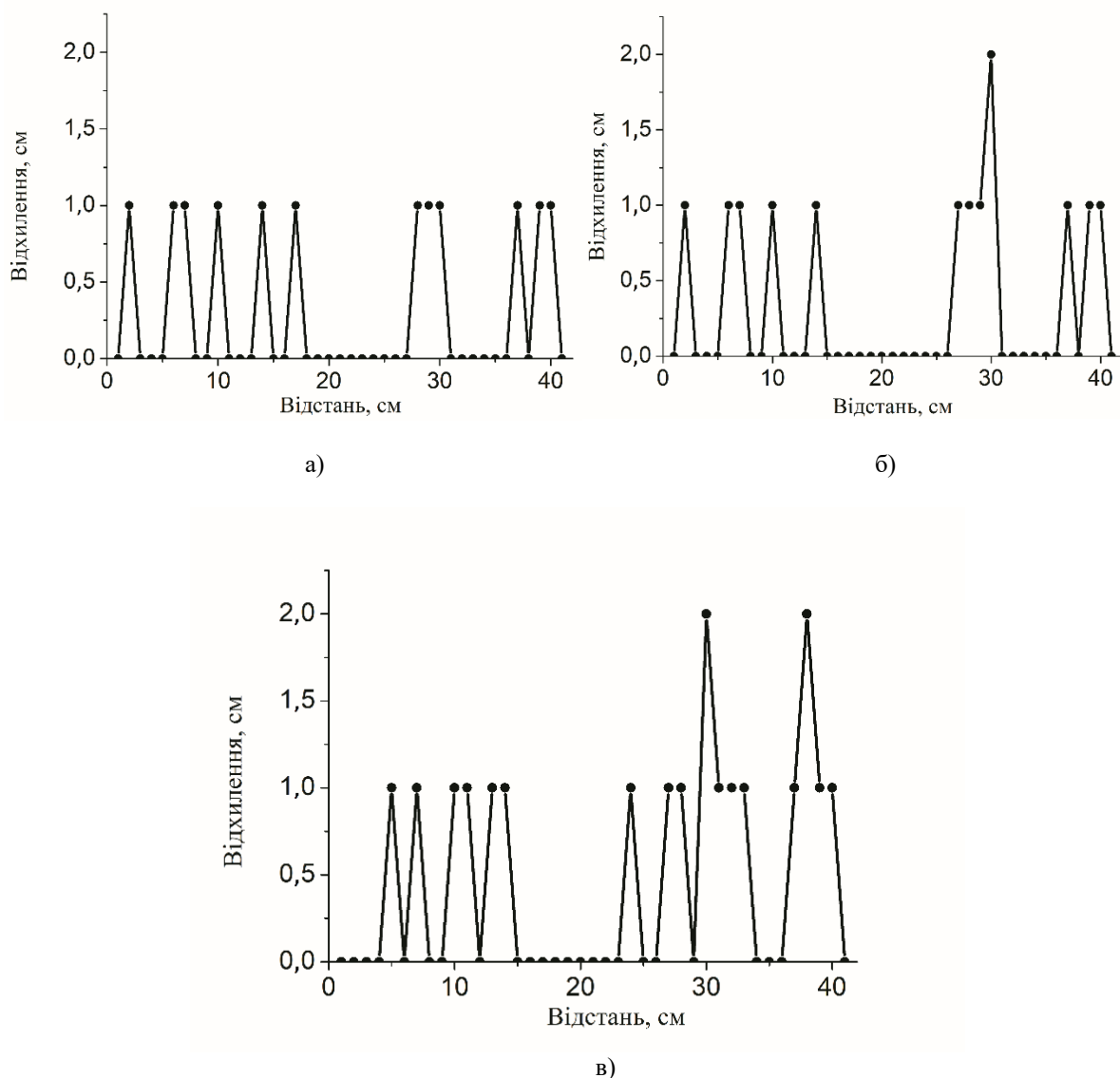


Рис. 3. Середньоквадратичні відхилення від правильних значень вихідних сигналів ШНМ в залежності від відстані до металевого об'єкту для зашумлених гаусовим шумом (ССШ= 11,6 дБ) вхідних сигналів а) без знешумлення, б) зі знешумленням вейвлет-перетворенням, в) зі знешумленням методом гусениці.

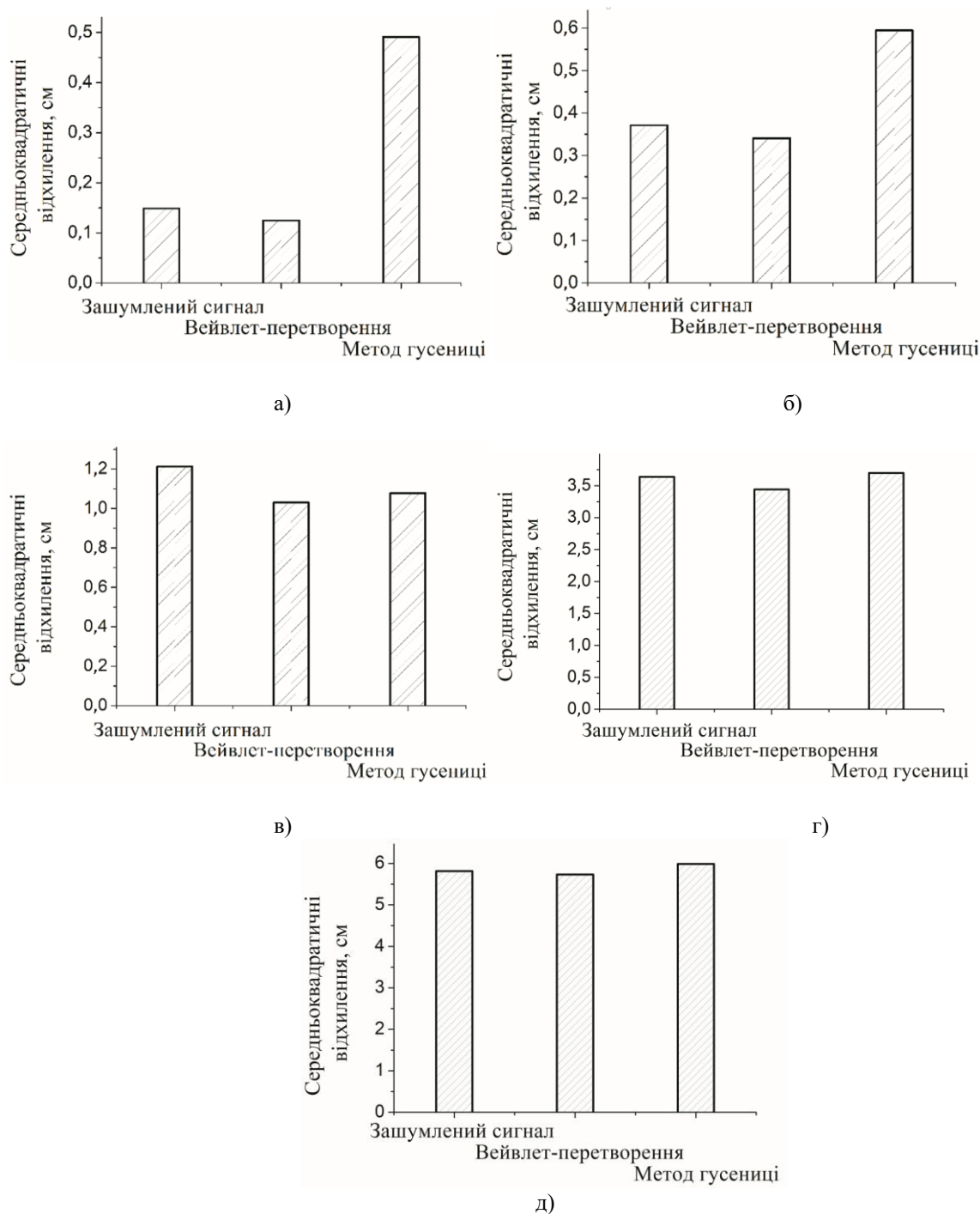


Рис. 4. Середньоквадратичні відхилення у вихідних сигналах у порівнянні з тренувальним набором рівнів: без знешумлення, зі знешумленням вейвлет-перетворенням та методом гусениці для різних рівнів доданого шуму: а) ССШ = 23,5 дБ, б) ССШ = 17,5 дБ., в) ССШ = 11,6 дБ, г) ССШ = 6,4 дБ, д) ССШ = 3,9 дБ.

ВИСНОВКИ

Апроксимаційні властивості ШНМ дозволяють їм ефективно протистояти шумам у вхідних даних. Застосування попередньої обробки вхідних сигналів для знешумлення без знання шумової природи призводить до непередбачуваних результатів класифікації ШНМ. Статистично незначне поліпшення розпізнавання об'єкта досягнуто шляхом застосування вейвлет-перетворення, тоді як метод гусениці майже завжди призводить до погіршення класифікації об'єктів через те, що при дистанційному зондуванні корисна інформація міститься в складових відбитого поля, що мають малу енергію.

ПОДЯКА

Автори висловлюють подяку Почаніну Г.П. за корисні обговорення в процесі виконання цієї роботи.

Стаття містить результати досліджень НДР «Імпульсні та синусоїдальні поля у нелінійних і шаруватих електродинамічних структурах та наносистемах як перетворювачах полів і моделей елементів спінтроники» (№ держреєстрації 0117U004851, 2017–2019).

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>
O. A. Prishchenko  <http://orcid.org/0000-0001-7143-9545>
D. V. Shyrokorad  <http://orcid.org/0000-0002-2784-4081>
I. S. Volvach  <http://orcid.org/0000-0003-0537-2092>

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Daniels DJ. Ground penetrating radar, 2nd ed. London; IEEE; 2004. 726 p.
2. Harmuth H. Nonsinusoidal waves for radar and radiocommunications. New York: Academic Press; 1981. 396 p.
3. Taylor JD. Ultrawidebandradar: applications and design. Boca Raton, New York: CRC Press; 2012. 536 p.
4. Ristic A, Govedarica M, Vrtunski M, Petrovacki D. Application of GPR for creating underground structure model of specific areas of interest. Proceedings of the 15th International Conference on Ground Penetrating Radar; 2014 Jun 30- Jul 4; Brussels; p. 450–455.
5. Liu H, Huang X, Xing B, Cui J, Spencer BF, Liu QH. Estimating Azimuth of Subsurface Linear Targets By Polarimetric GPR. Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium; 2018 Jul 22-27; Valencia; p. 6784–6787.
6. Tivive FHC, Bouzerdoum A, Abeynayake C. GPR Target Detection by Joint Sparse and Low-Rank Matrix Decomposition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2018 of November;57(5):2583–2595.
7. Zhao S, Al-Qadi IL. Super-Resolution of 3-D GPR Signals to Estimate Thin Asphalt Overlay Thickness Using the XCMP Method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2018 Aug;57(2):893–901.
8. Taflove A, Hagness S. Computational Electrodynamics: The Finite-Difference Time-Domain Method, 3rd ed. Boston, London; Artech House; 2005. Chapter 9, Computational Electromagnetics: The Finite-Difference Time-Domain Method; p. 629–669.
9. Liu Y, Guo LX. FDTD investigation on GPR detecting of underground subsurface layers and buried objects. Proceedings of the IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization; 2016 Jul 27-29; Beijing; p. 1–2. doi: 10.1109/NEMO.2016.7561622
10. Giannakis I, Giannopoulos A, Warren C. A Machine Learning-Based Fast-Forward Solver for Ground Penetrating Radar With Application to Full-Waveform Inversion. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2019 January;57(7):4417–4426.
11. Hasija K, Vadhera S, Kumar A, Kishore A. Detection and location of faults in underground cable using Matlab/Simulink/ANN and OrCad. Proceedings of the 6th IEEE Power India International Conference; 2014 Dec 5-7; Delhi. p. 1–5. doi: 10.1109/POWERI.2014.7117624
12. Birkenfeld S. Automatic detection of reflexion hyperbolas in gpr data with neural networks. Proceedings of the World Automation Congress; 2010 Sep 19-23; Kobe;. p. 1–6.
13. 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. Proceedings of the Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves; 2010 Jun 21-26; Kharkiv; p. 1–3. doi: 10.1109/MSMW.2010.5546075
14. Moon WM, Miao XG, Singhroy V, Lowman PD. Integrated geophysical imaging of the Sudbury Structure using ERS-1 SAR and other airborne geophysical data. Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium; 1994 Aug 8-12; Pasadena; p. 711.
15. Zhou Y, Chen W. MCA-Based Clutter Reduction From Migrated GPR Data of Shallowly Buried Point Target. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2008 September;57(1):432–448.
16. Bai X, Peng X. Radar Image Series Denoising of Space Targets Based on Gaussian Process Regression. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2009 Feb;57(7):4659–4669.

17. Dumin O, Prishchenko O, Pochanin G, Plakhtii V, Shyrokorad D. Subsurface Object Identification by Artificial Neural Networks and Impulse Radiolocation. Proceedings of the IEEE Second International Conference on Data Stream Mining; 2018 Aug 21-25; Lviv; p. 434–437.
18. 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. Proceedings of the International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 2018 Sep 4-7; Odessa; p. 161–164.
19. Varyantsia-Roshchupkina LA, Roshchupkin SV. Subsurface object imaging with two types of RTR-differential GPR system. Proceedings of the 8th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 2016 Sep 5-11; Odessa; p. 145–147.
20. Haykin S. Neural Networks, 2nd ed, New Jersey: Prentice-Hall; 1999. p. 823.
21. Shyrokorad D, Dumin O, Dumina O. Time domain analysis of reflected impulse fields by artificial neural network. Proceedings of the 4th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 2008 Sep 15-19; Sevastopol; p. 124–126.
22. Dumin O, Dumina O, Shyrokorad D. Time domain analysis of fields reflected from model of human body surface using artificial neural network. Proceedings of the 3rd European Conference on Antennas and Propagation; 2009 Mar 23-27; Berlin; p. 235–238.
23. Shyrokorad D, Dumin O, Dumina O, Katrich V. Analysis of transient fields reflected from model of human body surface using convolutional neural network. Proceedings of the International Conference on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory; 2010 Sep 6-8; Kyiv; p. 1–4. doi: 10.1109/MMET.2010.5611389.
24. Dumin OM, Prishchenko O, Shyrokorad D, Plakhtii V. Application of UWB Electromagnetic Waves for Subsurface Object Location Classification by Artificial Neural Networks. Proceedings of the 9th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals; 2018 Sep 4-7; Odessa; p. 290–293.