

УДК 539.42, 004.89,

Олег Ясній, д.т.н., проф.; Павло Марушак, д.т.н., проф.; Ірина Дідич, д-р філософії, доц.; Дмитро Тимошук; Любов Цимбалюк, к.ф.-м.н., доц.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна.

АНАЛІЗ РОСТУ ВТОМНОЇ ТРІЩИНИ В ТИТАНОВОМУ СПЛАВІ ЗА РІЗНИХ КОЕФІЦІЄНТІВ АСИМЕТРІЇ ЦИКЛУ НАВАНТАЖЕННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ПОЯСНЮВАЛЬНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Анотація. У роботі досліджено застосування алгоритму Extra Trees Regressor для прогнозування росту втомної тріщини в титановому сплаві за різних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження. Отримані результати підтвердили високу точність та ефективність моделі у задачах механіки руйнування.

Ключові слова: ріст втомної тріщини, штучний інтелект, методи машинного навчання, Extra Trees Regressor

Oleh Yasniy, Pavlo Maruschak, Iryna Didych, Dmytro Tymoshchuk, Liubov Tsymbaliuk
ANALYSIS OF FATIGUE CRACK GROWTH IN TITANIUM ALLOY UNDER
VARIOUS STRESS RATIOS USING EXPLAINABLE MACHINE LEARNING

Abstract. The paper investigates the application of the Extra Trees Regressor algorithm for predicting fatigue crack growth in a titanium alloy under different stress ratio conditions. The obtained results confirmed the high accuracy and efficiency of the model in fracture mechanics problems.

Keywords: fatigue crack growth, artificial intelligence, machine learning methods, Extra Trees Regressor

Втомне руйнування конструкційних матеріалів є однією з основних причин виходу з ладу відповідальних елементів конструкцій, транспортних систем, авіаційної техніки та енергетичного обладнання. Важливою проблемою є процес росту втомних тріщин (РВТ), який характеризується поступовим накопиченням пошкоджень у матеріалі під дією циклічних навантажень і призводить до раптового руйнування конструкцій. Тому прогнозування РВТ є важливою задачею механіки руйнування.

Експериментальні методи дослідження втомного руйнування характеризуються значною трудомісткістю, високою вартістю та тривалістю випробувань. У зв'язку з цим останніми роками активно розвиваються підходи, засновані на застосуванні методів машинного навчання для аналізу експериментальних даних і прогнозування процесів руйнування. У роботах [1-4] продемонстровано ефективність методів машинного навчання та ансамблевих моделей для прогнозування росту втомних тріщин, оцінювання довговічності матеріалів і аналізу впливу параметрів циклічного навантаження. Зокрема, у працях [1-2] досліджено можливості застосування методів машинного навчання для прогнозування розвитку втомних пошкоджень у титанових сплавах, а у роботі [3] проведено порівняльний аналіз ансамблевих алгоритмів для задач прогнозування втомної довговічності. Водночас актуальним напрямом розвитку штучного інтелекту є Explainable machine learning, що дозволяє не лише отримувати точні прогнози, але й аналізувати вплив окремих вхідних параметрів на результати моделювання [5]. У даній роботі досліджено можливість застосування ансамблевого алгоритму Extra Trees Regressor для аналізу росту втомної тріщини в титановому сплаві за різних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження. Особливу увагу приділено інтерпретації результатів моделювання та оцінюванню важливості вхідних параметрів із використанням підходів Explainable machine learning.

Для дослідження процесу росту втомної тріщини (РВТ) в титановому сплаві застосовано експериментальні дані [6], що описують залежність довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N за коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження $R=0.03$, 0.1 та 0.3 . Вибірка містила 154 експериментальних даних. Вхідними параметрами моделі були N та R , а вихідним параметром - довжина тріщини a .

Для побудови моделі застосовано ансамблевий алгоритм Extra Trees Regressor, реалізований у програмному середовищі Python із використанням бібліотеки PyCaret. Попередньо було виконано автоматизоване порівняння декількох алгоритмів машинного навчання, серед яких Random Forest, Gradient Boosting, Extra Trees та інші регресійні моделі, за результатами якого алгоритм Extra Trees Regressor продемонстрував найкращі показники точності прогнозування. Алгоритм ґрунтується на побудові ансамблю дерев рішень із випадковим вибором ознак та порогів розщеплення, що дозволяє підвищити узагальнювальну здатність моделі та зменшити ризик перенавчання. Попередня обробка даних включала нормалізацію параметрів із використанням StandardScaler. Для забезпечення відтворюваності результатів використано фіксоване значення `random state = 42`. Налаштування моделі здійснювалося автоматизовано засобами PyCaret із подальшим вибором найкращої конфігурації гіперпараметрів. Оптимальна модель містила 100 дерев рішень із використанням критерію `squared error` для оцінювання якості розщеплення вузлів. Вибірку поділено на тренувальну та тестову частини у співвідношенні 80/20. Для інтерпретації результатів прогнозування використано підхід Explainable Machine Learning. Аналіз важливості вхідних параметрів здійснювали методом `permutation importance`, який дозволяє оцінити ступінь впливу кожної ознаки на точність моделі.

На рис. 1 показано порівняння прогнозованих та експериментальних значень довжини втомної тріщини, отриманих за допомогою моделі Extra Trees Regressor. Висока концентрація точок уздовж лінії прогнозу свідчить про високу точність побудованої моделі та її здатність адекватно відтворювати закономірності росту втомної тріщини в титановому сплаві за різних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження. Незначне розсіювання точок відносно бісектриси підтверджує добру узгодженість між експериментальними та прогнозованими значеннями.

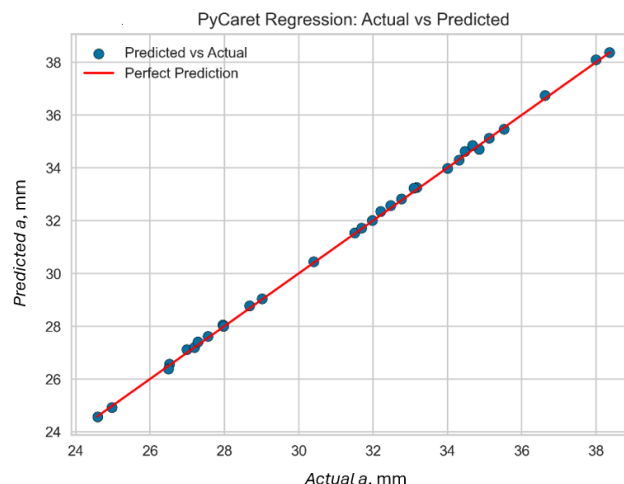


Рисунок 1. Порівняння експериментальних та прогнозованих значень довжини втомної тріщини для моделі Extra Trees Regressor

Аналіз важливості параметрів показав, що найбільший вплив на прогноз росту втомної тріщини має кількість циклів навантаження N , тоді як коефіцієнт асиметрії

циклу навантаження R також має помітний вплив на результати прогнозування. Це підтверджує фізичну узгодженість отриманої моделі.

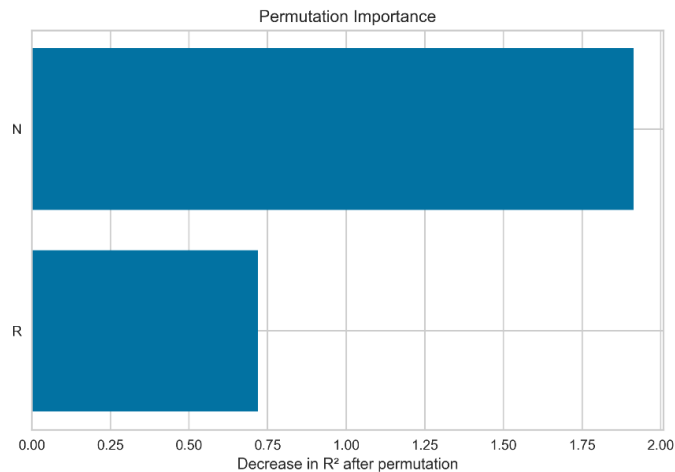


Рисунок 2. Важливість входних параметрів моделі, визначена методом Permutation Importance

На рис. 3 представлено криву навчання моделі. Зі збільшенням кількості навчальних прикладів значення коефіцієнта детермінації R^2 для тестової вибірки зростає та наближається до значення для навчальної вибірки, що свідчить про хорошу узагальнювальну здатність моделі та відсутність суттєвого перенавчання.

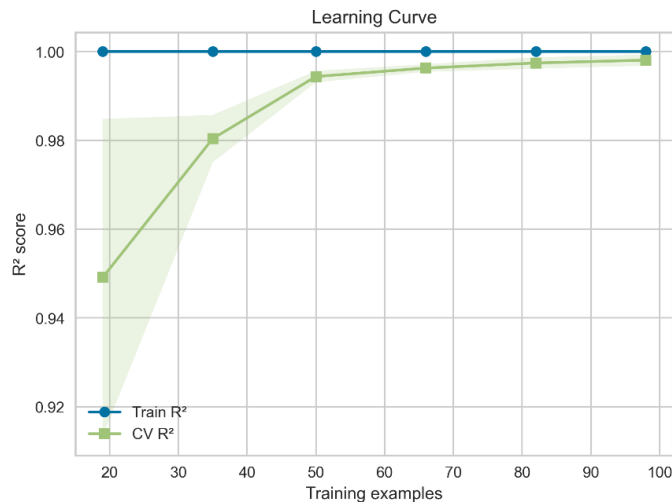


Рисунок 3. Крива навчання моделі Extra Trees Regressor

На рисунку 4 наведено порівняння експериментальних та прогнозованих значень довжини втомної тріщини a залежно від кількості циклів навантаження N для різних значень коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R=0.03, 0.1$ та 0.3 . Отримані результати демонструють високу узгодженість між експериментальними даними та прогнозами моделі. Із зростанням параметра R спостерігається прискорення росту тріщини, що відповідає фізичним закономірностям процесу втомного руйнування титанових сплавів. Якість моделі оцінено за допомогою стандартних метрик регресійного аналізу: середньоквадратичної похибки (MSE), середньої абсолютної похибки (MAE), середньої абсолютної відносної похибки (MAPE) та коефіцієнта детермінації R^2 . Отримані результати свідчать про високу точність побудованої моделі, зокрема, $R^2=0.9994$, $MAPE=0.23\%$, $MAE=0.073$, $MSE=0.0079$.

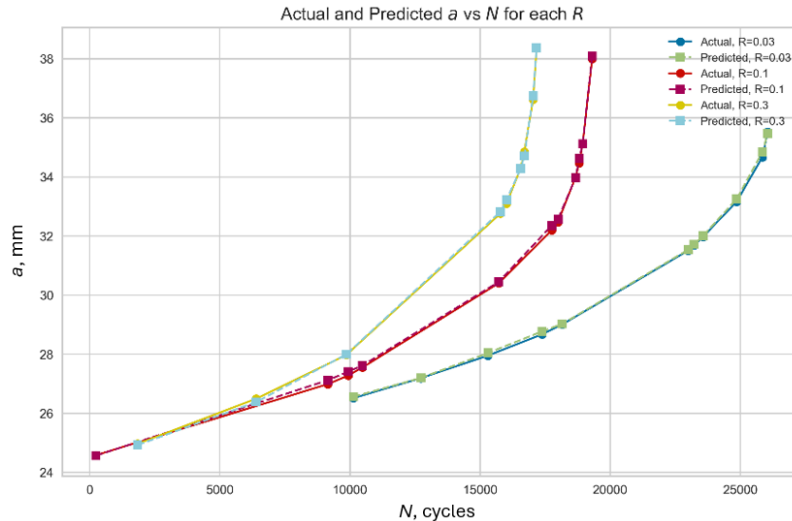


Рисунок 4. Порівняння експериментальних та прогнозованих залежностей довжини втомної тріщини від кількості циклів навантаження для різних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження

Таким чином, результати дослідження підтвердили ефективність застосування алгоритму Extra Trees Regressor для прогнозування РВТ в титановому сплаві за різних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження. Побудована модель забезпечує високу точність прогнозування та адекватно відтворює закономірності росту тріщини. Аналіз важливості параметрів показав домінуючий вплив кількості циклів навантаження N на процес розвитку втомного пошкодження. Отримані результати свідчать про перспективність використання методів пояснювального машинного навчання для задач механіки руйнування та прогнозування довговічності конструкційних матеріалів.

Перелік посилань

1. Shen Z., Lv G., Fu D. et al. A machine learning study on the fatigue crack path of short crack on an α titanium alloy // Philosophical Transactions of the Royal Society A. – 2023. – Vol. 381(2260). – 20220391. <https://doi.org/10.1098/rsta.2022.0391>.
2. Zhu S., Zhang Y., Zhu B. et al. High cycle fatigue life prediction of titanium alloys based on a novel deep learning approach // International Journal of Fatigue. – 2024. – Vol. 182. – 108206. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2024.108206>.
3. Farhadi S., et al. Comparative analysis of ensemble learning techniques for fatigue life prediction // Scientific Reports. – 2025 – 15, 11136. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-79476-y>.
4. Renzo D.A. et al. Methodologies developed for dataset preparation and the machine learning-based prediction of fatigue crack growth in alloys // Materials Today Communications. – 2025 – 28, 107516. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107516>.
5. Liu J., Chen J., Sun Z., Zhang H., Yuan Q., A study on fatigue crack closure associated with the growth of long crack in a new titanium alloy // Metals. – 2023. – 13(8), 1377. <https://doi.org/10.3390/met13081377>.
6. Yasniy O., Didych I., Tymoshchuk D., Maruschak P., & Demchyk V. Prediction of structural elements lifetime of titanium alloy using neural network // Procedia Structural Integrity. – 2025. – 72. – P. 181-187. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.08.090>.