

О. П. Ясній, М. П. Голубовський

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

МОДЕЛЮВАННЯ ВТОМНОЇ ДОВГОВІЧНОСТІ СТАЛІ QSTE340TM ЗА СТАЛОАМПЛІТУДНОГО НАВАНТАЖЕННЯ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У статті змодельовано втомну довговічність сталі QSTE340TM за сталоамплітудного навантаження методами машинного навчання з учителем. Моделювання здійснено методом випадкових лісів, дерев прийняття рішень та методом опорних векторів. Отримано залежності прогнозованих та реальних довжин тріщини для чотирьох коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження $R=0,1; 0,3; 0,5; 0,7$. Отримано залежності прогнозованих та експериментальних довжин тріщини a від кількості циклів навантаження N . Виявлено, що найкращі результати показали метод випадкових лісів та дерева прийняття рішень.

Ключові слова: машинне навчання, втомна довговічність, випадкові ліси, дерева прийняття рішень, метод опорних векторів.

O. P. Yasniy, M. P. Holubovskyi

MODELLING OF QSTE340TM STEEL LIFETIME UNDER CONSTANT AMPLITUDE LOADING BY EMPLOYING MACHINE LEARNING METHODS

In the article, there was modelled the fatigue life of QSTE340TM steel under constant-amplitude loading using supervised methods of machine learning. Modeling was carried out by the method of random forests, decision trees and the method of support vectors. Dependencies of predicted and actual crack length were obtained for four stress ratio $R=0.1; 0.3; 0.5; 0.7$. There were built the dependences of the predicted and experimental crack length a on the number of load cycles N . It was found that the best results were shown by random forests method and decision trees.

Keywords: machine learning, fatigue lifetime, random forest, decision trees, support vector machines.

Постановка проблеми. Методи штучного інтелекту широко застосовують у багатьох галузях науки і техніки, а також у повсякденному житті. Підмножиною множини методів штучного інтелекту є методи машинного навчання. Дані методи застосовують у галузі механіки руйнування, де на їх основі будують високоточні прогностичні моделі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Задачі механіки руйнування можна успішно розв'язувати вищезгаданими методами. Зокрема, ними моделюють стрибкоподібну повзучість алюмінієвих сплавів [1], їхні діаграми деформування [2] та втомного руйнування [3]. Для розв'язування цих задач користуються методами машинного навчання з учителем.

Постановка завдання. Мета даної роботи - змодельовати втомну довговічність сталі QSTE340TM за сталоамплітудного навантаження з різними коефіцієнтами асиметрії циклу навантаження методами машинного навчання з учителем, скориставшись відкритим публічно доступним набором експериментальних даних.

Викладення основного матеріалу.

Зразки виготовлено з пластини автомобільної сталі QSTE340TM товщиною 2,5 мм. Механічні властивості отримано шляхом випробувань на розтяг. Модуль пружності $E = 194$ ГПа, межа текучості $\sigma_y = 365$ МПа, межа міцності $\sigma_b = 482$ МПа [4]. Компактний зразок на розтяг (СТ) виготовлено відповідно до стандарту ASTM E647 [5]. Хімічний склад сталі QSTE340TM наведено у таблиці 1.

Табл. 1.

Хімічний склад сталі QSTE340TM

C	Si	Mn	P	S	Al	Nb	Ti
0,12%	0,50%	1,3%	0,03%	0,03%	0,015%	0,09%	0,22%

Набір даних [6] містить залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для чотирьох асиметрій циклу навантаження, а саме, $R = 0,1; 0,3; 0,5$ і $0,7$ за сталої амплітуди (СА).

Вибірки для кожної асиметрії циклу навантаження розділили на дві нерівні частини - навчальну та тестову. Тестові вибірки містила 20% експериментальних даних для певної асиметрії. Навчальні вибірки натомість складалася з решти 80% даних, отриманих за навантаження сталої амплітуди. Моделі тренували на навчальній вибірці, тоді як тестових вибірок вони не бачили. На

вхід кожної моделі подавали дві змінні - кількість циклів навантаження N та коефіцієнт асиметрії циклу навантаження R . На виході отримували довжину тріщини a . Моделювання здійснювали трьома методами машинного навчання з учителем - випадковими лісами [7], деревами прийняття рішень [8] та методом опорних векторів [9]. Кожен із наведених вище методів дозволяє ефективно розв'язувати сформульовану задачу регресії.

У результаті дослідження отримано залежності прогнозованих та реальних значень для довжини тріщини a за сталоамплітудного навантаження для усіх чотирьох досліджуваних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження.

На рисунку 1 подано залежності реальних та прогнозованих довжини тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,1$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в).

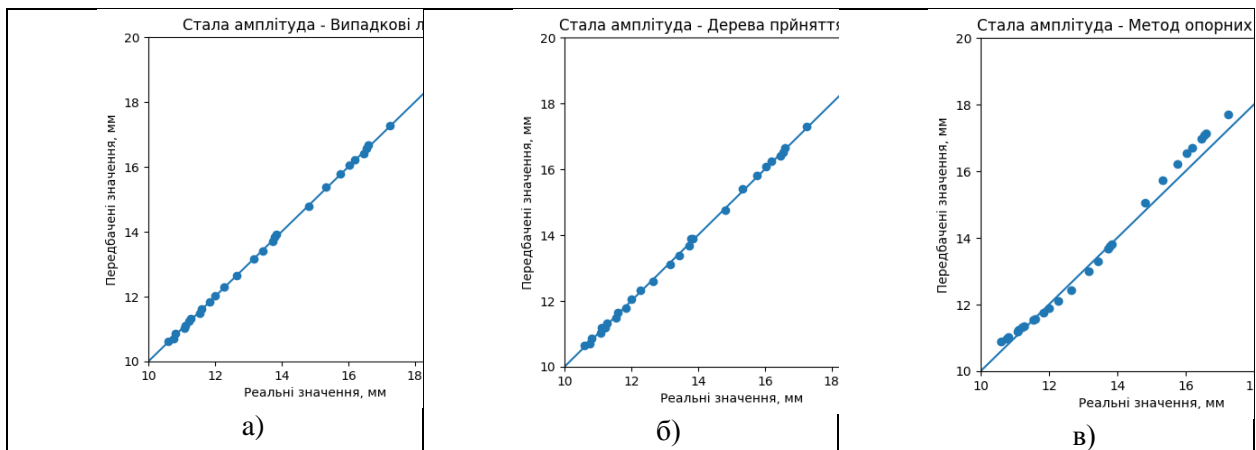


Рис. 1. Залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,1$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в)

Як видно з рисунку 1, прогнозовані значення, отримані випадковими лісами та деревами прийняття рішень досить близькі до реальних експериментальних даних. Трохи гірше себе показав у цьому випадку метод опорних векторів, що помітно з рис. 1 в.

На рисунку 2 наведено залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,3$, одержані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в).

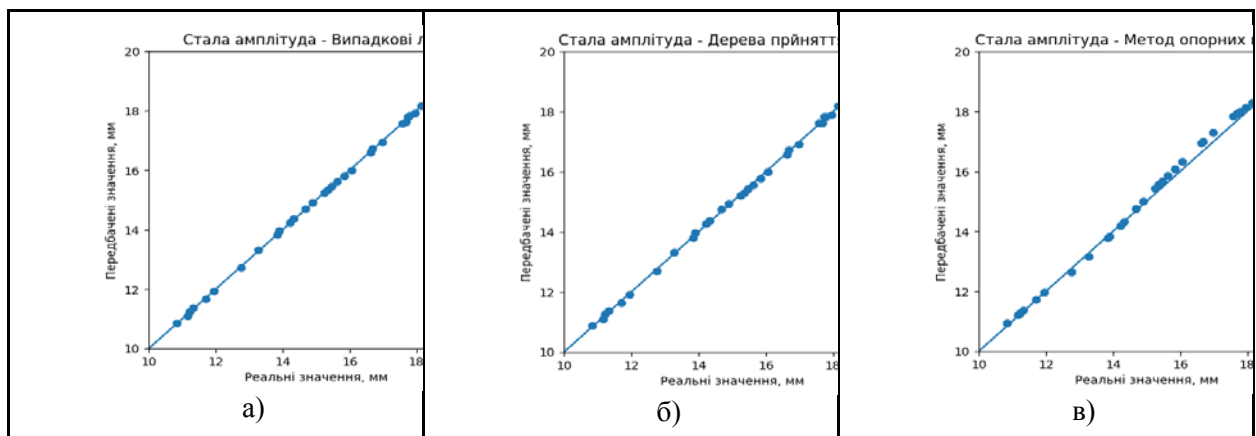


Рис. 2. Залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,3$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в)

Як і у попередньому випадку, помітно, що найкращі результати отримано методом випадкових лісів та деревами прийняття рішень, тоді як метод опорних векторів показав дещо гірші результати.

На рисунку 3 наведено залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,5$, одержані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в).

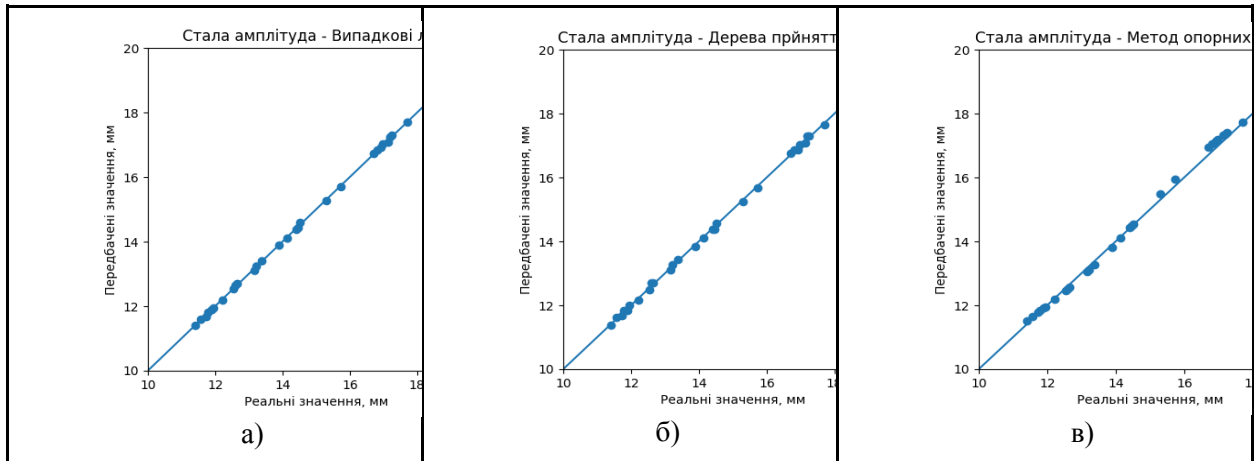


Рис. 3. Залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,5$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в)

У цьому випадку найкращі результати показав метод випадкових лісів, менш точні - дерева прийняття рішень, а на третьому місці опинився метод опорних векторів.

На рисунку 4 наведено залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,7$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в)

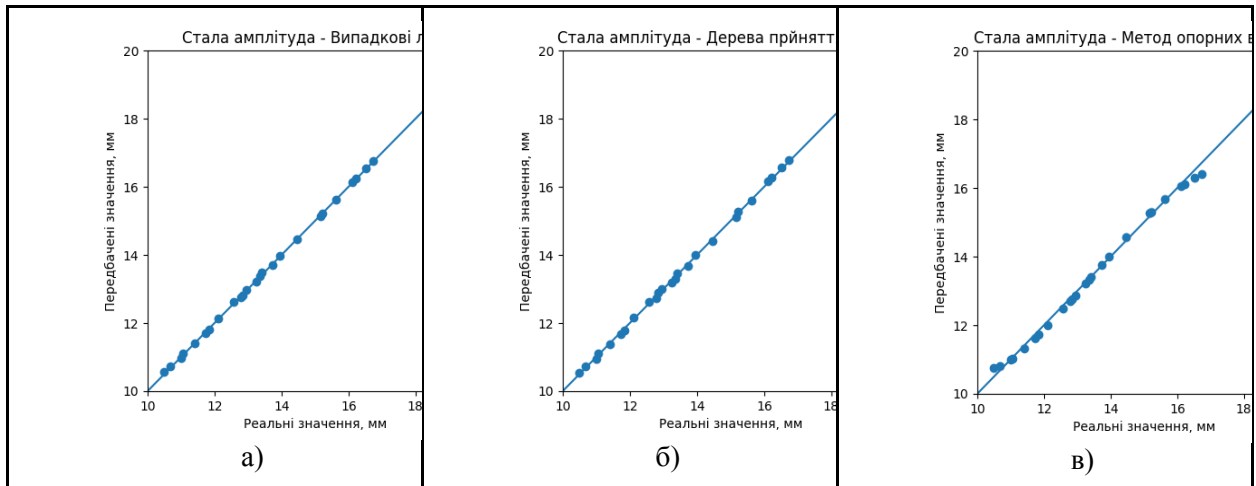


Рис. 4. Залежності реальних та прогнозованих довжин тріщини a за сталоамплітудного навантаження та коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,7$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б), та методом опорних векторів (в)

Як і у попередніх випадках, найгірший результат показав метод опорних векторів, тоді як перше і друге місця розділили випадкові ліси та дерева прийняття рішень.

Також отримано залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для кожного з чотирьох досліджених коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження.

На рис. 5. наведено реальні та розрахункові залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,1$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в).

Як видно з рис. 5, метод випадкових лісів та дерева прийняття рішень досить добре описують залежності довжини тріщини від кількості циклів навантаження. Менш точні результати досягнуто методом опорних векторів.

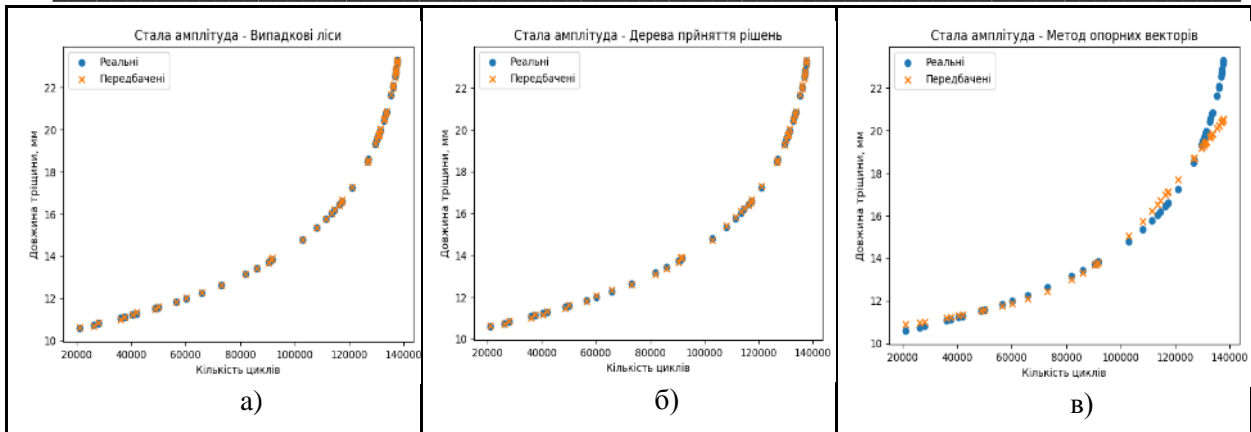


Рис. 5. Залежності реальної та прогнозованої довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,1$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в)

На рис. 6. наведено експериментальні та прогнозовані залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,3$, одержані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в).

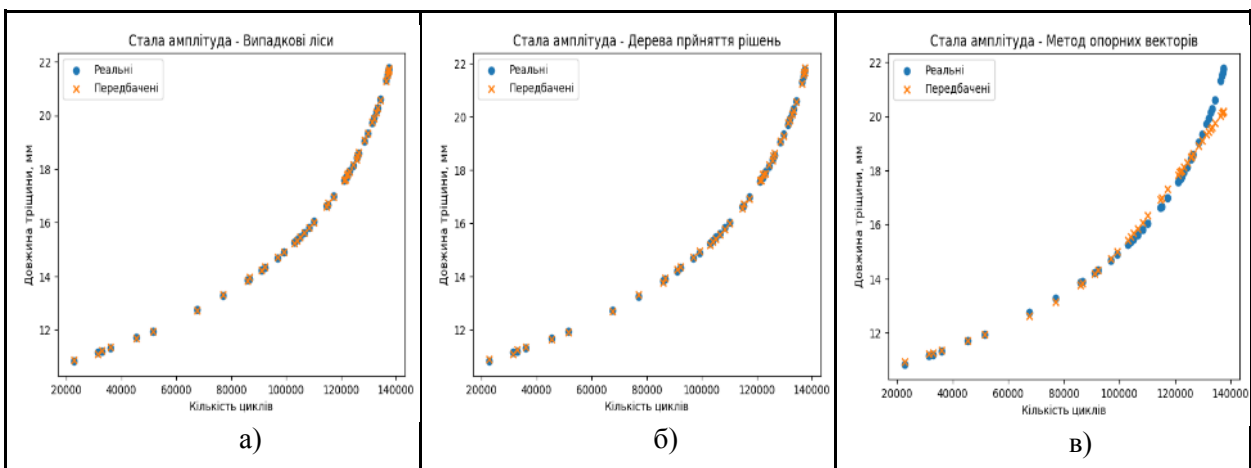


Рис. 6. Залежності реальної та прогнозованої довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,3$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в)

Як і в попередньому випадку, метод випадкових лісів та дерева прийняття рішень досить точно описують залежності довжини тріщини від кількості циклів навантаження. Трохи гірші результати показав метод опорних векторів.

На рис. 7. зображено експериментальні та прогнозовані залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,5$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в).

Для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,5$ метод випадкових лісів та дерева прийняття рішень досить точно описують залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N . Трохи гірші результати досягнуто методом опорних векторів.

На рис. 8 подано залежності реальні та передбачені довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,7$, обчислені методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в).

Як у всіх попередніх випадках, метод випадкових лісів та дерева прийняття рішень досить точно описують залежності довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N . Трохи гірші результати показав методом опорних векторів.

У таблиці 2 подано отримані середньоквадратичну та середню абсолютну похибки, а також середнє абсолютне відхилення та точність, розраховані різними методами машинного навчання для усіх чотирьох досліджуваних коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження.

Табл. 2.

Значення похибок моделювання

Метрика	Метод випадкових лісів				Дерева прийняття рішень				Метод опорних векторів			
	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7
Середньо-квадратична похибка	0.001	0.001	0.001	0.001	0.003	0.003	0.003	0.003	1.176	0.313	0.142	0.014
Середня абсолютна похибка	0.030	0.030	0.030	0.03	0.050	0.050	0.060	0.059	0.700	0.350	0.230	0.090
Середнє абсолютне відхилення, %	0.208	0.177	0.204	0.215	0.348	0.340	0.382	0.340	3.493	1.830	1.291	0.702
Точність, %	99.792	99.823	99.796	99.785	99.652	99.660	99.617	99.600	96.507	98.170	98.709	99.298

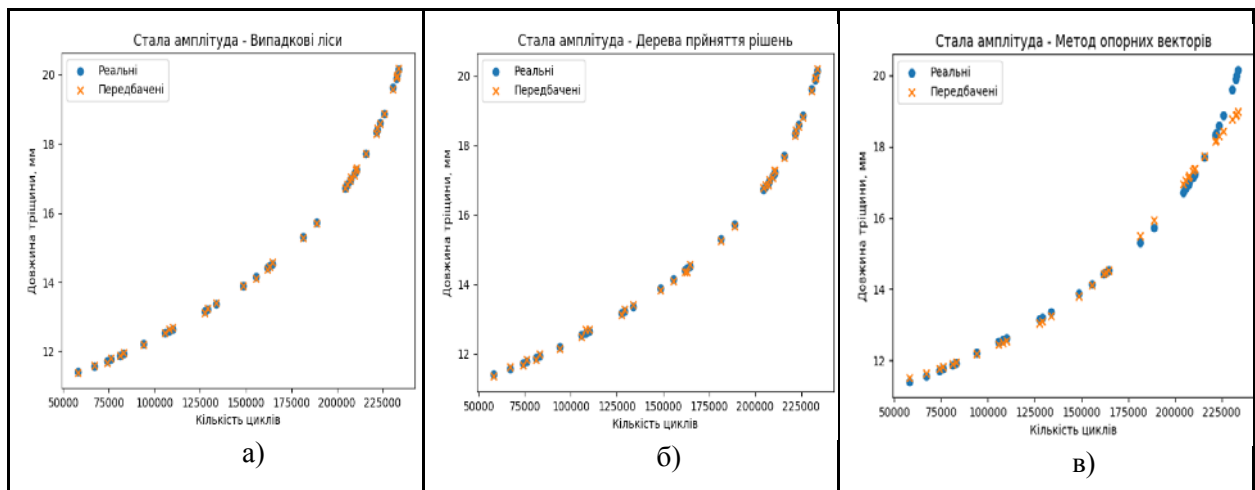


Рис. 7. Залежності реальної та прогнозованої довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,5$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в)

Як видно з таблиці 2, найвищу точність для усіх коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження, котра становить вище 99,65 %, досягнуто методом випадкових лісів, на другому місці виявилися дерева прийняття рішень з точністю не меншою 99,5%, дещо гірші результати показав метод опорних векторів.

Висновок. Методами машинного навчання змодельовано втомну довговічність сталі STE340TM за сталоамплітудного навантаження методами машинного навчання з учителем. Моделювання здійснено методом випадкових лісів, дерев прийняття рішень та методом опорних векторів. Отримано залежності прогнозованих та реальних довжин тріщини для чотирьох коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження $R=0,1;0,3;0,5;0,7$.

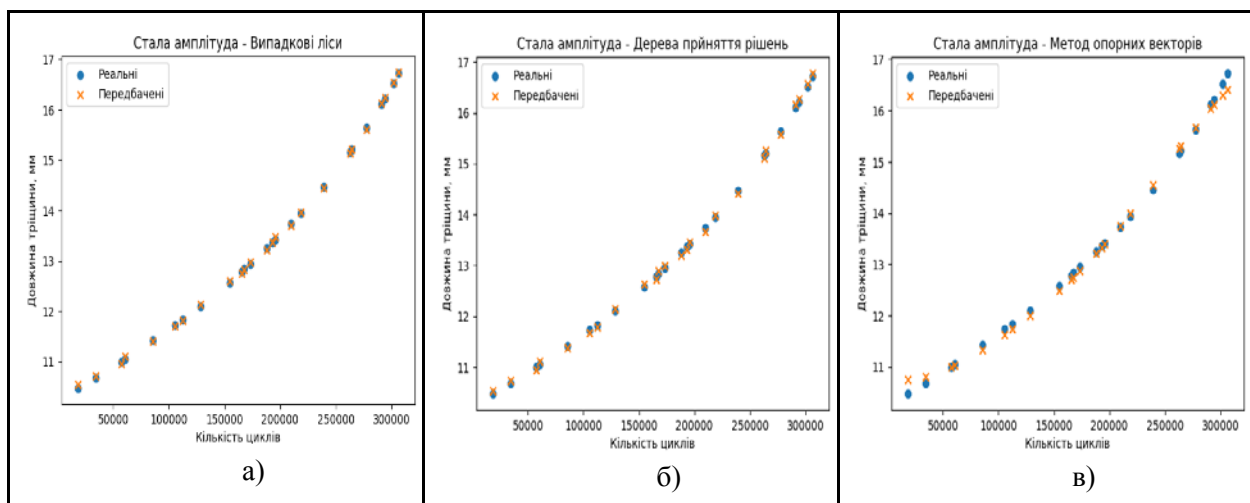


Рис. 8. Залежності реальної та прогнозованої довжини тріщини a від кількості циклів навантаження N для коефіцієнта асиметрії циклу навантаження $R = 0,7$, отримані методом випадкових лісів (а), деревами прийняття рішень (б) та методом опорних векторів (в)

Отримано залежності прогнозованих та експериментальних довжин тріщини від кількості циклів навантаження. Виявлено, що найкращі результати показали випадкові ліси та дерева прийняття рішень, дещо гірше проявив себе метод опорних векторів. Зокрема, точність методу випадкових лісів складає вище 99,6% для усіх коефіцієнтів асиметрії циклу навантаження. Загалом, методи машинного навчання служать потужним та багатообіцяючим методом розв'язування задач механіки.

Список використаних джерел:

- [1] O. Yasniy, I. Pasternak, I. Didych, S. Fedak, and D. Tymoshchuk, "Methods of jump-like creep modeling of AMg6 aluminum alloy," *Procedia Struct. Integr.*, vol. 48, pp. 149–154, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.prostr.2023.07.141.
- [2] O. Yasniy, O. Pastukh, I. Didych, V. Yatsyshyn, and I. Chykhira, "Application of machine learning for modeling of 6061-T651 aluminum alloy stress–strain diagram," *Procedia Struct. Integr.*, vol. 48, pp. 183–189, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.prostr.2023.07.146.
- [3] O. P. Yasniy, O. A. Pastukh, Yu. I. Pyndus, N. S. Lutsyk, and I. S. Didych, "Prediction of the Diagrams of Fatigue Fracture of D16T Aluminum Alloy by the Methods of Machine Learning," *Mater. Sci.*, vol. 54, no. 3, pp. 333–338, Nov. 2018, doi: 10.1007/s11003-018-0189-9.
- [4] Y. Lu, F. Yang, and T. Chen, "Effect of single overload on fatigue crack growth in QSTE340TM steel and retardation model modification," *Eng. Fract. Mech.*, vol. 212, pp. 81–94, May 2019, doi: 10.1016/j.engfracmech.2019.03.029.
- [5] "Standard Test Method for Measurement of Fatigue Crack Growth Rates." Accessed: Jun. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.astm.org/e0647-23b.html>
- [6] F. Yang, T. Chen, and Y. Lu, "Data for: Effect of single overload on fatigue crack growth in QSTE340TM steel and retardation model modification," vol. 1, Mar. 2019, doi: 10.17632/8pcx2mgfd4.1.
- [7] L. Breiman, "Random Forests," *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, Oct. 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [8] J. N. Morgan and J. A. Sonquist, "Problems in the Analysis of Survey Data, and a Proposal," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 58, no. 302, pp. 415–434, Jun. 1963, doi: 10.1080/01621459.1963.10500855.
- [9] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, Sep. 1995, doi: 10.1007/BF00994018.