Гопайнич Діана Іванівна

Національний університет «Львівська політехніка»

**Виявлення дефектів на матеріалах з допомогою нейронних** **мереж**

Для виявлення дефектів на матеріалах використовуються різноманітні алгоритми та підходи, що базуються на застосуванні нейронних мереж.

Згорткові нейронні мережі (CNN): Цей тип нейронних мереж широко використовується в задачах комп'ютерного зору, включаючи виявлення дефектів на матеріалах. Вони вміють автоматично виявляти закономірності та особливості в зображеннях і використовуються для локалізації та класифікації дефектів. Один з підходів полягає у використанні стандартних нейронних мереж, таких як згорткові нейронні мережі (CNN) або рекурентні нейронні мережі (RNN), для аналізу зображень матеріалів та виявлення дефектів. Ці алгоритми зазвичай побудовані на основі архітектур, що використовують шари згортки, пулінгу та повнозв'язаних шарів.

Рекурентні нейронні мережі (RNN): Ці мережі здатні працювати з послідовностями даних, що робить їх корисними для аналізу сигналів часового ряду, наприклад, дефектів на матеріалах, що відображаються в часі. RNN можуть враховувати контекст інформації з попередніх часових кроків для більш точного виявлення дефектів.

Глибоке навчання з посиленням: Цей підхід використовується для навчання нейронної мережі взаємодіяти з оточуючим середовищем і приймати рішення на основі отриманих винагород. Використання глибинного навчання з посиленням може поліпшити ефективність виявлення дефектів на матеріалах шляхом врахування додаткової інформації та взаємодії з навколишнім середовищем. Глибокі нейронні мережі, такі як глибокі згорткові нейронні мережі (Deep CNN) або глибокі генеративно-суперечливі мережі (Deep GAN), можуть забезпечити більшу потужність та точність при виявленні дефектів на матеріалах. Вони мають більшу кількість шарів і навчаються розпізнавати більш складні ознаки та залежності.

Пре-навчені моделі: Іншим підходом є використання пре-навчених моделей, які були попередньо навчені на великих наборах даних. Ці моделі мають здатність виявляти загальні особливості і закономірності в даних, що допомагає їм ефективно виявляти дефекти на матеріалах без необхідності навчання з нуля.

Автоенкодери: Це спеціальний тип нейронних мереж, які навчаються реконструювати вхідні дані. Якщо вхідні дані не збігаються з вихідними, це може свідчити про наявність дефектів. Автоенкодери можуть використовуватися для виявлення відхилень та аномалій на матеріалах.

Власний підхід використання нейронних мереж для виявлення дефектів на матеріалах базується на комбінації двох основних етапів: попереднього навчання та фінішного налаштування.

Попереднє навчання.

Використовуємо великі набори даних, які містять зображення з різними типами дефектів на матеріалах.

Застосовуємо архітектури нейронних мереж, такі як Convolutional Neural Networks (CNN), для виявлення патернів і характеристик дефектів на зображеннях.

Навчаємо модель на цих даних, з використанням методів навчання з учителем, для досягнення високої точності виявлення дефектів.

Ефективність обраної архітектури та методу навчання визначаються

за допомогою критерію Акаіке для моделей, які використовують метод

найменших квадратів.

Визначення оптимальної моделі ШНМ полягає у виборі:

* Кількості вхідних параметрів
* Кількості прихованих шарів
* Кількості нейронів у прихованих шарах
* Кількості вихідних нейронів
* Функції активації
* Кількості ітерацій навчання
* Коефіцієнта швидкості навчання

Для функціонування нейронної мережі на вхід подаються масиви даних, а саме набір параметрів складного технічного об’єкта та його поточний стан у відповідний момент часу. Під час процесу навчання штучної нейронної мережі будуються залежності між набором параметрів та вихідним станом об’єкта. Основним алгоритмом, який будує залежності, є алгоритм зворотного поширення похибки. Ефективність системи зростає із ростом кількості та різноманітності

масивів даних.

Штучна нейронна мережа ґрунтується на сукупності з'єднаних вузлів,

що називають штучними нейронами. Кожне з'єднання штучними нейронами може передавати сигнал від одного до іншого. Штучний нейрон, що отримує сигнал, може обробляти його, а потім сигналізувати штучним нейронам, приєднаним до нього.

Прототипом для створення нейрона став біологічний нейрон головного мозку. Біологічний нейрон має тіло, сукупність відростків – дендритів, за якими в нейрони надходять вхідні сигнали, і аксони, що передають вихідні сигнали нейронів іншим клітинам.

Штучний нейрон є вузлом штучної нейронної мережі, він є спрощеною моделлю природнього нейрона. Математично штучний нейрон

можна представити як деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу –

лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Дану функцію називають функцією активації. Отриманий результат надходить на єдиний вихід. Такі штучні нейрони об’єднують в мережі – з’єднують виходи одних нейронів з входами інших. Штучні нейрони і мережі є основними елементами ідеального нейрокомп’ютера [3]. Зв’язки, по яким вихідні сигнали одних нейронів поступають на входи інших називають синапсами по аналогії до зв’язків між біологічними нейронами. Кожен зв’язок характеризується своєю вагою. Зв’язки з додатною вагою називаються збуджуючими, а з від’ємною – гальмуючими [4]. Нейрон має один вихід, який називають аксоном аналогічно до біологічного прототипу. З єдиного виходу нейрона сигнал може надходити на довільне число входів інших нейронів. В основному, нейрони класифікують на основі їх положення в топології мережі. Розглядають так види нейронів:

- Вхідні – приймають вхідний вектор, який кодує сигнал. Як

правило, ці нейрони не виконують обчислювальних операцій, а

просто передають отриманий вхідний сигнал на вихід, можливо,

посиливши його або послабивши.

- Вихідні – являють собою виходи мережі. У вихідних нейронах

можуть проводитись будь-які обчислювальні операції.

- Проміжні нейрони – виконують основні обчислювальні операції [5].

Для реалізації системи прогнозування стану складного технічного

об’єкту було обрано нейронну мережу прямого поширення – багатошаровий персептрон.

Багатошаровий персептрон – нейронна мережа прямого поширення

сигналу, в якій сигнал перетворюється у вихідний, проходячи послідовно

через декілька шарів. Перший шар називають вхідним, а останній – вихідним. Окрім цим шарів в багатошаровому персептроні є один чи декілька проміжних шарів, які називають прихованими [5].

**Література**

1. Maguire M., Dorafshan S., Thomas R. J. SDNET2018 : а concrete crack image dataset for machine learning applications. Utah State University, 2018. URL : <https://doi.org/10.15142/T3TD19>
2. Зажицький О. В. Розпізнавання нейронними мережами стану лопаток авіаційних двигунів у процесі віброакус- тичного моніторингу: Автореф. дис. … канд. техн. наук. — Київ., 2008. — 20 с.
3. Kohonen T. Self Organization and Associative Memory. — New York : Springer—Verlag, 1989. — 147 р.
4. Переїденко А. В., Єременко В. С. Дослідження алгоритмів проведення кластерного аналізу для вирішення задач неруйнівного контролю // Вост.-Европ. журн. передовых технологий. — 2010. — № 1/5(43). — С. 40–43.Prabhakar T. S., Shreyas N. M.
5. A Novel Approach of Virtual Visualization of ClothFitting. nternational Journal of Engineering Research in Computer Science and Engineerining. 2022. Vol. 9, no. 8. P. 97–103. URL: https://www.researchgate.net/publication/363304743\_A\_Novel\_Approach\_of\_Virtual\_Visualization\_of\_Cloth\_Fitting (date of access: 13.05.2023).
6. Reasor T. Using AR technology to lower your ecommerce return rate. Loop Returns. URL: https://www.loopreturns.com/blog/using-ar-technology-to-lower-your-ecommerce-return-rate/ (date of access: 13.05.2023).