УДК 629.7.017.1
DOI:https://doi.org/10.20535/0203-3771492025334116

О. Г. Лісіцин[1], *Phd студент*, **Ю. І. Бондар**[2], *к. т. н., доцент*

АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РЕСУРСУ АВІАЦІЙНИХ КОНСТРУКЦІЙ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ВЛАСТИВОСТЕЙ МАТЕРІАЛІВ

Ua Розглянуто актуальну інженерну задачу визначення параметрів матеріалів для розрахунків втомної міцності та прогнозування росту тріщини у силових елементах літаків транспортної категорії. Особливої значущості вона набуває в умовах невизначеності властивостей матеріалів, що характерно для процесів післяринкової експлуатації, модифікації та конверсії повітряних суден, які потребують додаткової сертифікації. У роботі проведено класифікацію та порівняльний аналіз алгоритмів штучного інтелекту (ШІ), придатних для розв'язання цієї задачі. Оцінено їхні переваги та недоліки з точки зору точності, вимог до даних та обчислювальної складності. Обґрунтовано, що методи ШІ здатні виявляти складні, неочевидні для людини залежності між великою кількістю відомих параметрів матеріалів.

Застосування ШІ дозволить отримувати надійні вхідні дані для розрахунків довговічності без проведення коштовних стендових випробувань, прискорюючи аналіз та сертифікацію авіаційної техніки.

En This paper addresses the relevant engineering problem of determining material parameters for fatigue strength calculations and crack growth prediction in structural components of transport category aircraft. This is especially significant under conditions of material property uncertainty, which is characteristic of the post-market operation, modification, and conversion processes of aircraft requiring additional certification. The work presents a classification and comparative analysis of Artificial Intelligence (AI) algorithms suitable for solving this task. Their advantages and disadvantages are evaluated in terms of accuracy, data requirements, and computational complexity. It is substantiated that AI methods are capable of detecting complex dependencies, non-obvious to humans, among a large number of known material parameters.

The application of AI will make it possible to obtain reliable input data for durability calculations without performing costly bench tests, thereby accelerating the analysis and certification of aircraft.

Вступ

В умовах тенденції до максимальної економічної ефективності використання літальних апаратів транспортної категорії, активного розвитку їх «післяринкової» експлуатації (головним чином, конверсії з одного типу в

[1] *КПІ ім. Ігоря Сікорського*
[2] *КПІ ім. Ігоря Сікорського*

інший), актуальним є визначення та подовження ресурсу вузлів, агрегатів та окремих деталей.

Ресурс деталей подовжується як за рахунок призначення нових оглядових інтервалів шляхом прогнозування зародження та поширення тріщин в існуючій деталі з пошкодженнями (внаслідок корозії або з дефектами після проведеного ремонту), так і за рахунок повної заміни деталі на ідентичну за геометрією, але дуже часто в умовах інженерного підрозділу експлуатанта або компанії, що займається конверсією, – з іншого матеріалу. Але і у випадку заміни деталі на ідентичну за геометрією та з іншого матеріалу, необхідність проведення розрахунків втомної міцності та моделювання росту тріщини є необхідною умовою для подовження сертифікуючими органами терміну експлуатації літака вцілому. Також проблема є актуальною для компаній, що займаються конверсіями літаків в інші типи (наприклад, пасажирського у вантажний) – кожна модифікована деталь має бути сертифікованою з отриманням додаткового сертифікату (типу *STC, Supplemental Type Certificate* [7]). За умов невизначеності властивостей матеріалу щодо втомної міцності та параметрів зародження та росту тріщини (параметри кривих Велера [5], коефіцієнт інтенсивності напружень (КІН), кінетична діаграма втомного руйнування (КДВР) [1], параметри рівнянь Волкера, Периса та *NASGRO* [5]), таке прогнозування часто робиться із значними припущеннями (загалом на основі «близькості статичних допустимих значень матеріалів»), що тягне за собою значні розбіжності з фактичними властивостями матеріалів і дає як завищені, так і занижені значення інтервалів ремонту в польотних циклах.

Першим та, на перший погляд, очевидним рішенням такої задачі може бути звернення до розробника повітряного судна (ПС) із запитом точних даних стендових випробувань матеріалу, або проведення таких випробувань силами розробника, що часто буває як коштовним, так і неприпустимо розтягнутим в часі. Також можливі дослідження КІН за допомогою скінчено-елементного моделювання, але ці методи обмежені вартістю ліцензії відповідного ПЗ та не гарантують точності результату, прийнятної до подальшої сертифікації.

У роботі [8] детально розглянуто задачу визначення місця штучного інтелекту (ШІ) у проєктуванні літальних апаратів шляхом структуризації процесу проєктування за задачами та потоками інформації, поставлені вимоги до структурної організації ШІ у проєктуванні літака, побудована схема взаємодії інформаційних підсистем ШІ, алгоритм інформаційного забезпечення баз даних та уніфікована структура обчислювального середовища.

Отже, впровадження елементів штучного інтелекту (таких, як машинне навчання (МН) плюс прогнозування) для вирішення вищеназваної проблеми дозволять систематизувати властивості матеріалів за багатьма (у тому числі неочевидними) параметрами, що фізично неможливо зробити

силами обмеженого числа людей, та потенційно дозволять вибрати більш точні параметри для аналізу стійкості до втоми та пошкоджень, мінімізуючи впровадження коштовних стендових випробувань. Крім того, алгоритми ШІ мають здатність до, так званого, «самовдосконалення», безперервно «тренуючись» на зростаючому обсязі вхідних даних, що означає, що з кожним новим запитом результати стають дедалі точнішими [6]. Головна задача ШІ – розвантаження людини у вирішенні подібних складних задач, економлячи її час у разі вирішення задач проєктування та розрахунку деталей та конструкцій.

Постановка задачі

Варто визначити перелік інструментів ШІ, що є найбільш придатними для вирішення задачі підбору властивостей матеріалів для розрахунків втомної міцності та прогнозування росту тріщин у матеріалах із частково відомими параметрами.

Метою статті є огляд існуючих інструментів машинного навчання, надається класифікація методів та інструментів ШІ, особливу увагу приділено способам отримання та виведення рішень, адже прозорість та можливість відстеження всієї ланки – від вхідних даних до прикінцевого результату, є критично важливою в авіабудівній галузі як із міркувань безпеки повітряних перевезень, так і з суто юридичних міркувань надання детального звіту до органів сертифікації АТ.

Вирішення задачі

В якості ілюстрації розглянуто панель носової стойки шасі літака, що була уражена корозією, яка була виявлена вході планового огляду (рис. 1). Подовження ресурсу літака може мати два основні напрями: використання відремонтованої панелі з усуненням залишків корозії, або фрезерування ідентичної за геометрією панелі з неможливістю отримання матеріалу, ідентичного оригінальному.

Як в одному, так і у другому випадку зазначені зміни вплинули на коефіцієнт концентрації напружень, у першому – зменшили відстань до краю деталі та товщину матеріалу, в другому – маємо інший матеріал. Проведення розрахунків в обох випадках є необхідним. Доступний лише обмежений набір інформації про матеріал: статичні властивості згідно із [9] або [10], крива Велера для конкретних значень коефіцієнтів концентрації напружень та матеріалів, близьких за статичними властивостями. Коефіцієнти інтенсивності напружень, параметри рівнянь Волкера, Периса та NASGRO, діаграми швидкості росту тріщини недоступні для матеріалу, що цікавить, але існують для матеріалів із іншою термічною обробкою (рис. 2).

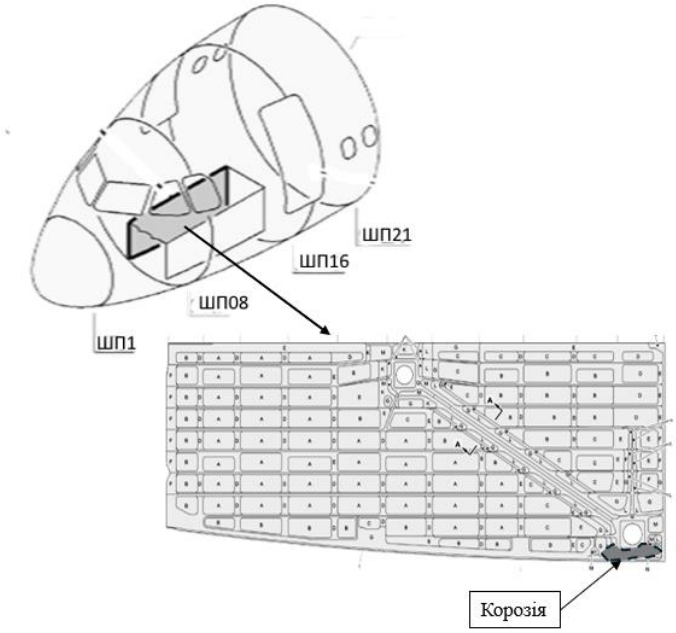
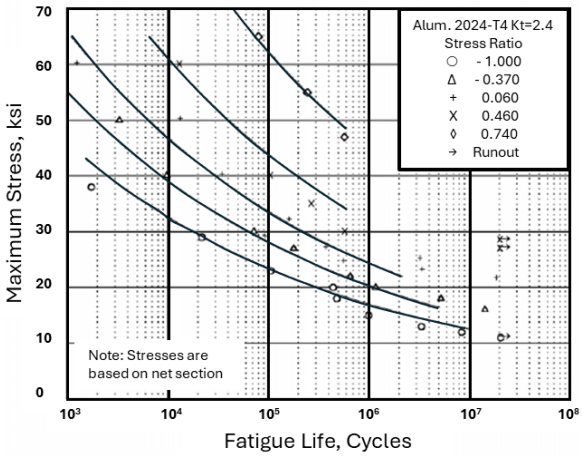


Рис. 1. Корозійне пошкодження стінки ніші шасі



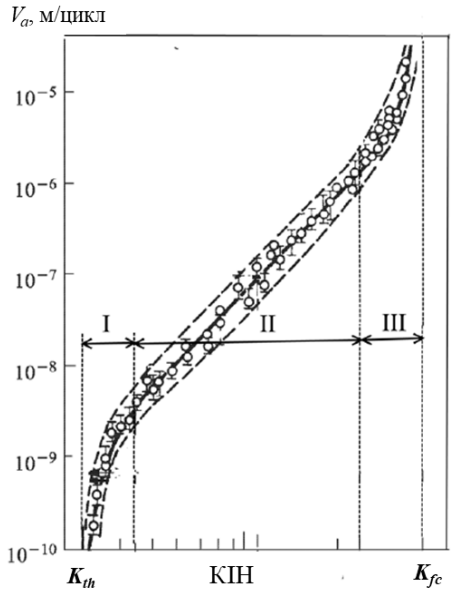


Рис. 2. Криві Велера [9] та кінетична діаграма втомного руйнування [5]

Фактично, параметри обмежено відомого матеріалу для розрахунку підбираються суто на базі «інженерного розсуду» (*Engineering Judgement*), що очевидно негативно впливає на точність та достовірність результатів розрахунків.

Шляхи використання ШІ

Мета використання ШІ полягає в тому, щоб вибрати найбільш відповідні параметри для розрахунку втоми та розвитку тріщини, використовуючи відомі параметри матеріалу та порівнюючи їх з набором характеристик інших матеріалів.

Згідно з [6], існує три основні категорії ШІ: вузький (створений для дуже конкретних завдань), загальний (більш схожий на людські здібності), супер ШІ (машина розумніша за людину в багатьох сферах. Супер інтелект наразі залишається теорією).

Підсумовуючи відомості з [6] та [12], наступна класифікація ШІ за галузями надана на рис. 3:

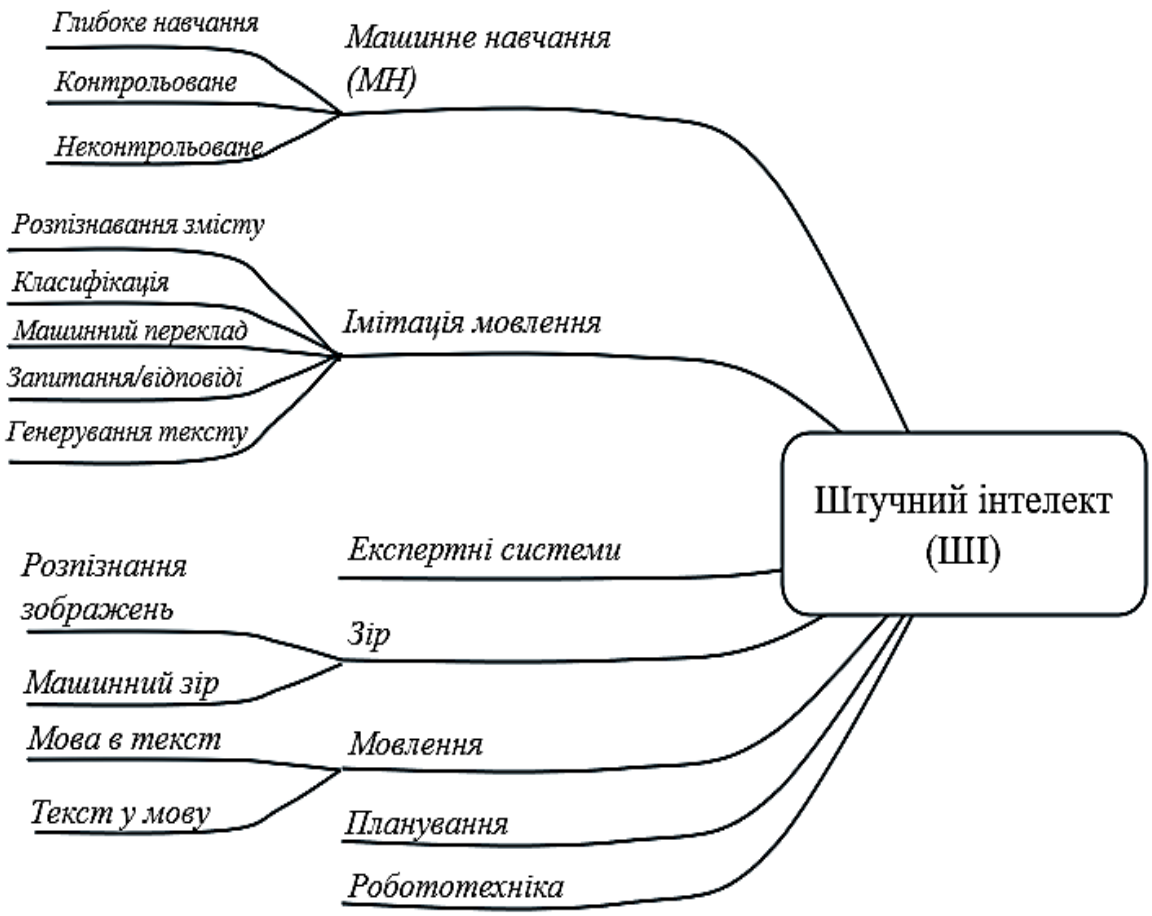


Рис. 3. Галузі штучного інтелекту

Зі всіх галузей ШІ, представлених на рис. 3, стає очевидним, що найбільш перспективною для рішення задачі, що розглядається, є машинне навчання (МН).

У свою чергу, МН може використовувати алгоритми глибокого навчання, бути контрольованим («із вчителем»), або неконтрольованим («без вчителя»).

Контрольоване навчання (КН) – це категорія машинного навчання, яка використовує позначені набори даних для навчання алгоритмів для прогнозування результатів і розпізнавання закономірностей. На відміну від неконтрольованого навчання (рис. 6), алгоритми контрольованого навчання проходять навчання з позначками, щоб дізнатися про зв'язок між вхідними та вихідними даними. КН, у свою чергу, поділяється на основі алгоритмів прогнозування: регресія (лінійна або експоненціальна) або класифікація (дерева рішень – генерується з вибіркового набору даних із результатами класифікації, створює візуальне відображення блок-схеми, алгоритм Байеса – визначає ймовірність події, що відбудеться якщо відомо про іншу подію).

Класифікація алгоритмів МН надана на рис. 4:

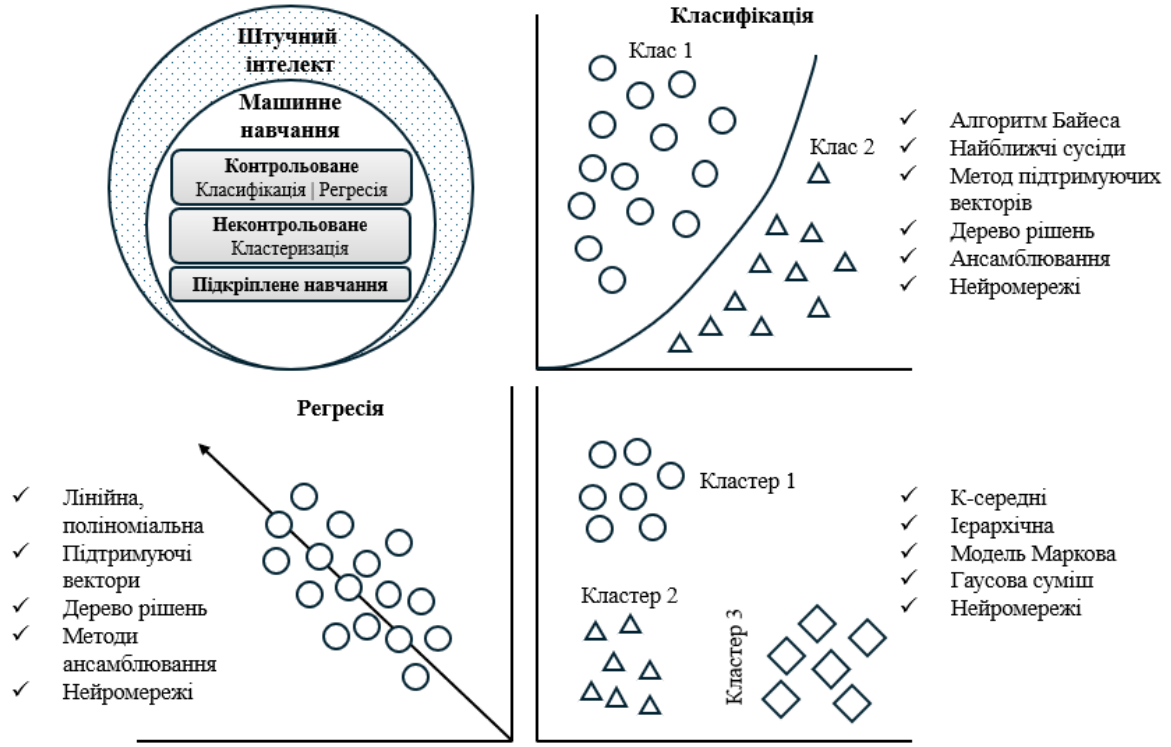


Рис. 4. Класифікація алгоритмів машинного навчання

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – наразі стає найпопулярнішим методом глибокого навчання за останні роки, ШНМ – це система алгоритмів, створена для оптимізації обчислювальної потужності власної мережі.

Структура складається з елементів, відомих як «нейрони», складених шарами. Нейрони використовують математичні функції, щоб визначити, чи потрібно «спрацьовувати» та передавати інформацію наступному шару нейронів.

Дані подаються в нейронну мережу та обробляються численними шарами штучних нейронів для створення бажаного результату. Кожен нейрон складається з кількох компонентів.

Вхідний рівень нейронної мережі приймає дані. Глибоке навчання побудоване на прихованих рівнях. Вони є проміжними рівнями, які виконують обчислення та витягують характеристики даних.

Рівень виводу отримує вхідні дані від прихованих шарів, які з'явилися перед ним, і надає остаточне передбачення на основі знань моделі (рис. 5).

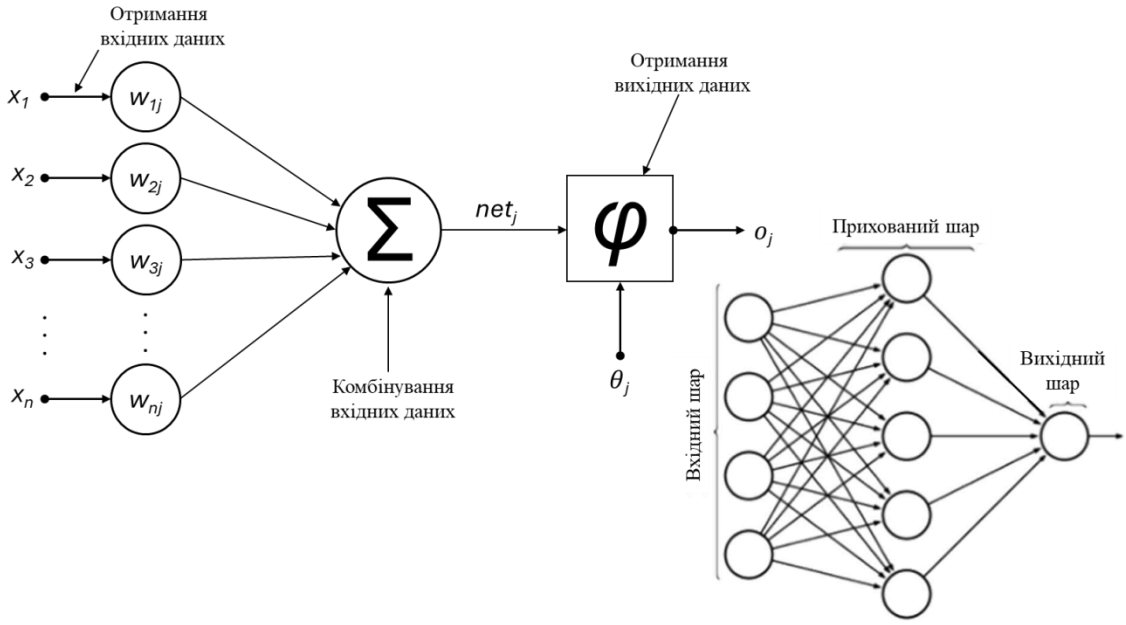


Рис. 5. Структурна схема нейрону та нейронної мережі

Недоліки нейронних мереж є наступними:

- вимагають великих обсягів даних;
- проблеми з інтерпретацією та прозорістю: нейронні мережі, особливо глибокі, працюють як «чорна скринька»;
- складні багатошарові структури: ускладнюють пояснення результатів;
- відсутність прозорості ускладнює розуміння того, як мережа приймає рішення, що є критично важливим для авіаційної галузі.

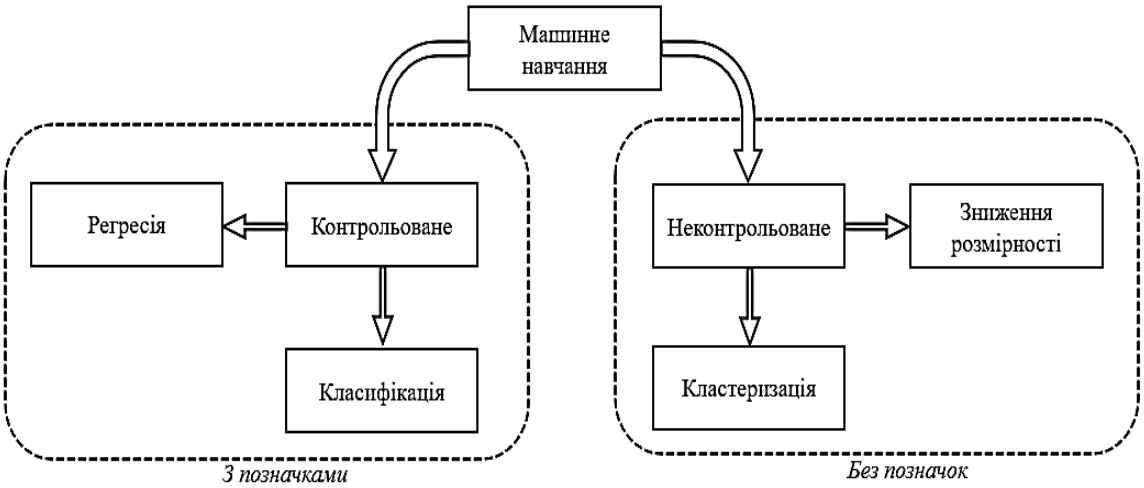


Рис. 6. Контрольоване та неконтрольоване МН

За ефективністю/ресурсами глибоке навчання дає більш точні результати для великому обсязі даних, що може бути проілюстровано графіками на рис. 7:

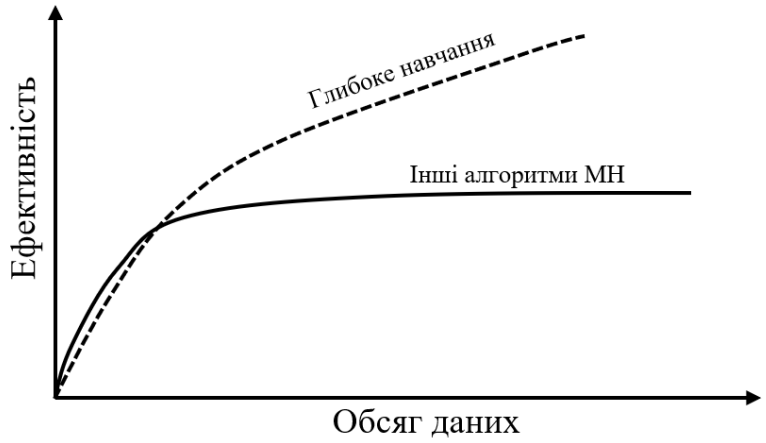


Рис. 7. Ефективність алгоритмів МН

Для «першої спроби» слід вибрати кероване машинне навчання, щоб навчити машину на кількох характеристиках матеріалів (або кількох класах класифікації матеріалів).

Множинна лінійна регресія з кількома незалежними змінними повинна використовуватися для класифікації: Множинна лінійна регресія може бути виражена наступним рівнянням [6]:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_i x_i + \varepsilon . \quad (1)$$

де y_i – прогнозоване значення, β_0 точка перетину по y, $\beta_1 \ldots \beta_i$ – коефіцієнти регресії, ε – випадкова похибка моделі.

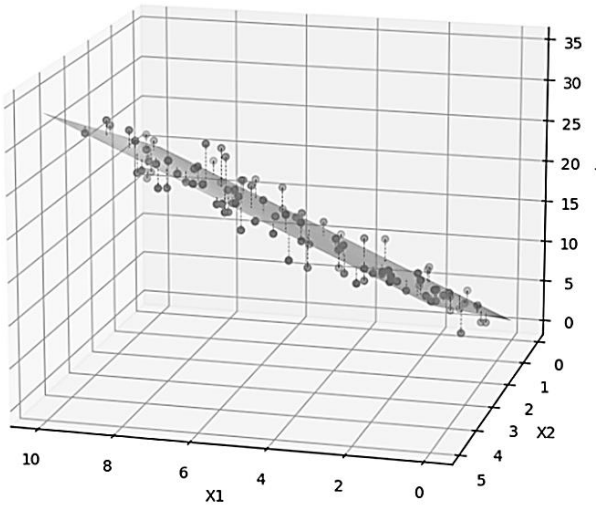


Рис. 8. Множинна лінійна регресія

Перспективним методом класифікації даних у цій задачі також вважається метод опорних векторів [6].

Глибоке навчання та нейронні мережі також повинні бути перевірені для рішення даної задачі, незважаючи на непрозорість результатів, – більш

висока точність нейромережі має використовуватись для контролю результатів роботи алгоритмів, що базуються на регресії та класифікації.

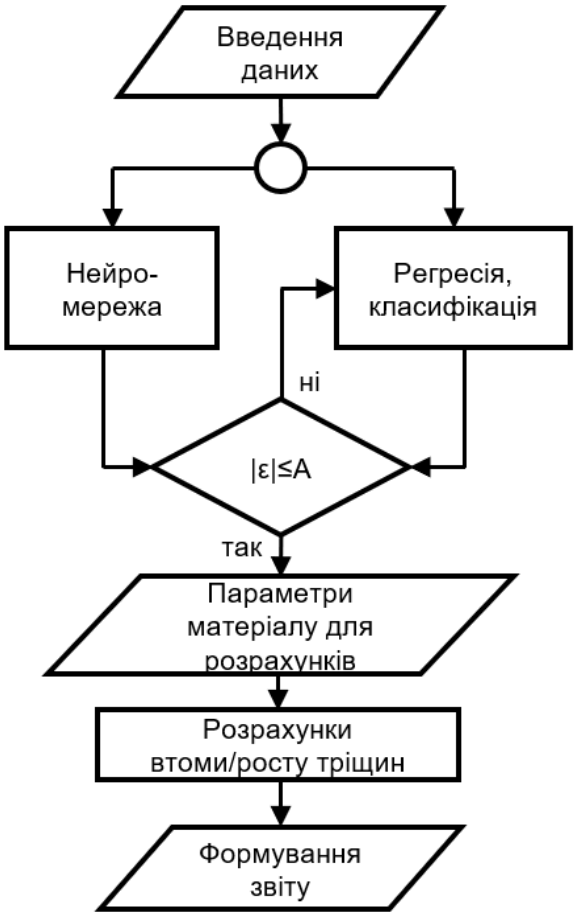


Рис. 9. Блок-схема робочого процесу

На рис. 9 представлена блок-схема пропонованого процесу підбору параметрів матеріалу за допомогою алгоритмів штучного інтелекту із функцією валідації даних, отриманих за допомогою алгоритмів регресії та класифікації, даними отриманими за допомогою нейромережі.

Висновки

Систематизовано основні підходи до використання штучного інтелекту (ШІ) для розв’язання завдань розрахунку втомної міцності та прогнозування розвитку тріщини в авіаційних компонентах, особливо в умовах обмеженої чи невизначеної інформації щодо поведінки матеріалу при циклічному навантаженні. Проведено класифікацію ключових задач та відповідних методів машинного навчання (МН), здатних обробляти складні залежності в даних. Виконано порівняльний аналіз переваг та недоліків розглянутих методів стосовно їхньої ефективності для вирішення означеної конкретної інженерної задачі, зокрема їх потенціалу для доповнення чи заміни традиційних випробувань.

Подальші дослідження мають бути зосереджені на вивченні ефективності методів ШІ та МН для визначення довговічності компонентів літака. Необхідна валідація результатів різних алгоритмів через їх порівняння та з експериментальними даними, а також розробка рекомендацій щодо вибору оптимальних підходів для проектування та сертифікації авіаційної техніки.

Список використаної літератури

1. Anderson, T., Fracture Mechanics: Fundamentals and Applications, CRC Press, 2017.
2. Artificial Intelligence and digitalization in aviation https://www.icao.int/Meetings/a40/Documents/WP/wp_268_en.pdf (access date: 06.11.2024).
3. AI at the Helm: Boeing's Critical Turn Towards Nextgen Flight Safety https://www.forbes.com/sites/markminevich/2024/03/22/ai-at-the-helm-boeings-critical-turn-towards-nextgen-flight-safety (access date: 06.11.2024).
4. Artificial Intelligence at Boeing – Two Use Cases https://emerj.com/ai-power/artificial-intelligence-at-boeing (access date: 06.11.2024).
5. Ігнатович С. Р., Карускевич М. В., Маслак Т. П., Юцкевич С. С., Ресурс та довговічність авіаційної техніки – Видавництво НАУ, 2015.
6. Posthoff, C., Artificial Intelligence for Everyone – Springer Nature Switzerland AG, 2024.
7. Supplemental Type Certificates https://www.faa.gov/aircraft/air_cert/ design_approvals/stc (access date: 16.12.2024).
8. Бондар Ю. І. Структуризація потоків інформації оптимального проектування авіаційних конструкцій із використанням штучного інтелекту – Механіка гіроскопічних систем, Випуск 48, 2024. с. 124-136. DOI: 10.20535/0203-37714820243180524.
9. Metallic Materials Properties Development and Standardization, MMPDS-04: Metallic Materials design data acceptable to Government procuring or certification agencies – Federal Aviation Administration, 2008.
10. US Department of Defence, Metallic Materials and Elements for Aerospace Vehicle Structures (MIL-HDBK-5J).
11. С. О. Субботін, Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посіб. – Житомир: Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.
12. Глибовець М. М., Олецький О. В. Системи штучного інтелекту. —К.: Вид. дім «КМ Академія», 2002. —366 с.