

«Аналіз результатів ультразвукового контролю обладнання АЕС методами
машинного навчання»

Шифр: «tofd_ml»

ЗМІСТ

Розділ 1. Неруйнівний контроль та метод TOFD	5
1.1. Задачі неруйнівного контролю	5
1.2. Ультразвуковий контроль з методом TOFD	6
Розділ 2. Моделювання даних ультразвукового контролю для навчання нейронної мережі	8
Розділ 3. Побудова та тренування нейронної мережі для аналізу дефектів	11
Висновки	14
Список використаних джерел	15

Вступ

Одним з найбільш небезпечних експлуатаційних дефектів в обладнанні атомних електростанцій є тріщина, яка в залежності від розмірів, зокрема висоти, може стати причиною руйнування елемента обладнання чи трубопроводу при експлуатації. Саме тому є важливим своєчасне виявлення та визначення розмірів дефекту для прийняття рішення про необхідність ремонту обладнання. Приміром аварія в штаті Огайо, США на атомній електростанції Девіс-Бесс, що була введена в експлуатацію з 1977 року. В 2002 році через тріщину, утворену внаслідок корозії, яку не виявили і не відремонтували, стався витік теплоносія, що поставило під загрозу безпеку реактора.

Проведення неруйнівного контролю забезпечує своєчасне виявлення несправностей, що дозволить зменшити частоту аварій шляхом своєчасної заміни обладнання. В даній роботі був розглянутий ультразвуковий метод неруйнівного контролю дифракційно-часової технології в комбінації зі згортковою нейронною мережею як метод визначення висоти тріщини для оцінки критичності дефекту в обладнанні чи трубопроводі.

Останні роки принесли величезний прогрес у розвитку нейронних мереж, зокрема глибоких нейронних мереж, які мають багат шарову структуру і можуть ефективно вирішувати складні задачі розпізнавання, класифікації, синтезу та генерації даних. Тому їх використання може покращити точність аналізу результатів.

Актуальність теми. Ефективним методом виявлення тріщин в обладнанні АЕС є ультразвуковий контроль. Для визначення висоти тріщин зазвичай застосовують дифракційно-часову технологію (TOFD). При цьому ультразвукові сигнали технології TOFD досить часто є складними для інтерпретації, що підвищує ймовірність помилки персоналу при аналізі

результатів контролю. Тому використання методів машинного навчання для аналізу сигналів ультразвукового контролю дозволяє автоматизувати і поліпшити процес роботи, що забезпечує більш точні та ефективні результати. Тому було вирішено використати машинне навчання для класифікації дефектів за висотою.

Мета дослідження. Метою дослідження є перевірка можливості використання машинного навчання для визначення висоти тріщини в обладнаннях атомних електростанцій методами неруйнівного контролю. Поставлені такі задачі:

- Аналіз застосування нейронної мережі для результатів неруйнівного контролю.
- Побудова набору експериментальних даних для використання у машинному навчанні.
- Побудова та тренування нейронної мережі для аналізу дефектів.
- Аналіз результатів на тестових даних нейронної мережі. Проведення висновків щодо ефективності та покращення результатів.

Розділ 1. Неруйнівний контроль та метод TOFD

1.1. Задачі неруйнівного контролю

Контроль обладнання АЕС необхідний для забезпечення безпечної експлуатації станції та запобігання можливим аваріям, які можуть завдати шкоди як персоналу, так і навколишньому середовищу. Одним з найбільш небезпечних експлуатаційних дефектів є тріщина, яка залежно від розміру, зокрема висоти, може спричинити руйнування елемента обладнання або трубопроводу під час експлуатації.

Щоб перевірити прилади на наявність дефектів, без пошкодження самого обладнання, використовують методи неруйнівного контролю. Неруйнівний контроль — це перевірка якості виробів за допомогою різних випромінювань: ультразвукового, електромагнітного, інфрачервоного, рентгенівського, також можна речовинами. Є різні стадії неруйнівного контролю:

- Заводський, виконується під час виготовлення;
- Контроль під час монтування обладнання, тобто після зварювання;
- Перед експлуатаційний контроль, закінчений варіант об'єкта;
- Експлуатаційний контроль, це найважливіша стадія та виконується постійно.

Згідно з планом, що розробляється на основі рекомендацій міжнародних організацій, таких як Міжнародне агенство з атомної енергії, контроль повинен бути:

1. Регулярний — щоденній, щотижневій, щомісячній основі.
2. Розширений контроль — раз на кілька років.
3. Повна перевірка — щонайменше раз на десять років. [1]

1.2. Ультразвуковий контроль з методом TOFD

За допомогою методу ультразвукового контролю високочастотні коливання проникають до матеріалу та відбиваються від поверхні подряпини. Дифракційно часова техніка (TOFD) — це техніка в ультразвуковому методі, яка реєструє дифракційні сигнали від країв дефектів, що дозволяє достатньо точно визначити координати несучільностей. Метод реалізується за допомогою двох датчиків. [2] TOFD складається з окремого ультразвукового передавача та приймача. Зонди спрямовані в одну і ту ж точку в об'ємі шва. Потім весь зварний шов сканується ультразвуковим променем.. Після випромінювання хвилі стиснення від передавача першим сигналом, який надходить до приймача, є бічна хвиля, яка представляє зовнішню поверхню. За відсутності дефектів другим сигналом, який надходить до приймача, є ехо-сигнал від задньої стінки, який представляє внутрішню поверхню. Коли дефект присутній, дифракційний сигнал генерується на верхній вершині дефекту і надходить раніше сигналу, що генерується на нижній вершині дефекту. Знаючи час розповсюдження ультразвуку, швидкості ультразвуку та просторового співвідношення двох зондів можна точно розрахувати розташування та висоту дефектів.

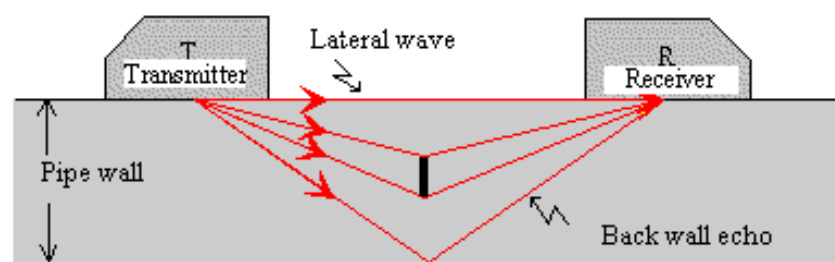


Рис 1. Схематичне зображення принципу роботи TOFD техніки.

На Рис 2. висота тріщини (a) є функцією швидкості ультразвуку (v) у матеріалі, кута падіння (Θ_2) і різниці в часі надходження між двома сигналами (dt). Змінна dt насправді є різницею в часі, але її можна легко перетворити на

відстань, розділивши час навпіл (щоб отримати час подорожі в одну сторону) і помноживши це значення на швидкість звуку в матеріалі. Використовуючи тригонометрію, можна отримати рівняння для оцінки висоти тріщини з цих змінних:

$$\cos\theta = \frac{a}{dt}$$

$$a = \cos\theta * dt$$

$$a = \cos\theta * \frac{dt*v}{2} [3]$$

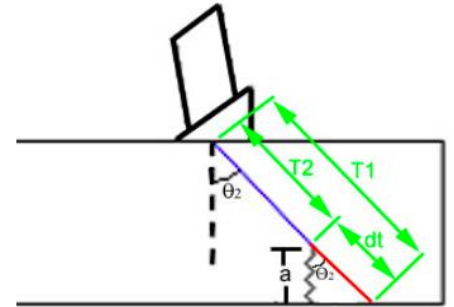


Рис 2. Розрахунок висоти тріщини.

Але насправді сигнали дуже складні для розпізнавання, приклад реального сигналу TOFD наведено на Рис 3. Тому спеціаліст, який виконує аналіз результату контролю, розрахувати висоту дефекту без великих похибок не зазвичай зможе.[4]

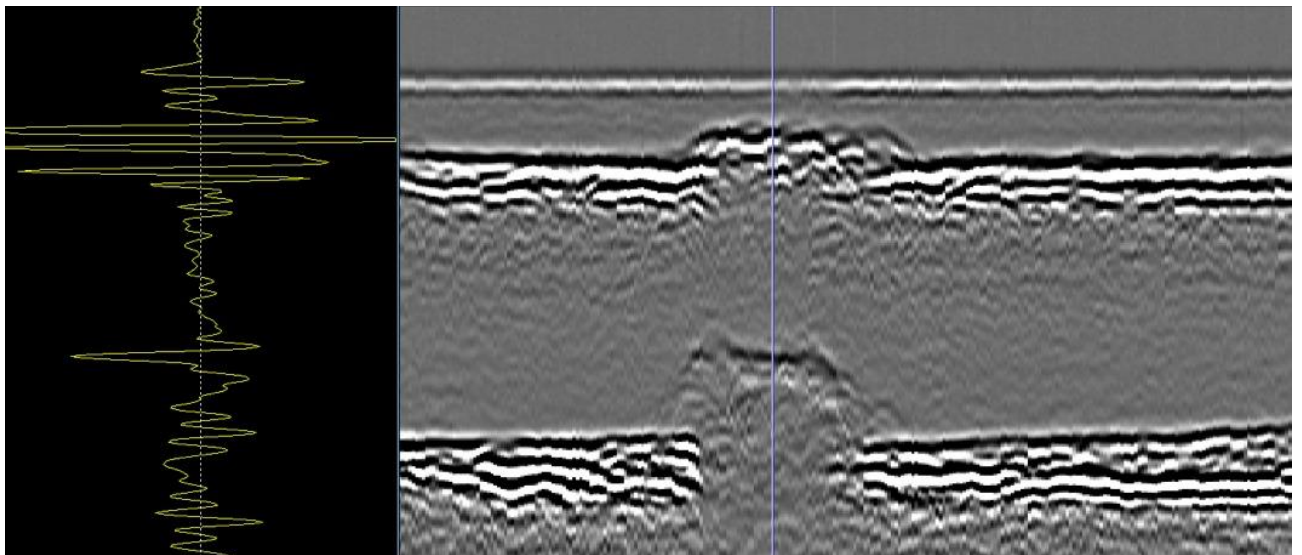


Рис 3. Реальний сигнал TOFD.

Для задачі класифікації по ультразвуковим сигналам була побудована згорткова нейронна мережа. Згорткова нейронна мережа — це одна з архітектур нейронних мереж, яка використовує згорткові шари для аналізу зображень.

Розділ 2. Моделювання даних ультразвукового контролю для навчання нейронної мережі

Нейронну мережу потрібно тренувати, тому потрібна велика кількість даних. Найкращим варіантом звичайно було б провести експериментальні вимірювання, але це досить затратна задача, для реалізації якої треба ультразвукове обладнання, перетворювачі і величезна кількість зразків з реальними дефектами. Тому вирішено виконати моделювання тренувальних даних. Для цього було використане програмне забезпечення CIV4 — це експертна платформа для задач неруйнівного контролю. Вона складається з модулів: моделювання, візуалізації та аналізу, які дозволяють спроектувати та оптимізувати методи перевірки та передбачити їх ефективність у реалістичних конфігураціях неруйнівного контролю. Наразі CIV4 має реалізацію моделей ультразвукового, рентгенівського та вихрострумового методів контролю. В даній роботі використовувався ультразвуковий метод контролю та моделювання об'єкту контролю з штучними дефектами. У ПЗ CIV4 можна моделювати прямокутні, еліптичні плоскі дефекти, об'ємні дефекти та дефекти для калібрування. В роботі використовувався лише прямокутний. Також програма дозволяє змінювати висоту, довжину та кут нахилу дефекту.[5],[6]

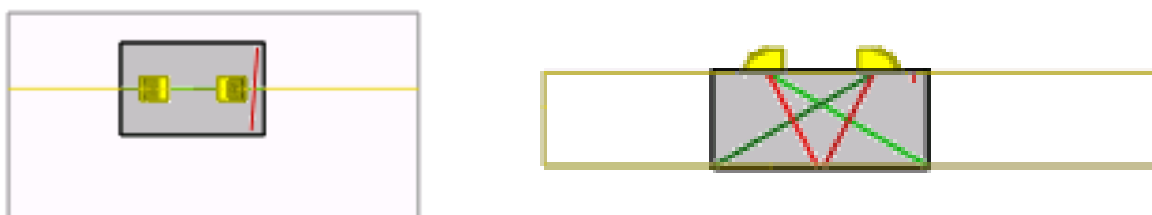


Рис 4, 5. Дефект довжиною 40мм, висотою 28 мм, кутом нахилу 4 градуси та відповідно дефект дожиною 40мм, висотою 3мм.

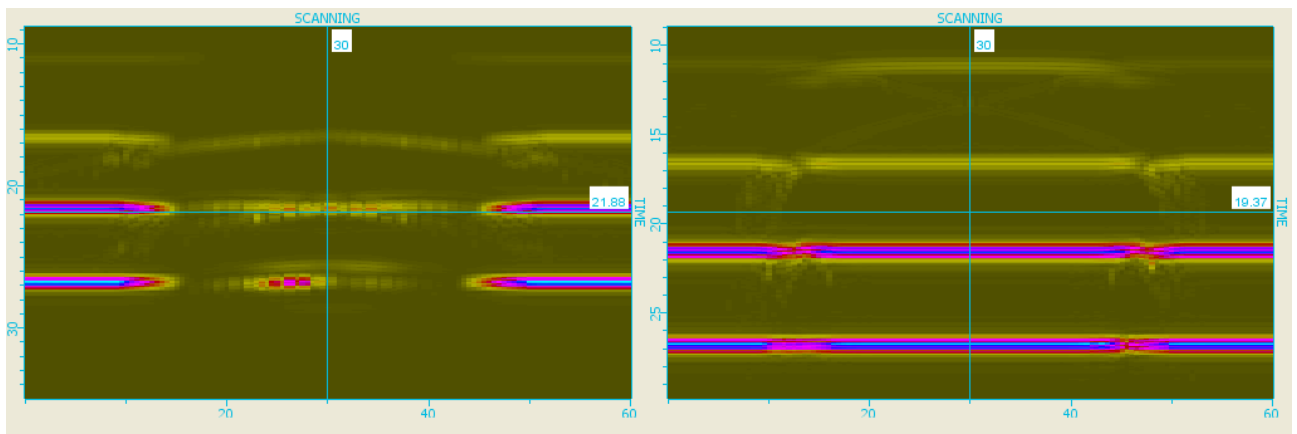


Рис 6,7 . Відповідно результати ультразвукового контролю у вигляді амплітудного зображення.

Результатами є дифракційні хвилі, такі собі “хвильки” у верхній частині зображення. В даному випадку можна побачити різницю між цими двома результатами для моделі дефекту, оскільки висота однієї — 28 мм, а іншої — 3 мм.

До прикладу на Рис 7. зображено результат ультразвукового контролю, коли висота — 4 мм. Можна побачити, що різниця не так вже й помітна для людського ока, тому й в данній роботі використовується комп’ютерна обробка.

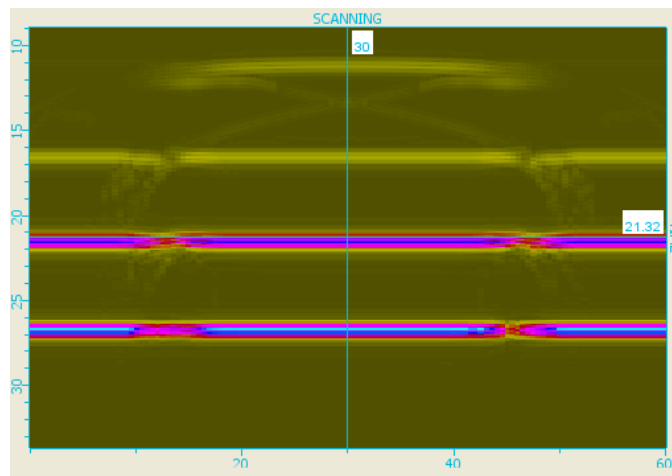


Рис 8. Результат ультразвукового контролю у вигляді амплітудного зображення для дефекту висотою 4мм.[4]

Таблиця 1. Параметри досліджуваної моделі.

Параметри моделі	
Форма	Прямокутна
Матеріал	Сталь
Довжина	200 мм
Товщина	100 мм
Висота	30 мм
Параметри перетворювача	
Тип	Contact
Форма випромінювача	Диск
Діаметр	6,35 мм
Кут заломлення	60°
Кут падіння	23,165°
Схема сканування	
Розташування	Симетричне
Відстань між центрами	38 мм
Початкове положення	71 мм*37 мм
Переміщення сканування	По осі
Крок (по осі x)	0,5 мм
Кількість кроків (по осі x)	120
Дефект, що моделюється	
Висота	0 мм - 30 мм
Довжина	30 мм, 40 мм
Кут нахилу тріщини	0°, 2°, 4°

Розділ 3. Побудова та тренування нейронної мережі для аналізу дефектів

Глибоке навчання — це техніка машинного навчання, яка є однією з найкращих для розв'язання проблем обробки великої кількості даних, швидкості обробки та зменшення похибки. Часто моделі глибокого навчання називають глибокими нейронними мережами, тому що вони складаються з багатошарової архітектури. Кожен шар мережі приймає вхідні дані й виконує певну операцію перед передачею результатів наступному шару. Згорткова нейронна мережа спеціалізується на аналізі зображень. Особливість цієї архітектури в тому, що вона виділяє ознаки зображень і при цьому зменшує кількість інформації, визначаючи найінформативнішу її частину. Фактично кожен згортковий шар нейронної мережі — це набір цифрових фільтрів, ядра яких оптимізуються в процесі навчання [7].

В результаті моделювання в програмному забезпеченні CIVIA було отримано набір даних, що був розділений на три менші набори: тренувальний набір даних - 39 зображень, валідаційний набір даних - 7 та тестовий набір даних - 6. Тренувальний набір використовується для тренування нейронної мережі, валідаційний для оцінки навчених моделей та їх порівняння між собою для вибору кращих гіперпараметрів, тестовий – оцінка фінальної нейронної мережі з вже підібраними гіперпараметрами. Для навчання нейронної мережі було прийнято рішення не використовувати жодну аугментацію - штучне розширення бази даних шляхом збільшення/зменшення, зміщення, повороту зображення тощо. Не дивлячись на невеликий набір даних, аугментація була б не дуже коректна у даному випадку. На відміну від завдань класифікації об'єктів, де аугментація майже завжди є стандартним підходом і може бути застосована до зображень об'єктів без втрати їх сутності [8], ця задача аналізує ультразвуковий сигнал. Будь-які маніпуляції з даними можуть призвести до спотворення сигналу, що в свою чергу може вплинути на точність його аналізу. Такий підхід до використання даних надає нам впевненість у тому, що навчання мережі

базується на оригінальних, недоторканих даних, і, таким чином, максимізує її точність розпізнавання ультразвукових сигналів.

Архітектура регресійної моделі для передбачення числових значень, а саме - висоти тріщини в матеріалі зображена та описана на Рис.9 та в Таблиці 2.

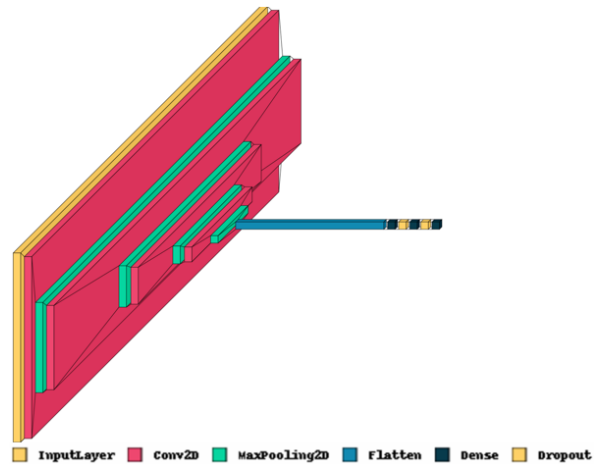


Рис 9. Архітектура регресійної згорткової моделі.

Таблиця 2. Архітектура регресійної згорткової нейронної мережі.[9]

Шар	Функція активації	Характеристики
Conv2D	ReLU	Кількість фільтрів – 64 Розмір ядра – 6x6
MaxPooling2D	-	Розмір ядра – 2x2
Conv2D	ReLU	Кількість фільтрів – 32 Розмір ядра – 5x5
MaxPooling2D	-	Розмір ядра – 2x2
Conv2D	ReLU	Кількість фільтрів – 32 Розмір ядра – 4x4
Flatten	-	-
Dense	ReLU	Кількість нейронів – 64
Dropout	-	Rate – 0.4
Dense	ReLU	Кількість нейронів – 32
Dropout	-	Rate – 0.4
Dense	Softmax	Кількість нейронів - 6
Кількість параметрів		3 124 390

Результати тестування регресійної мережі, збереженої за чекпоінтом після навчання протягом 100 епох наведено у Таблиці 3. Маємо, що середня абсолютна похибка склала 0.46 мм, а середня відносна – 4,86%, що говорить про добру навченість цієї нейронної мережі визначати висоту тріщини, але тільки у заданому в моделюванні зразку матеріалу. Тому важливо врахувати, що результати, отримані на ньому, можуть неоднаково переноситися на інші зразки через варіації в матеріалі. Для більш широкого та універсального застосування моделі необхідно розширити обсяг тренувального набору даних та розглянути варіативність властивостей матеріалів. Висновки свідчать, що регресійна нейронна мережа добре справляється з завданням визначення висоти тріщини на заданому зразку матеріалу. Масштабування на інші матеріали може бути досягнуте через розширення тренувального набору та оптимізацію параметрів мережі.

Таблиця 3. Результати навчання регресійної моделі.

ID теста з тріщиною	Висота тріщини, мм	Клас висоти	Передбачений клас висоти	True/False
1	3 мм	0-5 мм	0-5 мм	1
2	9 мм	5-10 мм	10-15 мм	0
3	11 мм	10-15 мм	10-15 мм	1
4	17 мм	15-20 мм	15-20 мм	1
5	19 мм	15-20 мм	15-20 мм	1
6	25 мм	25-30 мм	25-30 мм	1
7	29 мм	25-30 мм	25-30 мм	1
Точність				85.71%

Висновки

При виконанні даної роботи було:

- виконано генерування набору даних ультразвукового контролю із застосуванням технології TOFD;
- побудовано архітектура регресійної нейронної мережі для задачі класифікації за висотою дефектів по сигналам ультразвукового контролю;
- проведено навчання та оптимізацію гіперпараметрів нейронної мережі;
- зроблена оцінка отриманих результатів;

Отримані результати (Таблиця 3) демонструють можливість застосування регресійних нейронних мереж для визначення висоти тріщини за сигналами ультразвукового контролю. Для покращення точності передбачення висоти дефекту варто збільшувати розміри тренувального набору даних. Для практичного застосування слід також в тренувальні набори даних додавати реальні результати ультразвукового контролю відповідної технології TOFD.

Список використаних джерел

- [1] Сусліков Л.М., Студеняк І.П. Неруйнівні методи контролю: Навчальний посібник. — Ужгород: Видавництво УжНУ , 2016 - 192 с.
- [2] A. Necht. Time of Flight Diffraction Technique (TOFD) - An Ultrasonic Testing Method for all Applications? NDTnet. Vol.2 No.09. Sep 1997.
- [3]<https://autsolutions.net/ndt-resources/tofd/>
- [4] <https://www.extende.com/tofd-generalities>
- [5] Igor Kadenko, Ruslan Iermolenko, Artem Kadenko, Nadiia Sakhno. VVER RPV UT Results Modeling with CIVA Software Application. NDT.net. Online Workshop: Simulation in NDT 2010 (SimNDT 2010) | Vol. 15(9).
- [6] <https://www.extende.com/ultrasonic-testing-with-civa>
- [7] Проценко, О. 2022. Інформаційна технологія машинного навчання в задачах біоінженерії. SumDU Repository.(2.2) с.20-25 <https://essuir.sumdu.edu.ua/handle/123456789/90777>
- [8] Wong, S., Gatt, A., Stamatescu, V., McDonnell, M. 2016. Understanding Data Augmentation for Classification: When to Warp? (6) с.1-6 <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7797091>
- [9]<https://medium.com/@cdabakoglu/what-is-convolutional-neural-network-cnn-with-keras-cab447ad204c>