Добрий день, шановна комісіє. Мене звати Щербак Роман, і я хочу презентувати дипломну роботу на тему ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ КОНСТРУКЦІЙ.

Різні моделі тріщин (еліпсом, математичним розрізом (гострий кут)).

КІН – найбільш стандартний – характеризує концентрацію напружень у вершині тріщин (a – довжина тріщини, Y – коефіцієнт виправлення, sigma – напруження – міра розподілу внутрішніх сіл по елементарному майданчику (ліміт відношення сили до площі її дії, площа -> 0), вимірюється як тиск (Паскаль, кг/м^2, кг/одиниця площі)). Можна судити, чи буде розвиватися тріщина.

R: sigma\_max, sigma\_min – відношення мінімального до максимального значення напруження в одному циклі (розтягнення-стиснення, розтягнення-розтягнення)

Чому алюміній – досить повільно руйнується.

*Актуальність дослідження* визначається можливістю прогнозування виходу з ладу елемента конструкцій через ріст втомних тріщин методами машинного навчання.

*Об'єктом дослідження* є методи машинного навчання для прогнозування швидкості росту втомних тріщин.

*Предметами дослідження* є моделі опорних елементів конструкцій із втомними тріщинами.

*Метою* дослідження є оцінка міцності та залишкової довговічності елементів конструкцій методами машинного навчання. Для досягнення цієї мети необхідно було виконати такі завдання:

* провести аналітичний огляд методів машинного навчання, а саме навчання з учителем, навчання без учителя, навчання з підкріпленням, нейронних мереж, посилених дерев, випадкових лісів, машин опорних векторів, k-найближчих сусідів;
* розробити програмне забезпечення, що будує та навчає нейронну мережу для поставленої задачі, визначити оптимальну архітектуру мережі, провести її тестування;
* спрогнозувати швидкість росту втомних тріщин (FCG) елементів конструкцій із алюмінієвого сплаву 2024-T351*.*

*Методи дослідження:* нейронні мережі як інструменти для прогнозування швидкості росту втомних тріщин. Програма, написана мовою Python.

Вхідні дані: Вибірка, що відображає залежність швидкості росту втомної тріщини від проміжку значень коефіцієнту інтенсивності напружень еличини циклічних навантажень.

Задача цієї дипломної роботи – побудувати та визначити ефективність роботи нейронної мережі на вхідній вибірці даних, поділеній на навчальну, що бере безпосередню участь у налаштуванні мережі, і тестову, що застосовується для перевірки результатів налаштування, порівняти між собою два алгоритми навчання, що застосовуються в нейронних мережах, – зворотного поширення помилки та генетичний.

Машинне навчання – галузь штучного інтелекту, мета якої – розробка методів, що втілюватимуть різноманітні форми навчання, особливо механізми, що здатні утворювати знання, базуючись на прикладах або даних.

Основними методами машинного навчання [1] є кероване навчання (або навчання з учителем). Таким методами надається певна кількість пар (x, y). Задача методів – знайти правильне передбачення y\*, маючи на вході x\*. Вхідні значення x можуть бути векторами чисел, або ж більшими об’єктами, наприклад, документами, зображеннями, ланцюгами ДНК чи графами. Методи керованого навчання використовуються для визначення спаму в електронній пошті, розпізнавання облич на зображеннях, у системах визначення медичних діагнозів.

Інший важливий метод машинного навчання – навчання без учителя. Воно полягає в аналізі даних без чітких позначень, припускаючи, що відомі певні структурні особливості досліджуваних даних. Одним із прикладів є кластеризація.

Ще один метод – навчання з підкріпленням – полягає в тому, що замість надання чітких прикладів результатів, залежно від заданих вхідних даних, передбачається, що вхідні дані надають лише вказівку, чи є певна дія правильною або ні.

До моделей, що втілюють методи машинного навчання, відносяться дерева ухвалення рішень, метод опорних векторів, метод k-найближчих сусідів, нейронні мережі тощо.

Дерева ухвалення рішень будуються за допомогою рекурсивної розбивки вибірки даних, яка потім представляється у вигляді логічної структури дерева. Унаслідок цього кожен лист дерева асоціюється з одним атрибутом даних. Вхідні дані класифікують рухом із кореня дерева, перевіркою значення відповідної ознаки та рухом відповідною гілкою до наступної ознаки, після чого процес повторюється на піддереві, що розпочинається з цієї ознаки. На дереві ухвалення рішень базуються такі методи, як підсилені дерева, випадкові ліси та обертові ліси.

Метод опорних векторів утілює метод машинного навчання з учителем. Основною сферою його застосування є бінарна класифікація. Завдання полягає у знаходженні лінійної моделі вигляду , де – вхідний вектор, – параметри, що добираються для певних моделей. Знаходження цих параметрів відповідає розв’язанню задачі опуклої оптимізації. Метод опорних векторів може замінювати нейронні мережі, однак його процес навчання дуже повільний.

Метод *k*-найближчих сусідів є одним із найпростіших алгоритмів класифікації, що часто застосовується також і для задач регресії. Класифікація за цим алгоритмом базується на обчисленні відстані до кожного об’єкта навчальної вибірки та вибору k об’єктів навчальної вибірки, відстань до яких мінімальна.

Нейронні мережі – це нелінійні математичні засоби, що симулюють обробку інформації людським мозком за допомогою простих об’єктів, що звуться штучними нейронами, установлених у структури, звані шарами.

Обробка нейроном відбувається за допомогою функції передачі, яку найчастіше використовують як оператор зваженої суми, однак за потреби можливі й альтернативні варіанти (модель Маккалоха-Піттса).

Нелінійність забезпечує застосування функцій активації.

Отже, будь-який штучний нейрон можна розглядати як математичну функцію, що приводить до виходу , послідовно застосовуючи лінійну функцію передачі та нелінійну активаційну функцію на входах x.

Деякі види нейронних мереж: одношарова, багатошарова, рекурентна, залишкова.

Як уже було сказано, штучні нейрони є апаратами лінійної трансформації. Для можливості застосування нейронних мереж до даних, функціональна залежність між якими нелінійна, застосовуються функції активації.

Три види функцій активації: …

З нелінійних найчастіше застосовуються ReLU (зрізаний лінійний вузол), логістична (графіки на слайді) та гіперболічний тангенс.

Найчастіше налаштовують (навчають) нейронні мережі, мінімізуючи функцію помилки. Існують такі її види…

Найпоширеніший метод навчання – алгоритм зворотного поширення помилки, що наближено реалізує градієнтний спуск. Оновлення ваг зв’язків і зміщень нейронів за формулами узагальненого дельта-правила, які можна побачити на слайді.

Для навчання на вибірках даних застосовуються три види оновлення ваг:

дозоване (накопичення delta\_w та delta\_b на всіх тестових прикладах, оновлення по завершенню роботи з вибіркою (епохи навчання));

мінідозоване (накопичення delta\_w та delta\_b на декількох тестових прикладах, оновлення декілька разів протягом епохи навчання);

онлайн (оновлення ваг після кожного прикладу з вибірки. Для алгоритму ЗПП вважається найбільш оптимальним)

У багатьох елементах конструкцій руйнування виникає через втому, поступове накопичення пошкоджень і розпочинається з невеликої тріщини, яка розростається під дією навантаження. Втомні тріщини утворюються переважно в області концентраторів механічних напружень.

Є три види виникнення таких тріщин, причинами кожного з яких є взаємне зміщення берегів майбутньої тріщини. Основними факторами, що можуть прискорювати руйнування при довготривалій експлуатації елементів конструкцій, є дефекти поверхні деталей, температура та інші зовнішні умови, характер та умови навантаження.

Відповідно, задача про ріст втомних тріщин має визначати залишкову довговічність відповідного елемента конструкції. Наразі не існує єдиної достатньо точної моделі цієї задачі, існують різні, що включають ту чи іншу кількість параметрів (Періс – основоположник дисципліни, де – порогове значення втомлюваності, – критичний проміжок КІН стійкості матеріалу до розламування, та – так звані сталі Періса. Вокер – модифікація Періса, Форман, де та – параметри, визначені матеріалом, – критичний проміжок КІН стійкості матеріалу до розламування). Тому застосовуються нові методи, що не використовують чітких формул, як-от: методи машинного навчання та особливо нейронні мережі.

Для розв’язання задачі було реалізовано програмне забезпечення за допомогою мови Python, що містить 9 модулів.

Найкращі результати протягом тестування було отримано на мережі з 2 проміжними шарами, що містять 2 та 1 нейрони, відповідно. Активаційна функція нейронів вихідного шару – ELU. Активаційна функція нейронів проміжних шарів – гіперболічний тангенс.

Аналіз результатів показує плавний спуск в алгоритмі ЗПП, більшу хаотичність у генетичному, швидкість та збіжність навчання кращі в генетичного.

Висновки: протягом роботи було зроблено: …