



Прийнято 28.04.2025. Прорецензовано 13.05.2025. Опубліковано 23.06.2025.

УДК 004.4:004.045

DOI: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-108-123

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ЯК ЧАСТИНА КОМПОНЕНТНОГО ФРЕЙМВОРКУ ANGULAR: ПРИКЛАД ІНТЕГРАЦІЇ МОДЕЛЕЙ УЛЬТРАЗВУКОВОГО КОНТРОЛЮ

Лютак І. З.*

Доктор технічних наук, професор

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0000-0001-8960-5871>e-mail: ihorlt@gmail.com**Лютак З. П.**

Кандидат технічних наук, доцент

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0009-0000-8323-6980>e-mail: ihorlt@gmail.com

Анотація. Розглянуто підхід до створення інтелектуального веб-застосунку для обробки ультразвукових даних неруйнівного контролю з використанням компонентного фреймворку Angular та інтеграцією моделей глибокого навчання. Основна увага приділена реалізації архітектури, яка дозволяє здійснювати попередню обробку, візуалізацію та інтерпретацію А-сигналів у реальному часі з використанням REST API. Проведено огляд сучасних архітектур машинного навчання, зокрема згорткових автоенкодерів, згорткових та рекурентних нейронних мереж, трансформерних моделей і attention-механізмів. Проаналізовано їх ефективність у завданнях знешумлення сигналів, автоматичної локалізації дефектів, визначення часу проходження імпульсів (ToF) та підвищення достовірності діагностики. Визначено обмеження традиційних rule-based підходів, які не забезпечують достатню адаптивність до шумів, варіативності сигналів і умов контролю. На основі виявлених недоліків було запропоновано архітектуру системи, яка включає модульну взаємодію Angular-клієнта із серверною моделлю глибокого навчання, реалізованою на основі PyTorch і FastAPI. Розроблено компонент SignalDenoisingService, що забезпечує обробку вхідного сигналу, передачу його у вигляді тензора до моделі, обгорнутої в REST API, та зворотне виведення оброблених результатів у вигляді графіків. Навчання моделі автоенкодера виконано на синтетичному наборі з А-сигналами, змодельованими із зашумленими імпульсами, що імітують дефекти, з подальшим тестуванням точності відновлення. Запропоноване рішення демонструє високу стійкість до шумів, зростання SNR у 3–5 разів і можливість масштабування під нові типи вхідних сигналів без модифікації клієнтської частини. Особливу увагу приділено забезпеченню пояснюваності результатів (XAI), трасованості рішень, автоматичному виявленню аномалій та зворотному зв'язку при виявленні невизначеностей. Показано, що розроблена система може бути інтегрована з автономними роботизованими платформами збору даних для подальшої побудови інтелектуальних систем технічної діагностики. Отримані результати створюють підґрунтя для розвитку цифрових рішень у сфері індустріального контролю та технічного моніторингу на основі сучасних веб-технологій і штучного інтелекту.

Запропоноване посилання: Лютак, І. З., & Лютак, З. П. (2025). Штучний інтелект як частина компонентного фреймворку Angular: приклад інтеграції моделей ультразвукового контролю. Науковий вісник ІФНТУНГ, 1(58), 108-123. doi: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-108-123

* Відповідальний автор



Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Ключові слова: ультразвуковий неруйнівний контроль; Angular; штучний інтелект; знешумлення сигналів; глибинне навчання; автоенкодер; аналіз дефектів; обробка сигналів; пояснюваність рішень; автономна система.

Вступ

Ультразвуковий неруйнівний контроль (УЗК) є одним із найважливіших методів технічної діагностики, що широко застосовується для виявлення внутрішніх дефектів у матеріалах та конструкціях без пошкодження об'єкта дослідження. Його застосовують у таких критичних галузях, як авіація, енергетика, залізничний транспорт, будівництво та нафтогазова промисловість. Завдяки високій точності та можливості проводити перевірку в реальному часі, УЗК став невід'ємною частиною систем забезпечення безпеки та контролю якості. Попри переваги, традиційні методи інтерпретації ультразвукових сигналів залишаються трудомісткими, потребують високої кваліфікації фахівців і часто залежать від суб'єктивної оцінки. У зв'язку з цим усе більшої уваги набуває впровадження інтелектуальних технологій — насамперед штучного інтелекту — які здатні автоматизувати процес аналізу даних УЗК, підвищити точність виявлення дефектів та знизити людський фактор. Технології штучного інтелекту (ШІ) дозволяють виявляти приховані закономірності в складних сигнал- або зображеннях даних, що особливо актуально для складних композитних матеріалів або важкодоступних об'єктів. Поєднання можливостей сучасного компонентного програмного забезпечення, зокрема Angular, з потужністю нейронних мереж відкриває нові горизонти в створенні інтелектуальних систем контролю. Побудова гнучких, модульних веб-застосунків із вбудованими ШІ-модулями для обробки ультразвукових сигналів дозволяє реалізувати масштабовані та інтерактивні рішення для промислової діагностики. Такий підхід не лише спрощує доступ до технологій ШІ, а й стимулює розвиток нових стандартів у сфері цифрового неруйнівного контролю.

Мета роботи

Мета роботи полягає в інтеграції моделей штучного інтелекту в компонентно-орієнтований веб-застосунок на основі Angular для створення інтелектуальної системи неруйнівного контролю, здатної автоматично обробляти ультразвукові сигнали або зображення та виявляти дефекти в матеріалах. Основна увага приділяється архітектурі взаємодії між фронтенд-компонентами та backend-моделями глибинного навчання, а також реалізації механізмів

динамічної візуалізації результатів обробки. Розробка нових моделей ШІ не є предметом дослідження; натомість аналізується застосовність існуючих моделей у структурі веб-системи для задач технічної діагностики.

Аналіз сучасних закордонних і вітчизняних досліджень і публікацій

У науковій роботі Самбат та співавтор. [1] розглянуто задачу автоматичної класифікації дефектів в ультразвуковому неруйнівному контролі з використанням штучних нейронних мереж. Дослідники проаналізували ефективність поєднання екстрагованих ознак ультразвукових сигналів з багатопаровими перцептронами, продемонструвавши високу точність у класифікації типових дефектів. Водночас модель не тестувалась у реальних промислових умовах або потокових сценаріях, що знижує її практичну цінність для інтеграції у сучасні веб-орієнтовані програмні платформи. Науковці Шріфан, Акбар та Іса [2] здійснили огляд перспектив застосування штучного інтелекту в мікрохвильовому неруйнівному контролі, приділяючи увагу методам машинного та глибокого навчання. Хоча основний акцент зроблено на іншому типі випромінювання, загальні висновки щодо ефективності ШІ-алгоритмів залишаються актуальними і для ультразвукових методів. Проте автори не подають конкретних прикладів реалізації таких рішень у вигляді веб-застосунків або взаємодії з графічними інтерфейсами користувача, що обмежує безпосереднє використання результатів у контексті Angular-фреймворку.

У статті Ангуйлі та співавтори [3] представлено всебічний огляд сучасних досягнень у галузі інтеграції ШІ та ультразвукових методів для моніторингу бетонних конструкцій. Автори аналізують, як поєднання цих технологій може покращити виявлення та класифікацію внутрішніх дефектів у бетоні, що є критично важливим для забезпечення довговічності та безпеки інфраструктурних об'єктів. Розглядаються різні методи штучного інтелекту, які використовуються для обробки та інтерпретації ультразвукових сигналів при моніторингу бетонних конструкцій. Автори наводять приклади використання як класичних підходів машинного навчання, так і сучасних моделей глибокого навчання, демонструючи їхню ефективність у вирішенні типових задач неруйнів-

ного контролю, таких як виявлення дефектів, класифікація типів ушкоджень і локалізація тріщин у глибині матеріалу. Серед методів машинного навчання у статті згадується застосування методів опорних векторів (SVM), к-ближчих сусідів (k-NN) та ансамблевий метод випадкового лісу (random forest). Ці алгоритми використовуються переважно для задач класифікації за ознаками, які витягуються з ультразвукових сигналів або зображень. У частині, присвяченій глибокому навчанню, автори детально аналізують використання згорткових нейронних мереж (ЗНМ) для обробки В-сканів та ультразвукових зображень, отриманих із внутрішньої структури бетонних елементів. Також обговорюється ефективність U-Net архітектури для задач сегментації зон пошкодження, що дозволяє з високою точністю виділяти області тріщин або внутрішніх порожнин. Окремо підкреслено роль рекурентних нейронних мереж (РНМ, зокрема довга короткочасна пам'ять ДКП) у роботі з послідовностями ультразвукових сигналів, які мають часову структуру. Такі мережі дозволяють моделювати динаміку сигналу в часі й використовуються, наприклад, для оцінки часу проходження хвиль або виявлення затухання, характерного для зон пошкодження. У цілому, робота охоплює широкий спектр ШІ-методів, що застосовуються на різних етапах аналізу — від попередньої обробки та витягу ознак до повної автоматизації процесу діагностики. Це дозволяє не лише автоматизувати виявлення дефектів, але й підвищити точність, стабільність та інтерпретованість результатів моніторингу. У роботі також обговорюються виклики, пов'язані з впровадженням таких інтегрованих систем, зокрема щодо якості даних, інтерпретованості моделей та необхідності стандартизації методів. Автори підкреслюють важливість міждисциплінарного підходу, який об'єднує знання з галузей матеріалознавства, інженерії та комп'ютерних наук для розробки ефективних рішень. Стаття є цінним ресурсом для дослідників та практиків, які працюють над створенням інтелектуальних систем моніторингу бетонних конструкцій, і сприяє подальшому розвитку технологій у сфері неруйнівного контролю. Однак в роботі відсутній аналіз інтеграційних аспектів, зокрема використання веб-фреймворків і модульних клієнтських архітектур, що обмежує релевантність дослідження для теми розробки інтелектуальних Angular-застосунків.

Тахері і Салімі Бені [4] у своїй праці досліджують роль інтелектуальних технологій, включаючи штучний інтелект, машинне на-

вчання та IoT, у сучасних підходах до неруйнівної діагностики. Вони охоплюють приклади від традиційних ручних методик до автономних систем, що функціонують на основі аналітики даних. Незважаючи на широту охоплення, робота носить оглядовий характер і не пропонує конкретних технічних рішень, які можна безпосередньо застосувати для реалізації компонентного програмного забезпечення (ПЗ) на Angular. У дослідженні Єла та співавтори [5] представлено одні з перших спроб застосування методів штучного інтелекту для автоматичної інтерпретації результатів ультразвукового контролю. Автори зосереджують увагу на підходах типу rule-based, тобто таких, що ґрунтуються на чітко заданих правилах, які хоч і поступаються сучасним нейромережевим моделям, проте стали важливою основою для подальших досліджень. Сьогодні ж ці підходи потребують оновлення і не можуть бути безпосередньо інтегровані в сучасні програмні рішення, особливо в контексті Angular-орієнтованих застосунків.

У роботі Кантеро-Чінчіла та співавтори розглянуто застосування методів глибокого навчання (ГН) у сфері автоматизованого ультразвукового неруйнівного контролю (УНК) [6]. Автори підходять до проблеми не лише з технічної, але й з методологічної та концептуальної точок зору. Основна увага приділяється не окремим моделям чи технікам, а формуванню системного підходу до впровадження ШІ в автоматизовані системи діагностики. Наукова новизна полягає в тому, що автори формулюють набір аксіом (концептуальних принципів), які повинні бути дотримані для того, щоб система глибокого навчання була не лише точною, але й надійною, пояснюваною, трасованою та інтегрованою в реальні промислові процеси. Серед цих принципів — потреба в оцінці невизначеності, пояснюваності рішень моделі, здатності системи до самоконтролю, збереження метаданих, а також можливості трасування від кінцевого рішення до джерела вхідних даних. У дослідженні детально аналізуються типові завдання, які вирішуються за допомогою глибокого навчання в УНК, такі як знешумлення сигналів, виявлення дефектів, оцінка часу проходження імпульсу (ToF), та класифікація типів ушкоджень. Висвітлено переваги ЗНМ, автоенкодерів, ДКП-моделей та механізми уваги підходів для обробки А-, В- та С-сканів ультразвукових даних. Окремо наголошено на важливості модульної побудови систем та необхідності інтеграції ШІ у багаторівневі автоматизовані процеси контролю,

включно з використанням роботизованих систем. Серед результатів — пропозиція структури автономної системи неруйнівного контролю з використанням ГН-моделей, а також аналіз існуючих публікацій щодо рівня автономності. Автори також підкреслюють, що попри успішні приклади застосування ГН у конкретних задачах, все ще відсутні повністю інтегровані рішення, які поєднують усі необхідні компоненти в єдину платформу. Таким чином, ця публікація є важливою не тільки як технічне джерело, а й як методологічна основа для побудови майбутніх інтелектуальних систем в УНК, що відповідають реальним потребам промисловості та вимогам безпеки. Хоча робота є ґрунтовною з огляду на систематизацію знань, вона має оглядовий характер і не містить прикладів практичної реалізації в рамках сучасних веб-фреймворків, таких як Angular.

У дослідженні Посіловіч та ін. [7] запропоновано інноваційну модель генеративної змагальної мережі (ГЗМ), оснащену дискримінатором об'єктів, для підвищення ефективності виявлення дефектів на В-сканах, отриманих методом УЗК. Автори демонструють, що використання синтетичних зображень із дефектами може суттєво підвищити ефективність навчання алгоритмів виявлення пошкоджень. Водночас наукова робота вказує на потребу у великій кількості навчальних даних та відсутність аналізу інтеграції запропонованої моделі в інтерфейси веб-застосунків. У дослідженні Накаїма та співавтори [8] розглянуто різні структури глибоких згорткових нейронних мереж для обробки візуалізаційних зображень, отриманих за допомогою лазерного ультразвукового тестування. Наукова робота має експериментальний характер і порівнює ефективність різних архітектур ЗНМ у завданні виявлення дефектів. Однак, як і у попередніх випадках, автори не розглядають можливості реалізації своїх рішень у вигляді інтерактивних веб-застосунків. Публікація Перез та колективу авторів [9] охоплює широке коло підходів до інтеграції штучного інтелекту в системи неруйнівного контролю, включно з ультразвуковими методами. Дослідники аналізують сучасні техніки, тренди та перспективні напрямки, наголошуючи на важливості міждисциплінарної взаємодії для створення ефективних рішень у сфері УНК. Однак, представлена робота має загальний характер, не фокусується на конкретних архітектурних рішеннях і не розглядає їх реалізацію в компонентних веб-фреймворках.

Висвітлення невирішених раніше частин загальної проблеми

Попри значні досягнення у застосуванні штучного інтелекту до задач ультразвукового неруйнівного контролю, значна частина розробок досі залишається прив'язаною до дослідницького або лабораторного середовища. Більшість моделей створюються як прототипи, що працюють із заздалегідь обробленими наборами даних, без подальшої адаптації до інтерактивних цифрових середовищ, таких як веб-застосунки з динамічним інтерфейсом користувача. Відсутність таких рішень уповільнює впровадження ШІ-систем у реальну практику інженерної діагностики. Ще однією малодослідженою ланкою є розробка інтерфейсів, які б дозволяли спеціалістам без глибоких знань у галузі машинного навчання взаємодіяти з результатами ШІ-аналізу ультразвукових даних. Зокрема, бракує рішень, що дозволяють гнучко завантажувати, візуалізувати та інтерпретувати сигнали УЗК в реальному часі, з інтеграцією в промислові інформаційні системи через модульні клієнтські інтерфейси. Невирішеною залишається також задача поєднання фронтенд-архітектури з ШІ-бекендом у вигляді єдиного компонентного середовища, яке дозволяє масштабувати систему, адаптувати її до різних типів УЗ-обладнання та додавати нові моделі без суттєвої перебудови структури застосунку. Така архітектура була б цінною для інженерних підприємств, що прагнуть автоматизувати контроль якості та стандартизувати цифрову обробку УЗ-сигналів.

Формулювання цілей статті

Метою цієї статті є розробка концептуального та технологічного підходу до створення інтелектуального веб-застосунку на основі Angular для обробки ультразвукових даних з використанням нейронних мереж, що виконують класифікацію та візуалізацію дефектів. Особлива увага приділяється архітектурному рішенню, яке дозволяє інтегрувати ШІ-моделі в модульний фреймворк без втрати продуктивності або гнучкості. Окрім цього, стаття спрямована на демонстрацію можливості побудови повноцінної цифрової системи ультразвукового контролю, що складається з фронтенд-компонентів для візуалізації результатів, програмних інтерфейсів (ПІ) для взаємодії з моделлю ШІ та інтерфейсів для завантаження й аналізу вхідних даних. Запропонований підхід дозволяє не лише перевірити технічну реалізованість концепції, але й створити основу для її адаптації в промислових умовах.

Опис методів глибокого навчання

Розглянемо найпоширеніші архітектури глибокого навчання, які можуть бути застосовані у завданнях автоматизованого аналізу даних УЗК. Під терміном «мережа» мається на увазі загальна архітектура обробки, тоді як «модель» — це конкретна реалізація архітектури, вже навчена на певному наборі даних для досягнення конкретної мети. У контексті розробки на Angular важливо розуміти загальні принципи роботи цих мереж, щоб ефективно інтегрувати їх результати в компонентну архітектуру клієнтської частини застосунку.

Повнозв'язні нейронні мережі (ПНМ). Ці мережі складаються з ряду послідовних шарів, де кожен штучний нейрон пов'язаний із усіма нейронами попереднього і наступного шару. Основна функція кожного нейрона полягає у трансформації вхідних даних через ваги, зсуви і функцію активації. У контексті Angular-інтерфейсів такі мережі доцільно використовувати для аналізу табличних даних (наприклад, метаданих сигналів), де не потрібна просторово-локалізована обробка. Неглибокі мережі ПНМ. Це тришарові моделі — вхідний, прихований і вихідний шари. Вони застосовні для простих завдань класифікації або регресії, наприклад, автоматичне визначення чи сигнал УЗК містить дефект. В Angular такі моделі можна використовувати у комбінації з формами та панелями результатів, коли обчислення виконується на сервері, а інтерфейс тільки відображає рішення. Глибокі мережі ПНМ / MLP. Це багатошарові перцептрони, що дозволяють навчатися складнішим нелінійним залежностям. Проте вони погано працюють зі структурованими вхідними даними, такими як зображення В-секцій чи А-серії сигналів, бо не враховують просторове чи часове розміщення ознак. У веб-інтерфейсах Angular їх можна застосовувати для обробки попередньо узагальнених числових ознак, які надходять від попередньо оброблених сигналів чи зображень.

ЗНМ є одними з найефективніших архітектур для обробки структурованих даних, зокрема багатовимірних зображень або сигналів. Основна перевага ЗНМ полягає в здатності автоматично витягати ознаки з вхідних даних за допомогою згорткових шарів, які «проходять» по даних за допомогою фільтрів (ядер), створюючи карти ознак. Хоча початково ЗНМ були створені для обробки візуальної інформації (2D), сьогодні вони ефективно застосовуються до даних різних розмірностей — від 1D сигналів (А-секції в УЗК) до 3D і навіть 4D структур, наприклад, у медичній томографії чи

сейсмічному аналізі. Мінімальною вимогою до архітектури, щоб її класифікувати як ЗНМ, є наявність хоча б одного згорткового шару [10]. У сфері ультразвукового неруйнівного контролю ЗНМ успішно застосовуються для: 1) класифікації зображень — наприклад, визначення дефекту на В-секції; 2) семантичної сегментації — піксельна класифікація ділянок з дефектами; 3) детекції об'єктів — знаходження та локалізація дефектів у зображенні.

Популярні моделі ЗНМ і їх призначення:

AlexNet — одна з перших успішних глибоких моделей ЗНМ, яка показала високі результати в задачах класифікації зображень [11]. Підходить для навчальних та демонстраційних цілей, але поступається сучасним моделям за точністю й ефективністю.

VGG — архітектура від Visual Geometry Group, яка використовує багато згорткових шарів з однаковим розміром ядра (зазвичай 3x3), що дозволяє досягти високої точності при класифікації і локалізації об'єктів на зображеннях [12]. В УЗК її можна застосовувати для локалізації типових дефектів.

ResNet — архітектура з залишковими зв'язками, які з'єднують вихід попереднього шару з поточним. Це дозволяє уникнути проблеми зникнення градієнта в глибоких мережах і суттєво підвищити точність [13]. ResNet застосовується для складних задач візуального аналізу В-секцій.

Inception / InceptionTime — моделі, що включають багатоканальні згорткові модулі, які паралельно обробляють зображення ядрами різного розміру. Це особливо корисно для зображень зі змінним масштабом ознак. InceptionTime — адаптована версія для 1D-сигналів, що може застосовуватись до А-секцій УЗ-сигналів [14-16].

DenseNet — модифікація ЗНМ, яка забезпечує зв'язок кожного шару з усіма наступними. Це покращує передавання ознак і допомагає боротися з втратою градієнта [17]. У задачах УЗК DenseNet дозволяє зберігати важливі деталі вглиб архітектури при багатьох згортках.

EfficientDet — сучасна архітектура для виявлення об'єктів, яка базується на балансі між точністю та ефективністю ресурсів. Підходить для розгортання в системах з обмеженою обчислювальною потужністю, що є важливим для вбудованих або веб-орієнтованих УНК-рішень [18].

РНМ є класом нейронних мереж, спеціально розроблених для аналізу послідовних даних, зокрема часових рядів. Вони використовують рекурсивний механізм, де вихід кожного

кроку залежить як від поточного входу, так і від прихованого стану попереднього кроку. Це дозволяє мережі зберігати інформацію про попередні значення, що особливо корисно для задач прогнозування або розпізнавання структур у сигналі, як-от А-секції ультразвуку. РНМ можуть працювати в різних режимах (один-в-один, багато-в-один, багато-в-багато), що дає змогу адаптувати їх до різних типів вхідних і вихідних даних. Проте класичні РНМ мають обмеження в здатності зберігати довготривалі залежності, оскільки швидко "забувають" попередній контекст, особливо в разі довгих послідовностей або змінної частотної структури сигналу [19].

ДКП і блок із керованими (узгодженими) рекурентними елементами (URE) є вдосконаленими варіантами РНМ, які вирішують проблему короткочасної пам'яті, характерну для базових рекурентних мереж. Обидві архітектури вводять внутрішні механізми керування потоком інформації через систему "воріт" (gates), які дозволяють зберігати та оновлювати приховані стани на основі значущості інформації. У ДКП це реалізується за допомогою пам'яті (cell state) та трьох типів воріт: вхідного, вихідного й воріт забування (forget gate). URE спрощує цю структуру, поєднуючи деякі елементи в єдину керуючу логіку. Такі мережі краще справляються з даними, що мають складну динаміку та довготривалі залежності, тому їх активно застосовують у задачах розпізнавання мови, аналізу рукописного тексту, генерації підписів до зображень та, зокрема, у аналізі УЗ-сигналів із нерівномірною частотною структурою [20].

У науковій літературі, такі моделі часто реалізуються безпосередньо в середовищах для машинного навчання (наприклад, Python + PyTorch/TensorFlow) та запускаються локально або на обчислювальному кластері. У випадку Angular необхідно враховувати розділення обчислювальної логіки і візуалізації. Обчислення завжди виконуються на сервері (наприклад, FastAPI), а Angular-застосунок: 1) надсилає запити до backend із вхідними даними. 2) отримує структуровану відповідь (JSON); 3) відображає результати у компонентах (таблицях, графіках, візуалізаціях В-секцій). Таким чином, архітектурно ПНМ-моделі не вбудовуються безпосередньо в Angular, а використовуються як оброблювальні сервіси, результати яких інтегруються в інтерфейс за допомогою компонентів.

Висвітлення основного матеріалу дослідження

Розглянемо сучасні підходи до зменшення рівня шумів в ультразвукових сигналах з метою покращення відношення сигнал/шум (SNR), а також видалення паразитних елементів, зокрема відбиттів від меж та поверхонь. Такі процедури є особливо важливими при обробці А-секцій, де високий рівень шуму може маскувати реальні дефекти матеріалу.

Зокрема, у роботі Мунір та співавтори [22] запропоновано використання автоенкодера для знешумлення ультразвукових сигналів з метою підвищення SNR. Архітектура моделі була спрямована на вилучення основних ознак сигналу без шуму та побудову його відновленої версії з мінімальними спотвореннями. Для навчання та тестування було використано два незалежні набори даних, які включали відповідно 3825 та 2100 сигналів. З метою підвищення варіативності навчальної вибірки застосовано стратегію аугментації даних шляхом зсуву сигналу в часі. У порівнянні з класичними методами, такими як смугові фільтри або усереднення, запропонований автоенкодер продемонстрував кращу узагальнюваність та забезпечив приріст точності класифікації дефектів на 1–10%, залежно від типу дефекту. Інший підхід представлений Гао та колективом авторів [23], які запропонували гібридну модель для знешумлення, що базується на перетворенні сигналу у вигляд зображення. Сигнал конвертується у двовимірну форму, що відображає амплітуду в залежності від часу, після чого зображення подається на вхід автоенкодера, який коригує положення пікселів, видаляючи шуми. Після цього версія сигналу з усуненим шумом реконструюється у часовій області з покращеним співвідношенням сигнал/шум. Для тренування та тестування використано 500 і 100 сигналів відповідно, отриманих із фазованої ультразвукової решітки. Перевагою методу є його незалежність від попереднього визначення характеристик сигналу та відсутність необхідності у ручному налаштуванні параметрів, на відміну від традиційних методів, таких як емпірична модальна декомпозиція, головні компоненти (PCA) або сингулярне розкладання (SVD). Запропонований підхід виявив високу стійкість до варіацій рівня шуму, демонструючи узагальнюваність та стабільність результатів.

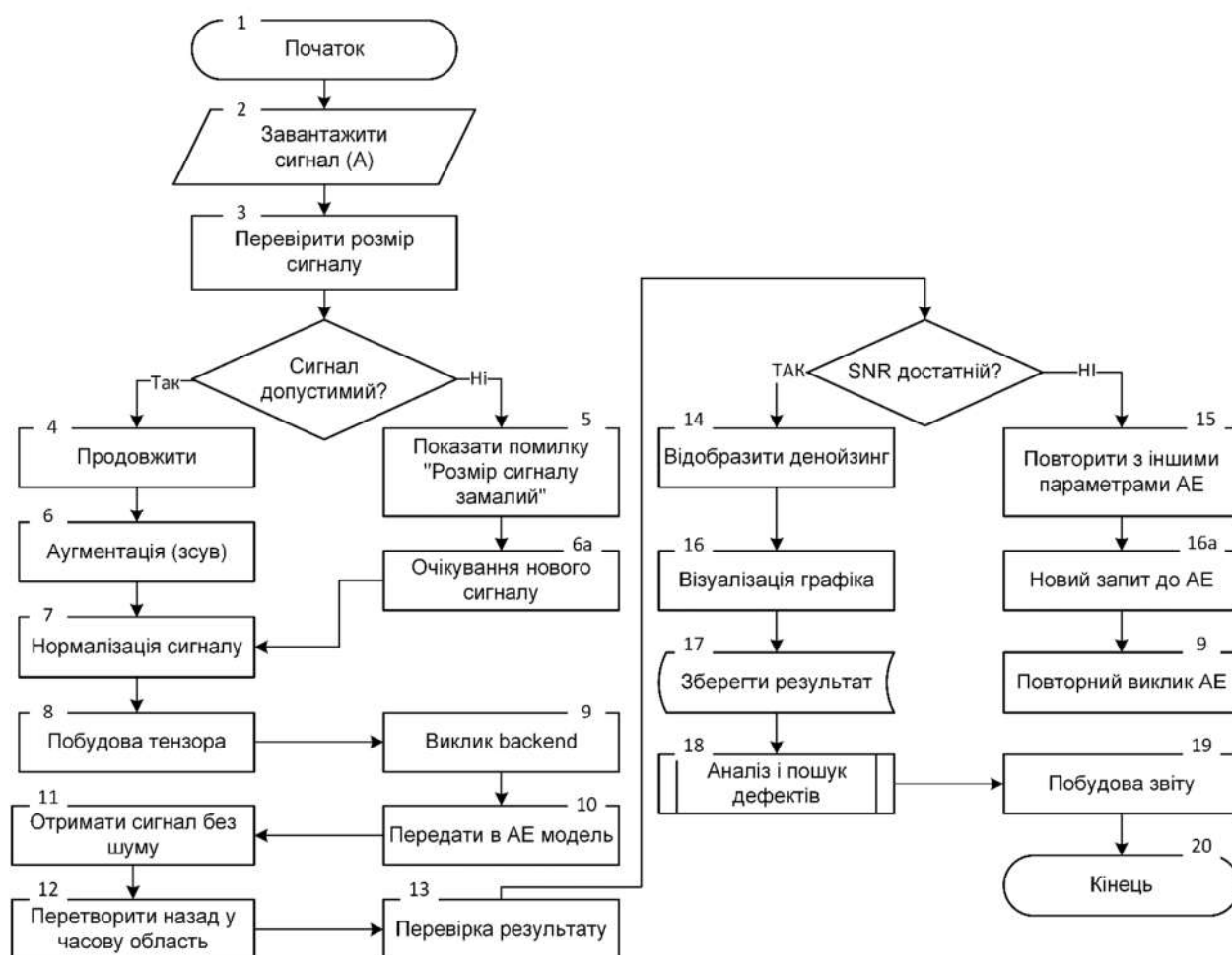
Окрім класичного видалення шуму, у неруйнівному контролі важливим є також витяг значущих параметрів із сигналу, зокрема часу проходження імпульсу (ToF). У роботі [24]

було запропоновано метод, що покращує співвідношення між глибиною проникнення та осьовою роздільною здатністю при високих частотах, де зазвичай погіршується SNR. Для цього було ЗНМ, яка розділяє перекриті між собою відлуння від дефектів і меж та водночас оцінює ToF і амплітуду кожного сигналу. На відміну від традиційних методів (крос-кореляції, деконволюції), запропонований підхід не вимагає знання характеристик відбиття чи складних шляхів проходження сигналу та є менш чутливим до шумів. Модель навчали на 2000 змодельованих сигналів з використанням методу скінченних елементів, а тестували на експериментальних даних. При SNR до 20 дБ модель показала високі результати точності, але при подальшому зниженні SNR якість різко падала. Інше дослідження [25] стосувалося видалення структурних артефактів із даних ультразвукової повної матричної зйомки (FMC). Автори запропонували автоенкодерну (АЕ) архітектуру, де енкодер витягує фізичні параметри (наприклад, товщину зразка, кут зонда, відстань до зонда), а декодер на основі цих параметрів прогнозує час приходу артефактів. Далі, ці артефакти пригнічуються шляхом накладення масок у вихідних FMC-даних. Модель навчали на 4913 симульованих FMC без дефектів, а потім перевіряли її на реальних експериментах. Перевага підходу полягає в тому, що артефакти видаляються без втрати важливої інформації про можливі дефекти. У ще одному підході, запропонованому Gao та співавт. [27], була розроблена автономна система для покращення ультразвукових логінг-сигналів, яка поєднувала знешумлення і оцінку ToF. Вона складалася з двох нейронних мереж: одна — на основі архітектури U-Net — виконувала знешумлення, а інша — автоенкодер — реконструювала сигнал. Отримані ознаки подавалися на вхід повнозв'язної нейромережі (ПНМ) для визначення часу проходження. Цікаво, що для підвищення точності автори використали трансферне навчання — модель спочатку навчалася на мікросейсмічних Р-хвилях із ручними розмітками, а потім переносила ці знання на ультразвукові сигнали без розмітки. Це дозволило ефективно працювати навіть при обмеженій кількості даних у цільовій області.

На основі детального аналізу сучасних підходів до знешумлення ультразвукових сигналів, витягу значущих параметрів (зокрема ToF) та усунення структурних артефактів, нами було побудовано власний алгоритм (рис. 1), який інтегрує методи штучного інтелекту в рамках компонентного веб-застосунку. Архітектура

алгоритму охоплює повний цикл обробки сигналу — від завантаження та аугментації даних до передачі їх у глибоку нейронну модель та подальшої візуалізації результатів. При цьому ключову роль у покращенні якості аналізу відіграє АЕ нейромережа, яка виконує знешумлення, реконструкцію та передачу ознак для подальшої обробки. Розроблений алгоритм є ефективнішим порівняно з традиційними підходами завдяки кільком чинникам. По-перше, він не потребує ручного налаштування параметрів фільтрації або знання характеристик джерел шуму, що дозволяє досягати високої узагальнюваності на нових типах даних. По-друге, модель здатна виявляти приховані закономірності в сигналі, зокрема перекриті відлуння або структурні артефакти, які важко виокремити за допомогою класичних методів (кореляції, деконволюції, PCA тощо). По-третє, реалізація в межах Angular-застосунку з компонентною структурою забезпечує інтерактивність, гнучкість у візуалізації та масштабованість системи. Таким чином, запропонований підхід поєднує обчислювальну потужність глибокого навчання з інженерною гнучкістю сучасних веб-технологій. Він дозволяє не лише покращити співвідношення сигнал/шум та точність виявлення дефектів, а й забезпечує повну інтеграцію в цифрові інтерфейси для неруйнівного контролю. Це відкриває нові можливості для впровадження інтелектуальних систем аналізу сигналів у промисловій й освітній середовищах.

У табл. 1 кожен компонент системи має чітко визначену функціональність відповідно до архітектурних вимог. Наприклад, `SignalUploadComponent` відповідає за отримання і валідацію сирих даних користувача, `Preprocess-Service` забезпечує попередню обробку, а `SignalDenoisingService` здійснює безпосередню взаємодію з `backend`-моделлю автоенкодера для знешумлення сигналу. Такий поділ обов'язків дозволяє зберігати модульність, спрощує масштабування застосунку та забезпечує дотримання принципів розподілу відповідальності між компонентами. Кожен компонент виконує строго обмежену задачу, що полегшує як тестування, так і повторне використання коду. Важливим аспектом є відповідність компонентів вимогам до використання штучного інтелекту. Наприклад, усі сервіси, які взаємодіють із моделями ШІ (`SignalDenoisingService`, `DefectDetectionService`), повинні бути здатними працювати з асинхронними ПІ-запитами, обробляти великі об'єми даних та забезпечувати стійкість до помилок



Опис умов: Блок 3 – перевіряє, чи розмір сигналу достатній для аналізу. Блок 13 – перевіряє, чи відповідність заданого значення SNR. Блок 15 – умовний перехід: при недостатньому SNR дані знову подаються в автоенкодер з іншими параметрами.

Рисунок 1 – Алгоритм знешумлення ультразвукового сигналу з використанням автоенкодера, реалізованого у веб-застосунку на Angular

зв'язку або обробки. Також візуалізаційні компоненти (ResultComponent, ChartComponent) мають вміти динамічно адаптувати свої структури відповідно до результатів, що генеруються ШІ, наприклад, відображати heatmap знешумлених даних або маркувати знайдені дефекти. У межах системи застосовуються як загальні ШІ-моделі (наприклад, автоенкодер для знешумлення), так і спеціалізовані моделі, призначені для вирішення окремих задач, таких як визначення часу проходження імпульсу (ToF) чи виявлення типу дефекту. Спеціалізовані ШІ реалізуються окремими мікросервісами, а компоненти Angular через свої сервіси виступають лише як інтеграційна ланка. Це дозволяє компонувати різні моделі в єдину архітектуру та комбінувати результати їх роботи для комплексного аналізу ультразвукових сигналів. Використання компонентів із підтримкою ШІ має очевидні переваги перед тради-

ційними компонентами без інтелектуальної обробки. По-перше, ШІ-компоненти здатні автоматично адаптуватися до змінних вхідних даних без потреби ручного налаштування параметрів. По-друге, вони можуть виявляти складні закономірності у даних, що є недоступним для класичних rule-based підходів. По-третє, інтеграція ШІ в компоненти забезпечує підвищену точність, швидкість аналізу та кращу стійкість до шуму, що є критичним у задачах неруйнівного контролю для складних і знешумлених сигналів.

Застосування компонентів із вбудованими модулями ШІ у межах компонентно-орієнтованої архітектури Angular дає змогу суттєво підвищити функціональність, точність і гнучкість систем аналізу ультразвукових сигналів. На відміну від традиційних компонентів, що працюють на основі фіксованих правил або ручних порогів, інтелектуальні компоненти

Таблиця 1 – Опис кожного блоку алгоритму знешумлення ультразвукового сигналу

Блок	Назва	Angular-компонент	Використання ІІІ	Коментар
1	Старт	-	-	Початок роботи, можливо, активація workflow або сценарію.
2	Завантажити сигнал	SignalUploadComponent	-	Користувач завантажує файл А-сигналу.
3	Перевірити кількість відліків у сигналі	SignalValidatorService	-	Простий валідатор на Angular/TypeScript — не ІІІ.
4	Продовжити	логіка в SignalProcessorService	-	Якщо сигнал валідний.
5	Показати помилку	ErrorModalComponent	-	Виводить повідомлення про помилку.
6	Аугментація (зсув)	PreprocessService	-	Time-shifting, data augmentation.
7	Нормалізація	PreprocessService	-	Масштабування сигналу до стандартного діапазону.
8	Побудова тензора	TensorBuilderService	-	Формує тензор для моделі. Підготовка до ІІІ.
9	Виклик backend	SignalDenoisingService	є	HTTP POST до FastAPI/Flask, який містить модель АЕ.
10	Передати в АЕ	(на бекенді)	є	Тут використовується власне модель автоенкодера.
11	Отримати безшумний сигнал	SignalDenoisingService	є	Отримання зворотнього результату (тензора або масиву).
12	Зворотнє перетворення	PostprocessService	-	Конвертує тензор у часову форму.
13	Перевірка SNR	QualityEvaluatorService	-	Проста формула, або окремий ML-модуль.
14	Відобразити результат	ResultComponent	-	Візуалізація знешумлення (графік, overlay).
15	Повторити з іншими параметрами	RetryModalComponent	-	UX-компонент із кнопками.
16	Побудова графіка	ChartComponent (наприклад, ngx-charts)	-	Візуальне представлення результату.
16a	Новий запит до АЕ	SignalDenoisingService	є	Повторна взаємодія з ІІІ програмних інтерфейсів.
17	Збереження	ExportService	-	Завантаження або запис у БД.
18	Аналіз дефектів	DefectDetectionService	є	Тут може бути другий ML-модуль — для аналізу денойзованого сигналу.
19	Побудова звіту	ReportGeneratorComponent	-	Формування PDF/таблиць.
20	Кінець	-	-	Завершення сценарію.

здатні адаптуватися до широкого спектра вхідних даних без необхідності в повторному налаштуванні системи користувачем. ІІІ-компоненти ефективно виконують складні задачі, зокрема знешумлення, виділення часових параметрів (ToF), виявлення дефектів та усунення артефактів, використовуючи для цього АЕ, згорткові нейронні мережі та моделі з пам'яттю (ДКП, UPE). Завдяки цьому значно зростає якість аналізу навіть за низького SNR, коли класичні підходи часто дають помилкові або нечіткі результати. Крім того, ІІІ-моделі демонструють здатність до узагальнення — тобто зберігають точність на нових, раніше не бачених типах сигналів. Важливою перевагою є також інтеграція ІІІ в інтерфейси користува-

ча: інтелектуальні Angular-компоненти можуть не лише обробляти дані у фоновому режимі, але й динамічно адаптувати візуалізацію до отриманих результатів, наприклад, відображати теплову карту знешумлення або маркувати ділянки з потенційними дефектами. Це забезпечує значно вищий рівень зручності для кінцевого користувача, знижуючи потребу в професійній підготовці для роботи з системою. У сукупності, вбудовування штучного інтелекту в архітектуру компонентів забезпечує переваги як на рівні обробки сигналів, так і в контексті користувацького досвіду. Такі системи є не лише точнішими, але й гнучкішими, масштабованішими та готовими до роботи в умовах реального виробництва або польових вимірю-

Таблиця 2 – Порівняльна таблиця "Компоненти з ШІ і Компоненти без ШІ"

Критерій	Компоненти без ШІ	Компоненти із застосуванням ШІ	Перевага ШІ-компонентів
Обробка даних	Правила і фільтри, задані вручну	Автоматична обробка на основі моделей	Менше ручної роботи, гнучкість
Адаптивність до нових даних	Обмежена, потребує переналаштування	Самонавчання або стабільна генералізація	Працює на різних даних без переналаштування
Якість аналізу сигналів	Обмежена (проста фільтрація, порогові методи)	Глибинне виявлення закономірностей	Вища точність і чутливість
Стійкість до шуму	Зниження точності при високому шумі	Знешумлення автоенкодерами або ЗНМ	Краще працюють в умовах низького SNR
Потреба у налаштуванні користувачем	Висока	Мінімальна	Зручність для некваліфікованих користувачів
Швидкість аналізу	Висока для простих сигналів	Вища на складних структурах через автоматизацію	Ефективніше при великих об'ємах даних
Гнучкість інтеграції в систему	Легко інтегрується, але обмежений функціонал	Вимагає більше ресурсів, але масштабованіше	Підтримка складних сценаріїв і розширення
Візуалізація результатів	Статичні графіки, базові інтерфейси	Інтерактивні графіки з розпізнаними дефектами	Багатший користувацький досвід (UX)

вань. У довгостроковій перспективі це відкриває шлях до створення повністю автоматизованих, інтелектуальних рішень у сфері неруйнівного контролю. Щоб наочно продемонструвати описані вище переваги, у табл. 2 наведено порівняння між класичними компонентами без використання ШІ та інтелектуальними компонентами, які інтегрують алгоритми глибинного навчання. Порівняння охоплює ключові аспекти роботи компонентів — від обробки даних і адаптивності до точності аналізу, інтеграції в систему та взаємодії з користувачем. Такий підхід дозволяє не лише теоретично обґрунтувати ефективність ШІ, а й продемонструвати її на рівні практичної реалізації в архітектурі Angular-застосунку.

Розроблений нами підхід до аналізу ультразвукових сигналів на основі компонентного Angular-застосунку та вбудованих моделей глибинного навчання має потенціал для подальшого розвитку в напрямі повної автоматизації процесу неруйнівного контролю. У запропонованій архітектурі система не лише виконує обробку сигналів, знешумлення та візуалізацію, а й здатна автоматично приймати рішення на основі результатів, що генеруються нейронними мережами. Це відкриває можливість для створення безперервного циклу: від збору даних до формування висновків без постійного втручання людини. Інтелектуальні компоненти можуть бути доповнені механізмами виявлення аномалій або нестандартних сценаріїв, коли вхідні дані виходять за межі допустимих моделей. У таких випадках система повинна не лише зупинити процес, а й повідомити оператора про ймовірну нестандартну

ситуацію. Це дозволяє поєднати переваги автономного аналізу з необхідним рівнем нагляду для забезпечення високих стандартів безпеки та відповідності інженерним нормам. Також важливою є модульність та інтегрованість системи, особливо у випадках, коли дані надходять із роботизованих або безпілотних систем збору (наприклад, сканувальних платформ, дронів або мобільних сканерів). У таких конфігураціях програмна система повинна не лише отримувати сигнали, а й обмінюватися інформацією з пристроями щодо маршруту обстеження, положення датчика та режимів вимірювання. Це передбачає розширення ПІ, здатних забезпечити двосторонню комунікацію між ШІ-системою та виконавчим пристроєм у режимі реального часу. Ключовим викликом для такої інтеграції є оптимальне розміщення сенсорів або виконавчих механізмів для збирання найінформативніших даних. В межах запропонованого підходу це завдання може бути розв'язане за допомогою моделей глибинного навчання, які прогнозують зони з найбільшою ймовірністю дефектів та передають координати позиціонування пристрою. Таке адаптивне управління з боку інтелектуальної системи дає змогу зменшити невизначеність у діагностиці та підвищити точність прийнятих рішень щодо технічного стану об'єкта. У майбутньому інтеграція оптимізаційних модулів із ШІ-компонентами дозволить розширити застосування нашої системи до повноцінного автоматизованого технічного обстеження.

У межах побудованої інтелектуальної системи обробки ультразвукових сигналів одним із ключових викликів є забезпечення надійнос-

ті результатів і пояснюваності дій моделей. Це особливо важливо у випадках, коли прийняті системою рішення мають наслідки для технічного обслуговування або безпеки об'єкта. Для цього необхідно кількісно оцінювати невизначеність моделей, що виникає через особливості вхідних даних, обмеження самої моделі або неправильні гіпотези. Застосування байєсівських методів, таких як випадкове відсічення Монте-Карло, варіаційне виведення або активне навчання, дозволяє формалізувати рівень довіри моделі до власного рішення і за потреби передавати керування оператору. Крім того, компоненти системи повинні надавати повну інформацію про всі налаштовувані параметри моделей, які можуть впливати на результат. Це стосується як гіперпараметрів навчання, так і вхідних параметрів попередньої обробки (наприклад, нормалізації або часових зсувів сигналу). Для контролю чутливості результату до таких параметрів можуть бути застосовані методи глобального аналізу чутливості. Окрему увагу варто приділяти можливості стиснення моделей для їх ефективного розгортання на пристроях периферійного обчислення або в реальному часі без втрати точності. Інтелектуальна система має також бути усвідомленою щодо власних обмежень, тобто мати можливість самостійно розпізнавати, коли вхідні дані виходять за межі її області компетентності. Це досягається шляхом оцінки епістемічної невизначеності — якщо модель не впевнена у результаті, вона повинна повідомити про це оператору або системі керування. Такий підхід підвищує автономність і надійність системи, а також дозволяє повторно використовувати такі «проблемні» дані для вдосконалення моделі шляхом донавчання. Передбачення сценаріїв ризику і визначення способів реагування на них (наприклад, передача керування оператору) є обов'язковою умовою для валідації таких систем у критичних галузях. Нарешті, важливою вимогою є повна трасованість результатів, тобто можливість відстежити кожне рішення моделі до початкових етапів збирання даних. У запропонованій архітектурі це реалізується через логування ПП-викликів, зберігання метаданих та маркерів, які дозволяють простежити вплив кожного етапу обробки на кінцевий висновок. Це не лише підвищує прозорість процесу, але й дозволяє ефективно впроваджувати внутрішню оптимізацію: наприклад, якщо фінальний результат має високу невизначеність, система може автоматично ініціювати повторне сканування або змінити конфігурацію аналізу. Такий рівень пояснюваності та адаптивнос-

ті критично важливий як для промислового застосування, так і для проходження аудиту в регуляторних органах.

Результати інтеграції моделей ШІ у веб-застосунок та перевірка функціональної коректності

Інтеграція моделей штучного інтелекту в структуру компонентного Angular-застосунку реалізована за принципом чіткої розмежованості функціональних блоків: формування вхідних даних, передача до моделі, обробка результату та візуалізація. Такий підхід забезпечує модульність, повторне використання та адаптивність системи до різних типів моделей ШІ — хмарних, локальних або спеціалізованих. Ключову роль у підготовці даних відіграє `TensorBuilderService`, який відповідає за перетворення сирих ультразвукових сигналів у формат, придатний для подачі у модель (тензори з нормалізованими значеннями амплітуд). Цей сервіс може бути налаштований на різну розмірність вхідного вектора, що дозволяє підключати моделі з різною структурою входу (наприклад, 1×160 або 1×512). Передача даних до моделей ШІ реалізується через сервіс `SignalDenoisingService`, який виконує HTTP POST-запити до зовнішніх або локальних API. У залежності від конфігурації, він може звертатися до: 1) локального FastAPI-сервера зі спеціалізованою моделлю знешумлення; 2) локального LM Studio (модель LLaMA) через REST API; 3) або до хмарної платформи Firebase/Vertex AI з використанням авторизації на основі токена. Оброблені дані, отримані з моделі, передаються до компонентів візуалізації. Наприклад, `SignalChartComponent` будує графіки сигналів до і після обробки, а `DefectInsightComponent` може відображати теплову карту зон із високою ймовірністю дефектів. У випадку інтеграції з LLM-моделями (локальними чи хмарними), текстова відповідь ШІ виводиться через `AiResponseComponent` у вигляді пояснення, інтерпретації або рекомендацій. Вся архітектура побудована з урахуванням асинхронної взаємодії (`Observable/Promise`), що дозволяє не блокувати інтерфейс користувача та забезпечує масштабованість при обробці великих обсягів даних. Такий підхід також дозволяє легко додавати нові моделі або джерела ШІ без потреби модифікувати логіку інших компонентів.

Одним із сценаріїв інтеграції, реалізованих у межах Angular-застосунку, є взаємодія з хмарною моделлю штучного інтелекту, розгорнутою на платформі Vertex AI (Google Cloud)

у поєднанні з Firebase Authentication. Цей підхід дозволяє реалізувати генеративні або аналітичні сервіси в режимі запит-відповідь без необхідності локального розгортання моделей. Angular-компонент `AiRecommendationService` відповідає за формування структурованого запиту до хмарного API. Дані передаються у форматі JSON та можуть включати: а) узагальнену інформацію про сигнал (тип, параметри, середнє значення, відхилення); б) виявлені зони, марковані як потенційно дефектні; в) текстову інтерпретацію від моделі знешумлення або результат класифікації. Запит передається до REST API Vertex AI через захищений HTTP-запит, підписаний OAuth2-токеном, отриманим через Firebase Admin SDK. Модель відповідає у форматі текстової інтерпретації, яка містить опис аномалії, рівень впевненості моделі та рекомендації щодо дій (наприклад, "перевірити зону 28-32 мм", "ймовірний тріщиноподібний дефект"). Інтеграція з Vertex AI була реалізована з використанням моделі `chat-bison@001`, яка підтримує інструкції в технічному стилі. Це дало змогу адаптувати відповідь до технічного середовища неруйнівного контролю: модель не лише відтворює узагальнені тексти, а й коментує конкретні числові параметри, надані в запиті. Отриману відповідь Angular-застосунок відображає у вигляді пояснення в модулі результатів, дозволяючи користувачу швидко інтерпретувати вихідні дані моделі. Завдяки хмарній реалізації вдалось досягти незалежності від локальних обчислювальних ресурсів, забезпечити масштабованість та автоматичне оновлення моделі. Такий підхід є доцільним у випадках, коли обробка сигналів здійснюється централізовано або потребує високої мовної адаптації для пояснюваного III. У середовищах, де використання хмарних сервісів обмежене через політику безпеки, відсутність інтернету або вимоги до конфіденційності, було реалізовано сценарій інтеграції Angular-застосунку з локальною LLM-моделлю, розгорнутою за допомогою LM Studio. У цьому випадку модель, така як LLaMA 3 або Mistral, працює на локальному ПК або сервері й взаємодіє з фронтендом через простий REST API. Angular-сервіс `LocalAiService` формує текстовий або JSON-запит, що містить опис ситуації (наприклад, сегмент обробленого сигналу, аналітичні характеристики або узагальнені висновки з інших моделей). Запит надсилається через HTTP POST до локального серверу, який працює за замовчуванням на `localhost:1234/v1/completions`. У відповіді модель повертає текст із поясненням ситуації,

прогнозом, рекомендаціями або оцінкою ймовірності наявності дефекту. Однією з ключових переваг цього підходу є можливість реалізації пояснюваного III без використання зовнішніх хмарних сервісів. Наприклад, система може пояснити, чому конкретна аномалія була інтерпретована як значуща: "спостерігається локальне підвищення амплітуди в зоні 28–35 мкс, що може відповідати зворотному відлунню від тріщини". У рамках експериментів було протестовано різні типи запитів, у тому числі з використанням шаблонів промптів, що автоматично формуються Angular-компонентом на основі результатів аналізу сигналу. Це дозволило створити систему, де людино орієнтовані пояснення формуються в реальному часі після обробки сигналу, без необхідності залучення оператора для інтерпретації результатів. Інтеграція з LM Studio виявилася ефективною для середовищ, де важлива автономність, обмеженість мережесих ресурсів або потреба в локальній адаптації моделей. При цьому рівень інтерпретації результатів не поступається хмарним аналогам.

Ключовим елементом реалізованої системи є модульна інтеграція Angular-фронтенду з серверними моделями обробки ультразвукових сигналів. Веб-інтерфейс взаємодіє з моделлю через REST API, реалізований за допомогою FastAPI. На стороні Angular створено сервіс `SignalDenoisingService`, який надсилає асинхронний HTTP POST-запит на сервер. Перед відправленням сигнал перетворюється у нормалізований тензор фіксованої довжини (1×160), що формується за допомогою спеціалізованого `TensorBuilderService`. Такий підхід забезпечує однаковий формат вхідних даних незалежно від їх походження — чи то експериментально отримані, чи синтетично змодельовані сигнали. На сервері розгорнута модель, адаптована з відкритого проєкту ML-NDT, в якому реалізовано глибоку згорткову нейронну мережу для виявлення дефектів у фазованих масивах ультразвукових даних [28]. Оригінальний код моделі був модифікований для роботи з одномірними A-сигналами, а архітектура спрощена відповідно до задачі відновлення сигналу. Структура моделі включає послідовність 1D-згорткових і транспонованих згорткових шарів з активацією ReLU у прихованих шарах та Tanh на виході. Цільова функція — мінімізація середньоквадратичної помилки між зашумленим та очищеним сигналом. Для навчання було згенеровано 2 000 пар сигналів (зашумлений + еталон) з амплітудним співвідношенням сигнал/шум у діапазоні 5–15 дБ.

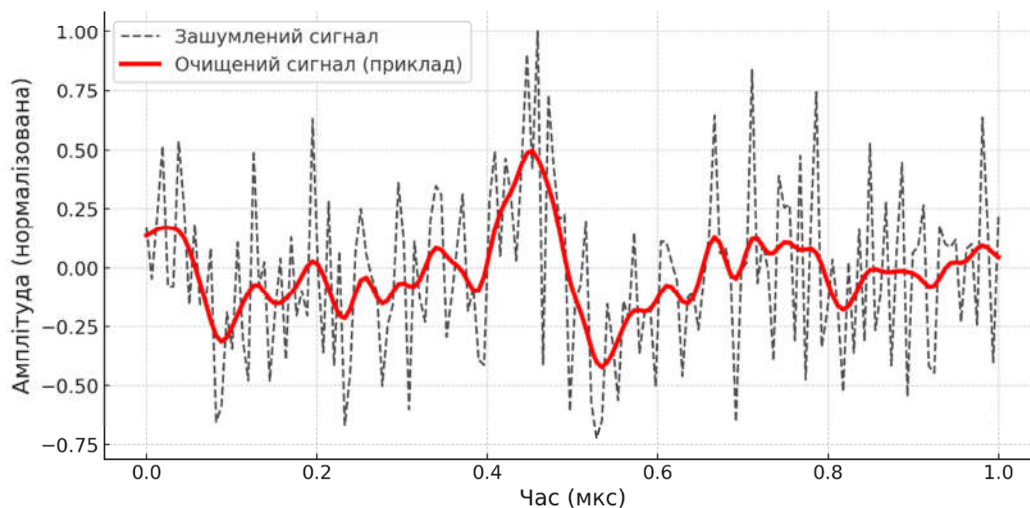


Рисунок 2 – Приклад результату роботи системи на зашумлений А-сигнал

Навчання виконувалося протягом 30 епох при розмірі батча 32. Система розгорнута на середовищі PyTorch з інтеграцією через FastAPI. Результат обробки — очищений сигнал — передається назад клієнтській частині й візуалізується за допомогою компонента SignalChartComponent. Окрім графічного відображення, оброблені дані можуть бути передані до окремого аналітичного модуля, зокрема інтегрованої локальної мовної моделі (LLM), для автоматичного пояснення природи виявлених змін або аномалій у сигналі. На демонстраційному прикладі (рис. 2) система обробляє зашумлений А-сигнал, що імітує відображення дефекту в контрольованій зоні. Після проходження сигналу через модель основний імпульс виокремлюється з високою точністю, а шумова складова істотно зменшується. Це дозволяє локалізувати можливі пошкодження матеріалу із підвищеним рівнем достовірності. Для перевірки коректності роботи моделі було сформовано тестову вибірку з 200 сигналів. Середнє покращення співвідношення сигнал/шум становило 4,6 рази, а середня абсолютна помилка реконструкції — 0,08. Оскільки модель не виконує класифікації або виявлення класів дефектів, а лише реалізує функцію попередньої обробки (очищення сигналу), метрики типу помилок першого та другого роду (False Positives / False Negatives) не є релевантними на цьому етапі. Важливою перевагою такого підходу є повна модульність реалізації: заміна або оновлення серверної моделі не потребує змін у клієнтській частині, що дозволяє швидко адаптувати систему до нових типів даних або оновлених моделей машинного навчання.

Обговорення результатів дослідження

Проведення дослідження дозволило оцінити ефективність застосування глибокого навчання для завдань обробки ультразвукових сигналів у контексті компонентно-орієнтованих вебзастосунків. Аналіз сучасних моделей продемонстрував, що АЕ та згорткові нейронні мережі здатні ефективно витягувати важливу інформацію навіть із зашумлених даних, що особливо важливо для неруйнівного контролю у складних польових умовах. Реалізація обробки через Angular-компоненти виявилася зручною для інтеграції моделей у масштабовані системи обробки даних. Одним із важливих спостережень стало те, що забезпечення пояснюваності результатів, включно з оцінкою невизначеності, відіграє критичну роль для застосування інтелектуальних систем у промислових умовах. Використання механізмів оцінки довіри до прогнозів моделей дозволяє не лише підвищити безпеку прийнятих рішень, але й формувати механізми своєчасного залучення оператора до процесу контролю, що істотно підвищує рівень довіри до автоматизованих систем. Розроблений підхід також продемонстрував потенціал для динамічного керування процесом збору даних. Використання глибоких моделей для оптимізації розміщення сенсорів або корекції маршрутів обстеження відкриває нові можливості для адаптивних систем контролю, які можуть змінювати свою поведінку в залежності від отриманих проміжних результатів без прямого втручання оператора. Важливим практичним аспектом стала необхідність інтеграції сучасних методів стискання моделей, що дозволяють забезпечити роботу ШІ-модулів на пристроях периферійного обчислення із обмеженими ресурсами.

Це відкриває перспективи використання розробленої системи не тільки в стаціонарних умовах, але й у мобільних або безпілотних платформах для автономного неруйнівного контролю. Крім того, обговорення показало, що для подальшого вдосконалення системи важливо не лише нарощувати точність моделей, але й формувати надійну інфраструктуру трасованості рішень, яка забезпечить можливість аналізу історії даних, контролю якості та вдосконалення моделей за рахунок накопичених результатів роботи. Це дозволить створити більш стійкі й самонавчальні системи контролю, придатні для застосування у вимогливих галузях промисловості.

Висновки

У результаті проведеного дослідження було проаналізовано сучасні підходи до обробки ультразвукових сигналів за допомогою методів штучного інтелекту, зокрема знешумлення, виявлення дефектів, класифікації типів відлунь та визначення часу проходження імпульсу (ToF). На основі аналізу літератури встановлено, що класичні методи обмежені у своїх можливостях при роботі з зашумленими даними, тоді як глибинне навчання дозволяє виділяти суттєві ознаки навіть за низького SNR. Було розроблено архітектуру інтелектуального веб-застосунку на базі Angular із інтеграцією моделей глибинного навчання (зокрема автоенкодера, ЗНМ і FCN ПНМ), яка дозволяє виконувати повний цикл обробки ультразвукових

сигналів. Компонентна структура забезпечує модульність, повторне використання і зручність масштабування системи. Передбачено механізми виявлення аномалій, динамічного аналізу якості результату та можливість інтерактивної взаємодії з користувачем на рівні візуалізації. У процесі реалізації було встановлено, що використання ШІ-компонентів у структурі Angular-застосунку забезпечує суттєві переваги над традиційними підходами, заснованими на фіксованих правилах рішеннями: адаптивність до нових типів даних, стійкість до шуму, вища точність і можливість автономного прийняття рішень. Окрім того, розглянуто питання трасованості, пояснюваності рішень і інтеграції моделей у виробничі або лабораторні умови з підтримкою ПІ. Таким чином, розроблена система є прикладом ефективного поєднання сучасних вебтехнологій та інтелектуального аналізу сигналів у сфері неруйнівного контролю. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення функціональності, включення моделей оптимального позиціонування сенсорів, самонавчання та автоматичне керування процесом контролю в реальному часі.

Подяки

Відсутні.

Конфлікт інтересів

Відсутній.

Список використаних джерел / References

1. Sambath S., Nagaraj P., Selvakumar N. Automatic defect classification in ultrasonic NDT using artificial intelligence. *Journal of Nondestructive Evaluation*. 2011. Vol. 30. P. 20–28.
2. Shrifan N.H.M.M., Akbar M.F., Isa N.A.M. Prospect of using artificial intelligence for microwave nondestructive testing technique: A review. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 110628–110650.
3. Angiulli G., Scarcella G., Morabito F.C., Versaci M. Advances in the integration of artificial intelligence and ultrasonic techniques for monitoring concrete structures: A comprehensive review. *Journal of Composites Science*. 2024. Vol. 8, No. 12. Article 531.
4. Taheri H., Salimi Beni A. Artificial Intelligence, Machine Learning, and Smart Technologies for Nondestructive Evaluation. *Handbook of Nondestructive Evaluation* 4.0. 2025. P. 1–29.
5. Yella S., Dougherty M.S., Gupta N.K. Artificial intelligence techniques for the automatic interpretation of data from non-destructive testing. *Insight – Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. 2006. Vol. 48, No. 1. P. 10–20.
6. Cantero-Chinchilla S., Wilcox P.D., Croxford A.J. Deep learning in automated ultrasonic NDE: developments, axioms and opportunities. *arXiv preprint arXiv: 2112.06650*. 2021. 22 p. DOI: [10.48550/arXiv.2112.06650](https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.06650)
7. Posilović L., Medak D., Subašić M., Budimir M., Lončarić S. Generative adversarial network with object detector discriminator for enhanced defect detection on ultrasonic B-scans. *arXiv preprint arXiv: 2106.04281*. 2021. 10 p. DOI: [10.48550/arXiv.2106.04281](https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.04281)

8. Nakajima M., Saitoh T., Kato T. A study on deep CNN structures for defect detection from laser ultrasonic visualization testing images. *arXiv preprint arXiv: 2305.18327*. 2023. 12 p. DOI: [10.48550/arXiv.2305.18327](https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.18327)
9. Pérez E., Ardic C.E., Çakıroğlu O., et al. Integrating AI in NDE: Techniques, Trends, and Further Directions. *arXiv preprint arXiv: 2404.03449*. 2024. 35 c. DOI: [10.48550/arXiv.2404.03449](https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.03449)
10. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015. Vol. 521, No. 7553. P. 436–444.
11. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2012. Vol. 25. P. 1097–1105.
12. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2015. 13 p. [Electronic resource]. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1409.1556>
13. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 770–778.
14. Szegedy C., Liu W., Jia Y., Sermanet P., Reed S., Anguelov D., Erhan D., Vanhoucke V., Rabinovich A. Going deeper with convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015. P. 1–9.
15. Fawaz H. I., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P. A. InceptionTime: Finding AlexNet for time series classification. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2020. Vol. 34, No. 6. P. 1936–1962.
16. Szegedy C., Ioffe S., Vanhoucke V., Alemi A. A. Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*. 2017. Vol. 31, No. 1. P. 4278–4284.
17. Huang G., Liu Z., Van Der Maaten L., Weinberger K. Q. Densely connected convolutional networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 4700–4708.
18. Tan M., Pang R., Le Q. V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2020. P. 10781–10790.
19. Graves A. Supervised sequence labelling with recurrent neural networks. Springer, 2012. 143 p.
20. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735–1780.
21. Munir M., Siddiqui S. A., Dengel A., Ahmed S. A deep learning approach for ultrasonic signal denoising and defect classification. *Ultrasonics*. 2020. Vol. 108. Article 106219. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2020.106219>
22. Gao R., Yang X., Hou C., Zhao Y., Liu Y. A hybrid denoising method for ultrasonic signals using image-based autoencoders. *Ultrasonics*. 2021. Vol. 115. Article 106439. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2021.106439>
23. Cantero-Chinchilla S., Belahcene F., Holmes C., Velichko A., Wilcox P. CNN-based estimation of overlapping echoes and time-of-flight in ultrasonic signals. *NDT & E International*. 2021. Vol. 121. Article 102435. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2020.102435>
24. Cantero-Chinchilla S., Brignol L., Di Cataldo S., Holmes C., Wilcox P. Deep learning for structural artefact suppression in ultrasonic FMC data. *Ultrasonics*. 2021. Vol. 114. Article 106418. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2021.106418>
25. Brignol L., Cantero-Chinchilla S., Di Cataldo S., Wilcox P., Holmes C. Comparison of TFM-based and data-based artefact removal methods in ultrasonic imaging. *NDT & E International*. 2022. Vol. 129. Article 102666. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2022.102666>
26. Gao R., Liu Y., Yang X., Hou C., Li L., Zhao Y. An autonomous deep learning framework for ultrasonic logging signal enhancement and time-of-flight estimation. *Ultrasonics*. 2022. Vol. 121. Article 106733. doi.org/10.1016/j.ultras.2022.106733
27. Pan S. J., Yang Q. A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2010. Vol. 22, No. 10. P. 1345–1359. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
28. ML-NDT [Електронний ресурс] / iikka-v. GitHub, 2022. <https://github.com/iikka-v/ML-NDT>, вільний. Назва з екрана.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A PART OF THE ANGULAR COMPONENT FRAMEWORK: AN EXAMPLE OF INTEGRATING

Liutak I. Z.

Dr of Technical Sciences, professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-8960-5871>
e-mail: ihorlt@gmail.com

Liutak Z. P.

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0009-0000-8323-6980>
e-mail: ihorlt@gmail.com

Abstract. This paper presents an approach to the development of an intelligent web application for processing ultrasonic non-destructive testing (NDT) data, utilizing the Angular component framework and the integration of deep learning models. The focus is on designing an architecture that supports real-time preprocessing, visualization, and interpretation of A-signals through a REST API. A review of modern machine learning architectures is provided, including convolutional autoencoders, convolutional and recurrent neural networks, transformer models, and attention mechanisms. Their effectiveness is analyzed in tasks such as signal denoising, automatic defect localization, time-of-flight (ToF) estimation, and diagnostic reliability enhancement. The study outlines the limitations of traditional rule-based approaches, which lack sufficient adaptability to noise, signal variability, and inspection conditions. Based on these findings, a system architecture is proposed, featuring modular interaction between an Angular client and a backend deep learning model implemented using PyTorch and FastAPI. A custom component, *SignalDenoisingService*, has been developed to handle input signal processing, transmit data as tensors to a REST-wrapped model, and display the processed results as visual plots. The autoencoder model was trained on a synthetic dataset of A-signals containing noisy pulses simulating defects, followed by accuracy testing of signal reconstruction. The proposed solution demonstrates high robustness to noise, an increase in signal-to-noise ratio (SNR) by 3–5 times, and scalability to new input signal types without modifying the client-side logic. Special emphasis is placed on ensuring explainability (XAI), traceability of decisions, automatic anomaly detection, and uncertainty feedback mechanisms. The study shows that the developed system can be integrated with autonomous robotic data acquisition platforms to enable advanced intelligent diagnostic systems. The results provide a foundation for the advancement of digital solutions in industrial inspection and technical monitoring using modern web technologies and artificial intelligence.

Key words: ultrasonic non-destructive testing, Angular, artificial intelligence, signal denoising, deep learning, auto-encoder, defect analysis, signal processing, explainable AI, autonomous system.