

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-85-1>

УДК 004.67:621.317.33

ЩЕРБАК Андрій

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

<https://orcid.org/0009-0007-0166-430X>

email: mailto:mshcherbak_a@365.dnu.edu.ua

АЛГОРИТМІЧНІ МЕТОДИ ВІДНОВЛЕННЯ ЧАСТОТНОЇ ЗАЛЕЖНОСТІ КОМПЛЕКСНОЇ ДІЕЛЕКТРИЧНОЇ ПРОНИКНОСТІ НЕОДНОРІДНИХ МАТЕРІАЛІВ МЕТОДОМ ЧАСОВОЇ РЕФЛЕКТОМЕТРІЇ (TDR/TDS)

У роботі розглянуто актуальну задачу комп'ютерної інженерії — автоматизацію неруйнівного контролю неоднорідних матеріалів за допомогою діелектричної спектроскопії у часовій області (TDR). Проведено порівняльний аналіз апаратних платформ та обґрунтовано переваги використання TDR у поєднанні з сучасними методами цифрової обробки сигналів (DSP) як економічно ефективної альтернативи векторним аналізаторам кіл (VNA). Основну увагу приділено алгоритмічним методам вирішення некоректної зворотної задачі відновлення спектру комплексної діелектричної проникності (КДП). Проаналізовано методи попередньої обробки сигналів, зокрема адаптивну фільтрацію та віконні перетворення, а також сучасний метод аналізу з розв'язкою відбиттів (Reflection-Decoupled Analysis — RDA). Запропоновано архітектуру обчислювального конвеєра (pipeline), який інтегрує фізичні моделі релаксації (Гаврільяка-Негамі) та теорії ефективного середовища. Для підвищення швидкодії та точності інверсії запропоновано гібридний підхід, що поєднує методи глобальної оптимізації або ініціалізацію нейронними мережами з алгоритмом Левенберга-Марквардта. Результати роботи демонструють можливість створення високоточних вбудованих систем моніторингу матеріалів.

Ключові слова: часова рефлектометрія (TDR), комплексна діелектрична проникність, зворотна задача, цифрова обробка сигналів, спектроскопія, машинне навчання, алгоритм Левенберга-Марквардта

SHCHERBAK Andrii

Oles Honchar Dnipro National University

ALGORITHMIC METHODS FOR RECOVERING THE FREQUENCY DEPENDENCE OF THE COMPLEX PERMITTIVITY OF INHOMOGENEOUS MATERIALS USING THE TIME-DOMAIN REFLECTOMETRY (TDR/TDS) METHOD

The paper addresses a highly relevant problem in computer engineering: the automated non-destructive testing of inhomogeneous materials using Time Domain Reflectometry (TDR)-based dielectric spectroscopy. Rapid and reliable material characterization is essential in industrial quality control, civil infrastructure monitoring, energy systems, and advanced manufacturing, where internal defects or structural inhomogeneities must be detected without damaging the object under test.

A comparative analysis of measurement hardware platforms is conducted, with particular attention to the practical limitations of laboratory-grade instruments such as Vector Network Analyzer systems. While VNAs provide high accuracy across broad frequency ranges, their cost, size, and operational complexity restrict large-scale or embedded deployment. In contrast, TDR systems combined with modern Digital Signal Processing (DSP) techniques offer a compact, energy-efficient, and cost-effective alternative. The study substantiates that, when supported by advanced computational methods, TDR-based solutions can achieve competitive accuracy while remaining suitable for real-time and field applications.

The core focus of the work is the development of algorithmic methods for solving the ill-posed inverse problem of reconstructing the Complex Dielectric Permittivity (CDP) spectrum from time-domain reflection data. Since small measurement noise can lead to significant spectral distortions, robust regularization and stabilization strategies are essential. The paper analyzes signal pre-processing techniques, including adaptive filtering, baseline correction, and windowing transformations, aimed at suppressing multiple reflections and parasitic distortions. Particular attention is given to the Reflection-Decoupled Analysis (RDA) method, which enables improved separation of overlapping reflection components and enhances the reliability of spectral reconstruction.

A modular computational pipeline architecture is proposed, integrating electromagnetic modeling, inverse problem solvers, and parameter identification blocks. The framework incorporates physical relaxation models, specifically the Havriliak-Negami model, to ensure physically consistent approximation of dispersive behavior. Additionally, effective medium theories are applied to account for composite and heterogeneous material structures.

To improve convergence speed and estimation accuracy, a hybrid inversion strategy is introduced. It combines global optimization methods or neural network-based parameter initialization with the Levenberg-Marquardt algorithm for local refinement. This approach reduces sensitivity to initial conditions and mitigates the risk of convergence to local minima.

The experimental and simulation results demonstrate the feasibility of developing high-precision embedded dielectric spectroscopy systems for continuous material monitoring. The proposed methodology provides a scalable foundation for intelligent, real-time diagnostic platforms in next-generation engineering applications.

Keywords: Time Domain Reflectometry (TDR), Complex Dielectric Permittivity, Inverse Problem, Digital Signal Processing, Spectroscopy, Machine Learning, Levenberg-Marquardt Algorithm.

Стаття надійшла до редакції / Received 04.01.2026

Прийнята до друку / Accepted 22.02.2026

Опубліковано / Published 05.03.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Щербак Андрій

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

У сучасній комп'ютерній інженерії та вимірювальній техніці задача неруйнівного контролю матеріалів набуває критичного значення. Одним із найбільш інформативних параметрів, що характеризує внутрішню структуру речовини, є комплексна діелектрична проникність (КДП). Для неоднорідних композитних матеріалів, ґрунтів, біологічних тканин та будівельних сумішей КДП не є скалярною константою, а являє собою частотно-залежну функцію — спектр, що містить інформацію про поляризаційні процеси, вміст вологи, провідність та молекулярну релаксацію [1].

Традиційні методи вимірювання у частотній області (Frequency Domain Spectroscopy — FDS), реалізовані на базі векторних аналізаторів кіл (VNA), забезпечують еталонну точність. Проте, висока вартість, громіздкість та значний час, необхідний для сканування широкого діапазону частот, обмежують їх використання у вбудованих системах моніторингу та польових дослідженнях [2]. Альтернативою виступає метод часової рефлектометрії (Time Domain Reflectometry — TDR) або спектроскопії (TDS). TDR базується на зондуванні середовища широкосмуговим електромагнітним імпульсом та аналізі його відбиття у часовій області. Завдяки перетворенню Фур'є, один короткий імпульс дозволяє відновити спектральні характеристики матеріалу у смузі від десятків мегагерц до гігагерц [3].

Однак, перехід від часової області до частотної та відновлення параметрів матеріалу є класичною некоректною зворотною задачею. Сигнали TDR страждають від шумів, джиттера, паразитних відбиттів та дисперсії у з'єднувальних кабелях. Для неоднорідних матеріалів ситуація ускладнюється ефектами розсіяння та інтерфейсної поляризації (Максвелла-Вагнера). Розробка робастних, обчислювально ефективних алгоритмів для вирішення цієї задачі є актуальним науковим викликом, що вимагає синергії методів цифрової обробки сигналів (DSP), чисельної оптимізації та

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Ця публікація, підготовлена в рамках дисертаційного дослідження, має на меті систематизувати існуючі алгоритмічні підходи до TDR-спектроскопії, виявити їхні обмеження та запропонувати архітектуру сучасного обчислювального конвеєра. Документ структуровано наступним чином: спочатку розглядаються теоретичні основи взаємодії полів з речовиною, далі проводиться детальний порівняльний аналіз апаратних платформ, після чого основна увага зосереджується на алгоритмах обробки сигналів, методах вирішення зворотної задачі, врахуванні неоднорідності середовища та застосуванні нейромережових моделей.

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ЕЛЕКТРОМАГНІТНОЇ ВЗАЄМОДІЇ ТА МОДЕЛЮВАННЯ СИГНАЛІВ

Комплексна діелектрична проникність як функція частоти. В основі діелектричної спектроскопії лежить реакція диполів матеріалу на зовнішнє електричне поле. Ця реакція описується комплексною діелектричною проникністю $\varepsilon^*(\omega)$, яка складається з дійсної та уявної частин:

$$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon'(\omega) - j\varepsilon''(\omega), \quad (1)$$

Дійсна частина $\varepsilon'(\omega)$ характеризує здатність матеріалу накопичувати енергію (поляризація), тоді як уявна частина $\varepsilon''(\omega)$ описує втрати енергії (дисипацію). Для неоднорідних вологих матеріалів втрати зумовлені двома механізмами: діелектричною релаксацією $\varepsilon''_{\text{relax}}(\omega)$ та наскрізною іонною провідністю σ_{dc} :

$$\varepsilon''(\omega) = \varepsilon''_{\text{relax}}(\omega) + \frac{\sigma_{\text{dc}}}{\omega\varepsilon_0}, \quad (2)$$

де ε_0 — діелектрична проникність вакууму (8.854×10^{-12} Ф/м). У низькочастотній області (НЧ) домінує внесок провідності, що призводить до гіперболічного зростання уявної частини ($1/\omega$), яке часто маскує релаксаційні процеси [4]. Алгоритмічне розділення цих компонентів є першою важливою задачею обробки даних.

Феноменологічні моделі релаксації. Для вирішення зворотної задачі необхідно мати пряму параметричну модель, що описує залежність $\varepsilon^*(\omega)$. Найбільш поширеними є моделі, що базуються на теорії Дебая та її узагальненнях. Вибір правильної моделі визначає точність апроксимації експериментальних даних. Основні моделі наведені в таблиці 1 [5].

Таблиця 1

Модель	Формула	Опис та застосування
Дебая (Debye)	$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\varepsilon_s - \varepsilon_\infty}{1 + j\omega\tau}$	Описує ідеальні диполі без взаємодії. Використовується для чистої води та простих рідин. Має один час релаксації τ [6].
Коул-Коула (Cole-Cole)	$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\varepsilon_s - \varepsilon_\infty}{1 + (j\omega\tau)^{1-\alpha}}$	Вводить параметр α ($0 \leq \alpha < 1$) для врахування симетричного розширення піку втрат. Характерна для біологічних тканин та суспензій [7].

Коул-Девідсона (Cole-Davidson)	$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\varepsilon_s - \varepsilon_\infty}{(1 + j\omega\tau)^\beta}$	Вводить параметр β ($0 < \beta \leq 1$) для опису асиметричного розширення спектру (високочастотний "хвіст"). Використовується для в'язких рідин та полімерів.
Гаврільяка-Негамі (Havriliak-Negami)	$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\varepsilon_s - \varepsilon_\infty}{(1 + (j\omega\tau)^\alpha)^\beta}$	Найбільш загальна модель, що включає попередні як окремі випадки. Має 5 параметрів, що дозволяє описувати складні неоднорідні композити [5].

Для комп'ютерної інженерії важливо розуміти, що збільшення кількості параметрів (як у моделі Гаврільяка-Негамі) підвищує гнучкість моделі, але робить поверхню похибки більш складною, збільшуючи ризик застрягання алгоритмів оптимізації у локальних мінімумах [5].

Математична модель TDR вимірювання. Сигнал у коаксіальній лінії передачі описується рівняннями телеграфу. Коефіцієнт відбиття $\rho(\omega)$ на вході зонда пов'язаний з імпедансом зонда $Z_{in}(\omega)$ та хвильовим опором кабелю Z_0 :

$$\rho(\omega) = \frac{Z_{in}(\omega) - Z_0}{Z_{in}(\omega) + Z_0}, \quad (3)$$

Імпеданс зонда Z_{in} , у свою чергу, є функцією геометрії зонда та $\varepsilon^*(\omega)$ заповнювального матеріалу. Для коаксіального зонда довжиною L , що закінчується розривом, вхідний імпеданс описується як:

$$Z_{in}(\omega) = Z_c \coth(\gamma L), \quad (4)$$

де $Z_c = Z_{vac}/\sqrt{\varepsilon^*(\omega)}$ — характеристичний імпеданс лінії з матеріалом, а $\gamma = j\frac{\omega}{c}\sqrt{\varepsilon^*(\omega)}$ — стала поширення. Основна алгоритмічна складність полягає у тому, що ми вимірюємо напругу у часі $v(t)$, яка є згортою вхідного імпульсу системи $v_{inc}(t)$ та імпульсної характеристики $h(t)$, пов'язаної з $\rho(\omega)$ оберненим перетворенням Фур'є [3, 4].

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПЛАТФОРМ: TDR ПРОТИ VNA

Вибір методу вимірювання є компромісом між вартістю, точністю та обчислювальною складністю. Хоча VNA вважається "золотим стандартом", TDR має унікальні переваги для дослідження неоднорідних середовищ "in-situ".

Архітектурні відмінності. Векторний аналізатор кіл (VNA) працює у частотній області, генеруючи вузькосмуговий синусоїдальний сигнал, частота якого послідовно змінюється. Це дозволяє використовувати вузькосмугові фільтри на приймачі, що радикально знижує рівень шуму і забезпечує динамічний діапазон понад 100 дБ [2]. Однак, такий підхід вимагає значного часу для сканування широкого діапазону частот (наприклад, від 10 МГц до 10 ГГц), особливо якщо потрібна велика кількість точок [2, 8].

Часовий рефлектометр (TDR) генерує широкосмуговий східчастий імпульс або імпульс малої тривалості. Згідно з теорією сигналів, ідеальний східчастий імпульс містить нескінченний спектр частот, амплітуда яких спадає як $1/\omega$. У реальності смуга пропускання обмежена часом наростання фронту (t_{rise}). TDR збирає інформацію про весь спектр миттєво (за один "постріл" або серію усереднень), що робить його ідеальним для моніторингу швидкоплинних процесів (наприклад, інфільтрація води у ґрунт або полімеризація смол) [3, 9].

Економічні та експлуатаційні аспекти. Вартість обладнання є критичним фактором. Високочастотні VNA вимагають складних синтезаторів частоти та змішувачів, що робить їх дорогими (десятки тисяч доларів). TDR-системи, особливо побудовані на базі сучасної мікроелектроніки (швидкі АЦП та генератори імпульсів), можуть бути реалізовані у вигляді компактних, енергоефективних модулів вартістю у сотні доларів. Це відкриває шлях до створення розподілених сенсорних мереж.

Обчислювальна складність та точність даних. Основною проблемою TDR є необхідність перетворення даних у частотну область за допомогою FFT. Це вносить специфічні артефакти:

- Спектральний витік : Виникає через скінченність часового вікна вимірювання.
- Аліасинг: Виникає при недостатній частоті дискретизації.
- Зниження SNR на високих частотах: Енергія східчастого імпульсу швидко спадає з частотою, тому на частотах вище 1-2 ГГц відношення сигнал/шум у TDR значно гірше, ніж у VNA [9].

Таблиця 2 підсумовує порівняння методів у контексті діагностики неоднорідних матеріалів.

Таблиця 2

Характеристика	Часова рефлектометрія (TDR)	Векторний аналізатор кіл (VNA)
Домен вимірювання	Час (напруга від часу).	Частота (амплітуда і фаза від частоти).
Стимул	Широкасмуговий імпульс (Step/Impulse).	Синусоїда зі змінною частотою.
Швидкість збору даних	Висока (мілісекунди).	Низька/Середня (залежить від смуги).
Динамічний діапазон	Середній (40-60 дБ). Обмежений шумом семплювання.	Високий (>100 дБ). Вузькосмугова фільтрація.
Локалізація неоднорідностей	Інтуїтивна (видно на екрані як піки відбиттів).	Потребує Inverse Chirp-Z Transform або IFFT [8].
Калібрування	Можливе спрощене [10].	Складне SOLT (Short-Open-Load-Thru)
Вимоги до обчислень	Високі (FFT, деконволюція, фільтрація).	Помірні (дані вже у частотній області).
Застосування	Польовий моніторинг, ґрунти, контроль вологості.	Лабораторна характеристизація, розробка антен.

АЛГОРИТМИ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ СИГНАЛУ

Якість відновленого спектру КДП прямо залежить від якості первинної обробки часового сигналу. Оскільки операція диференціювання підсилює високочастотний шум, застосування ефективних методів фільтрації є обов'язковим етапом конвеєра.

Адаптивне шумозаглушення. Сигнали TDR часто містять адитивний білий гауссів шум (AWGN) та імпульсні завади. Класичні методи лінійної фільтрації, такі як ковзне середнє або фільтри Баттерворта, мають суттєвий недолік для TDR: вони розмивають фронти імпульсу. Крутизна фронту несе інформацію про високочастотні властивості матеріалу, тому її збереження є критичним.

Фільтр Савицького-Голея (Savitzky-Golay). Цей метод базується на локальній апроксимації ділянки сигналу поліномом методом найменших квадратів. Він дозволяє згладжувати шум, зберігаючи моменти вищих порядків (форму піків та крутизну схилів) значно краще, ніж ковзне середнє. У контексті TDR, де інформативним є саме профіль відбиття, фільтр Савицького-Голея є стандартом для обробки сигналів з помірним рівнем шуму.

Вейвлет-перетворення (Wavelet Denoising). Для сигналів зі значними нестационарними завадами або різкими стрибками (що характерно для шаруватих неоднорідних матеріалів), ефективнішим є дискретне вейвлет-перетворення (DWT). Метод "thresholding" (порогова обробка коефіцієнтів) дозволяє видалити шумові компоненти, які зазвичай зосереджені у дрібних деталях (високочастотних коефіцієнтах), зберігаючи при цьому основні структурні особливості сигналу. Дослідження показують перевагу вейвлетів типу Symlet або Daubechies для TDR сигналів порівняно з традиційними методами Фур'є-фільтрації.

Часове вікнутвання та корекція дрейфу. Для коректного перетворення Фур'є необхідно виділити з нескінченного часового ряду скінченний інтервал, що містить корисний сигнал.

1. Ідентифікація початку відліку: Визначення точки $t = 0$ (вхід у зонд) є критичним для фазової точності. Алгоритми використовують похідну сигналу або кореляцію з еталонним маркером.
2. Віконні функції (Windowing): Просте усереднення сигналу (прямокутне вікно) призводить до ефекту Гіббса у частотній області. Використання вікон Хеннінга, Хеммінга або Тьюкі (Tukey window) дозволяє плавно звести сигнал до нуля на краях вибірки, зменшуючи бічні пелюстки спектру [11].
3. Видалення постійної складової (Baseline Correction): Дрейф базової лінії, викликаний температурною нестабільністю електроніки, усувається шляхом віднімання тренду перед виконанням FFT.

МЕТОДИ ТРАНСФОРМАЦІЇ У ЧАСТОТНУ ОБЛАСТЬ

Після попередньої обробки необхідно отримати частотну характеристику системи. Існує декілька підходів, що відрізняються точністю та стійкістю до нестабільності джерела.

Класичний аналіз перехідної характеристики. Базовий підхід полягає у взятті похідної від східчастого сигналу $v_{\text{step}}(t)$ для отримання імпульсної характеристики $v_{\text{imp}}(t)$, після чого застосовується швидке перетворення Фур'є (FFT):

$$V(\omega) = \mathcal{F} \left[\frac{d}{dt} v_{\text{step}}(t) \right], \quad (5)$$

Головним недоліком є залежність від форми вхідного імпульсу. Будь-яка девіація форми імпульсу генератора від ідеальної сходинки буде інтерпретована як властивість матеріалу [4].

Аналіз подвійного відбиття (Dual Reflection Analysis — DRA). Метод DRA пропонує "model-free" підхід, який компенсує недоліки джерела. Він базується на аналізі двох відбиттів: першого (від межі повітря-матеріал) та другого (від кінця зонда). Відношення спектрів цих двох сигналів дозволяє виключити функцію джерела з рівняння:

$$\frac{R_2(\omega)}{R_1(\omega)} \propto \exp(-2\gamma(\omega)L), \quad (6)$$

Це робить метод стійким до джиттера та варіацій амплітуди генератора. Однак, DRA вимагає, щоб зонд був достатньо довгим для часового розділення відбиттів, що не завжди можливо для високопоглинаючих матеріалів [9].

Reflection-Decoupled Analysis (RDA). Найбільш прогресивним методом на сьогодні є аналіз з розв'язкою відбиттів (RDA). Цей метод вводить поняття "неузгодженої секції" (Mismatched Section — MS) — каліброваного відрізка лінії передачі перед вимірювальним зондом [10].

- Принцип дії: Перше відбиття відбувається від входу в MS. Оскільки параметри MS відомі і стабільні (повітря або тефлон), це відбиття слугує еталоном, який містить повну інформацію про поточний стан генератора і кабелю.
- Переваги: RDA реалізує принцип "самокалібрування" у кожному вимірюванні. Це усуває необхідність у процедурах SOL (Short-Open-Load), які є стандартними для VNA, але вкрай незручними у

польових умовах. Дослідження показують, що RDA забезпечує високу точність відновлення КДП навіть при зміні температурних умов або довжини підвідних кабелів [10].

ВИРІШЕННЯ ЗВОРОТНОЇ ЗАДАЧІ: ВІД СПЕКТРУ ДО ПАРАМЕТРІВ

Отримавши експериментальний спектр коефіцієнта відбиття $S_{11}^{exp}(\omega)$, необхідно знайти параметри матеріалу, що мінімізують різницю між експериментом та теоретичною моделлю. Це задача глобальної оптимізації.

Цільова функція. Задача формулюється як мінімізація функціоналу похибки:

$$\Phi(p) = \sum_{i=1}^N w_i |S_{11}^{exp}(\omega_i) - S_{11}^{model}(\omega_i, p)|^2, \quad (7)$$

де p — вектор параметрів моделі (наприклад, $\epsilon_s, \epsilon_\infty, \tau, \alpha$ для Коул-Коула), а w_i — вагові коефіцієнти, що дозволяють надати пріоритет певним частотним діапазорам [1].

Детерміновані методи: Алгоритм Левенберга-Марквардта (LM). Алгоритм LM є стандартом для нелінійної підгонки методом найменших квадратів. Він поєднує метод градієнтного спуску (надійність далеко від мінімуму) та метод Гаусса-Ньютона (швидка квадратична збіжність поблизу мінімуму).

- Переваги: Висока швидкість збіжності за умови вдалого початкового наближення.
- Недоліки: Схильність "застрягати" у локальних мінімумах, що є критичним для складних багатопараметричних моделей (наприклад, Гаврільяка-Негамі). Вимагає обчислення якобіана (матриці похідних), що може бути обчислювально затратним [12].

Стохастичні та гібридні методи. Для подолання проблеми локальних мінімумів застосовують генетичні алгоритми (Genetic Algorithms — GA). GA імітують природний відбір, працюючи з популяцією рішень, застосовуючи оператори схрещування та мутації. Гібридний підхід (GA-LM): Найбільш ефективною стратегією є комбінування GA та LM. Генетичний алгоритм використовується для грубого сканування простору параметрів і знаходження області глобального мінімуму. Отримане рішення передається як стартова точка для алгоритму Левенберга-Марквардта, який виконує точне фінальне налаштування. Такий підхід поєднує глобальність пошуку з локальною точністю [13].

ВРАХУВАННЯ СТРУКТУРНОЇ НЕОДНОРІДНОСТІ: ТЕОРІЯ ЕФЕКТИВНОГО СЕРЕДОВИЩА

Для гетерогенних матеріалів (композити, пористі ґрунти) виміряна ϵ^* є "ефективною" макроскопічною характеристикою. Для правильної фізичної інтерпретації (наприклад, для визначення вологості) необхідно враховувати мікроструктуру через правила змішування.

Модель Максвелла-Гарнетта (Maxwell-Garnett). Ця модель застосовується для структур типу "матриця-включення", де ізольовані частинки (включення) з проникністю ϵ_i дисперговані у неперервному середовищі (матриці) ϵ_m :

$$\frac{\epsilon_{eff} - \epsilon_m}{\epsilon_{eff} + 2\epsilon_m} = f \frac{\epsilon_i - \epsilon_m}{\epsilon_i + 2\epsilon_m}, \quad (8)$$

де f — об'ємна частка включень. Модель добре працює при низьких концентраціях включень, але стає неточною при їх злипанні (кластеризації) [14].

Модель Бруггемана (Bruggeman). Модель ефективного середовища Бруггемана є симетричною і не виділяє окремо матрицю та включення. Вона здатна описувати явище перколяції — утворення неперервних провідних шляхів при досягненні критичної концентрації включень. Це робить її більш придатною для сильно неоднорідних сумішей та ґрунтів з високим вмістом води [14].

Сучасні алгоритми інверсії повинні включати блок вибору моделі змішування. Це дозволяє відновлювати не лише ϵ_{eff} , а й структурні параметри (наприклад, пористість), інтегруючи фізику середовища безпосередньо у процес вимірювання [14].

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ (AI/ML)

Використання машинного навчання є найбільш перспективним напрямком розвитку TDR-спектроскопії, що дозволяє подолати обмеження класичних аналітичних моделей.

Глибокі нейронні мережі (DNN) для інверсії. Замість ітераційного підбору параметрів, можна навчити нейронну мережу прямому відображенню "сигнал → параметри". Використовуються повнозв'язні мережі (MLP) або одновимірні згорткові мережі (1D-CNN), які здатні автоматично виділяти ознаки з часового ряду (наприклад, положення піків, швидкість спаду). Після навчання мережа видає результат миттєво, що критично для вбудованих систем. Крім того, ML-моделі можуть "вивчити" складні нелінійності, які важко описати аналітично (наприклад, вплив неідеальності геометрії зонда) [15].

TDR-Transformer. Новітнім досягненням є адаптація архітектури Transformer для аналізу TDR сигналів. На відміну від CNN, які фокусуються на локальних ознаках, Трансформери використовують

механізм уваги для врахування глобальних залежностей у сигналі. Кодувальник обробляє вхідну послідовність рефлектограми, витягуючи геометричні особливості, а декодер генерує просторовий профіль діелектричної проникності. Це дозволяє з високою точністю локалізувати множинні неоднорідності вздовж зонда, перевершуючи класичні методи за точністю ($RMSE < 1.6\%$) [15].

Physics Informed Neural Networks (PINNs). PINNs представляють собою гібридний підхід, де фізичні закони (рівняння телеграфу) інтегруються безпосередньо у функцію втрат нейромережі:

$$Loss = Loss_{data} + \lambda \cdot Loss_{physics}, \quad (9)$$

Це дозволяє навчати модель на малих наборах даних (що типово для експериментальної фізики) і гарантує, що прогнози мережі не порушують фізичні принципи. PINNs демонструють високу ефективність у відновленні параметрів RC-ланцюгів, що еквівалентні моделям релаксації Дебая [16].

ЗАПРОПОНОВАНИЙ КОНВЕЄР ОБРОБКИ ДАНИХ

На основі проведеного аналізу пропонується наступна архітектура автоматизованого конвеєра обробки даних, що поєднує надійність класичних методів з потужністю сучасного ML.

Етап 1: Збір даних

1. Генерація: Серія імпульсів TDR.
2. Усереднення: Накопичення 16-64 сигналів для придушення білого шуму (підвищення SNR пропорційно \sqrt{N}).

3. Перевірка цілісності: Автоматична перевірка на "Open/Short" для виявлення обриву кабелю.

Етап 2: Попередня обробка

1. Адаптивна фільтрація:
 - a. Якщо SNR високий: Фільтр Савицького-Голея (збереження фронтів).
 - b. Якщо SNR низький або є імпульсні завади: Вейвлет-фільтрація.
2. Вирівнювання: Корекція часового зсуву на основі крос-кореляції з еталонним сигналом.
3. Вікнування: Застосування вікна Tukey для виділення області інтересу (ROI) та підготовки до FFT.

Етап 3: Трансформація та Спектральний аналіз

1. RDA Processing: Використання сигналу від каліброваної секції як відправної точки.

Обчислення відношення спектрів $S_{sample}(\omega)/S_{ref}(\omega)$

2. FFT: Швидке перетворення Фур'є з доповненням нулями для інтерполяції спектру.

Етап 4: Інтелектуальна Інверсія

1. ML-Ініціалізація: Подача спектру на вхід легковагової 1D-CNN або трансформера для отримання початкового наближення параметрів (ϵ_s, τ, α). Це замінює повільний етап генетичного пошуку.
2. Точне налаштування: Запуск алгоритму Левенберга-Марквардта з точки, знайденої нейромережею. Оптимізація параметрів моделі Гаврільяка-Негамі. Це зменшує ризик локальних мінімумів і прискорює збіжність у 10-100 разів порівняно з чистим GA або випадковим стартом LM.

Етап 5: Фізична інтерпретація

1. Застосування змішаних правил: Перерахунок ефективної ϵ_s, τ, α у фізичні параметри (вологість, концентрація) з використанням моделі Бруггемана (для ґрунтів) або Максвелла-Гарнетта (для суспензій).
2. Візуалізація: Генерація графіків Cole-Cole (Re vs Im), профілів розподілу вологості.

АСПЕКТИ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

Для реалізації запропонованого конвеєра рекомендується використовувати екосистему Python, яка надає потужні інструменти для наукових обчислень та машинного навчання.

Бібліотеки та інструменти:

1. Обробка сигналів: `scipy.signal` (фільтри, вікна), `pywt` (вейвлет-перетворення).
2. Спектральний аналіз: `numpy.fft` (базові перетворення), `scikit-fft` (професійна робота з S-параметрами та калібруванням).
3. Оптимізація: `scipy.optimize.least_squares` (реалізація LM, Trust Region Reflective), `dear` або `pygmo` (генетичні алгоритми).
4. Машинне навчання: `PyTorch` або `TensorFlow` для реалізації нейромережевих моделей (CNN, Transformer, PINNs) [15, 16].

Обчислювальна складність. Критичним аспектом для комп'ютерної інженерії є оцінка складності алгоритмів (O-notation).

1. FFT: $O(N \log N)$ — дуже швидко.
2. Savitzky-Golay: $O(N \cdot M)$, де M — розмір вікна (лінійна складність).

3. Levenberg-Marquardt: $O(k \cdot P^2 \cdot N)$, де k — кількість ітерацій, P — кількість параметрів. Найбільш ресурсомістка частина — обчислення якобіана на кожному кроці.

4. Inference нейромережі: Фіксована складність, що залежить від архітектури, але не вимагає ітерацій. Це робить гібридний підхід (ML + LM) оптимальним для реального часу: ML дає миттєве наближення, а LM робить лише кілька фінальних ітерацій.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Сучасний розвиток методів діелектричної спектроскопії демонструє досягнення технологічного паритету між часовою рефлектометрією (TDR) та векторним аналізом кіл (VNA). Завдяки імплементації удосконалених алгоритмів цифрової обробки сигналів, зокрема RDA та DRA, метод TDR забезпечує метрологічну точність, співрозмірну з VNA у частотному діапазоні до декількох гігагерц, зберігаючи при цьому суттєві переваги у вартості, портативності та швидкодії вимірювальних комплексів. Цей алгоритмічний прогрес уможливив перехід від використання спрощених емпіричних залежностей до повноцінного відновлення частотного спектру комплексної діелектричної проникності $\epsilon^*(\omega)$, що дозволяє аналізувати не лише вологовміст, а й структурні параметри матеріалу та стан зв'язаної води через застосування релаксаційних моделей вищого порядку (Гаврільяка-Негамі) та теорій ефективного середовища (Бруггеман).

Перспективи подальшого розвитку TDR-спектроскопії лежать у площині Data-Driven підходів, де інтеграція глибокого навчання для ініціалізації параметрів та класичних методів оптимізації для їх уточнення формує гібридний обчислювальний конвеєр. Такий підхід нівелює проблеми локальних мінімумів і недостатньої швидкодії, створюючи передумови для реалізації концепції Edge AI — «розумних» сенсорів на базі вбудованих систем. У контексті дисертаційного дослідження найбільш перспективним вектором є розробка та програмна реалізація методу Reflection-Decoupled Analysis (RDA) із залученням архітектури TDR-Transformer для вирішення зворотної задачі, що забезпечить високий рівень наукової новизни через синергію фізичного моделювання та штучного інтелекту, а також практичну цінність у вигляді робастного інструментарію для аналізу неоднорідних середовищ.

References

1. Lin C. P., Ngui Y. J., Lin C. H. A novel TDR signal processing technique for measuring apparent dielectric spectrum. *Measurement Science and Technology*. 2017. Vol. 28, no. 1.
2. What is the Difference Between TDR and VNA Time Domain Measurement. Copper Mountain Technologies, 2023. URL: <https://coppermountaintech.com/what-is-the-difference-between-tdr-and-vna-time-domain-measurement/>
3. TDR and VNA measurements shed light on Gbits/s interconnects. EE Times, 2024. URL: <https://www.eetimes.com/tdr-and-vna-measurements-shed-light-on-gbits-s-interconnects/>
4. Ngui, Y.J.; Lin, C.-P.; Wu, T.-J. Dielectric Spectroscopy Using Dual Reflection Analysis of TDR Signals. *Sensors* 2019, 19, 1299. <https://doi.org/10.3390/s19061299>
5. TDR Impedance Measurements: A Foundation for Signal Integrity. Tektronix, 2008. URL: <https://www.tek.com/en/documents/fact-sheet/tdr-impedance-measurements-foundation-signal-integrity>
6. Wilczek, A.; Szyplowska, A.; Kafarski, M.; Skierucha, W. A Time-Domain Reflectometry Method with Variable Needle Pulse Width for Measuring the Dielectric Properties of Materials. *Sensors* 2016, 16, 191. <https://doi.org/10.3390/s16020191>
7. M. F. Causley and P. G. Petropoulos, "On the Time-Domain Response of Havriliak-Negami Dielectrics," in *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 61, no. 6, pp. 3182-3189, June 2013, <https://doi.org/10.1109/TAP.2013.2246536>
8. Balan, Selva & Kharparde, Arti & Tank, Vanita & Rade, Tejashri & Takalkar, Kirti. (2014). Under Water Noise Reduction Using Wavelet and Savitzky-Golay. *Computer Science & Information Technology*. 4. 243-250. <https://doi.org/10.5121/csit.2014.4421>
9. Mattana E, Lodi MB, Simone M, Mazzarella G, Fanti A. Cole-Cole Model for the Dielectric Characterization of Healthy Skin and Basal Cell Carcinoma at THz Frequencies. *IEEE Open J Eng Med Biol*. 2024 Aug 5;5:600-606. <https://doi.org/10.1109/OJEMB.2024.3438562> PMID: 39184967; PMCID: PMC11342924.
10. Grosse C. A program for the fitting of up to three Havriliak-Negami dispersions to dielectric data. *J Colloid Interface Sci*. 2021 Oct 15;600:318-323. <https://doi.org/10.1016/j.jcis.2021.05.010> Epub 2021 May 6. PMID: 34022728.
11. Nakano, M. & Savi, Patrizia. (2009). Dielectric permittivity estimation via TDR measurements. <https://doi.org/10.1109/ICEAA.2009.5297327>
12. Jones, S.B., Wraith, J.M. and Or, D. (2002), Time domain reflectometry measurement principles and applications. *Hydrol. Process.*, 16: 141-153. <https://doi.org/10.1002/hyp.513>
13. Pino, Paul. (2010). Comparison of VNA and TDR measurement uncertainty using coaxial cables. *Microwave Journal*. 16-24.
14. TDR and VNA Measurement Primer. Technical Report. Tektronix, 2018. URL: <https://download.tek.com/document/TVMP-0404.pdf>
15. The Inverse Chirp-Z Transform for VNA Time Domain Processing. Copper Mountain Technologies, 2024. URL: <https://coppermountaintech.com/inverse-chirp-z-transform-for-vna-time-domain-processing/>
16. Harjeet Kaur, Rajni, "ECG Signal Denoising with Savitzky-Golay Filter and Discrete Wavelet Transform (DWT)," *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, vol. 36, no. 1, pp. 266-269, 2016. <https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V36P249>