

УДК 621.01, 539.4, 004.8

Аналіз вхідних параметрів штучної нейронної мережі у прогнозуванні довговічності за багатоосьового навантажування

П.В. Яковчук¹; В.В. Кравченко¹; С.М. Шукаєв¹

¹ – КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна

Анотація: Дослідження присвячене оптимізації вхідних параметрів штучних нейронних мереж для прогнозування втомної довговічності в умовах багатоосьового навантажування. Усталені методи прогнозування втомної довговічності часто не забезпечують необхідної точності, особливо за умов складного багатоосьового навантажування. У зв'язку з цим актуальним є дослідження нових підходів, заснованих на методах машинного навчання, зокрема, із використанням штучних нейронних мереж. В роботі проаналізовано 30 різних параметрів, які, зазвичай, застосовуються в моделях багатоосьової втоми, шляхом включення їх до штучної нейронної мережі в якості вхідних параметрів. Застосування методу SHapley Additive exPlanations дозволило відсіяти нерелевантні параметри і залишити тільки 10 найбільш впливових, таких як коефіцієнти рівняння Коффіна-Менсона та параметри критичної площини. Отримана модель продемонструвала кращу передбачувальну здатність порівняно з поширеними моделями багатоосьової втоми, зокрема, моделі Фатемі-Сосі.

Ключові слова: багатоосьова втома; критична площина; прогнозування довговічності; машинне навчання; штучні нейронні мережі.

Втомне руйнування деталей машин та елементів конструкцій під дією багатоосьового навантажування є однією з важливих проблем сучасної механіки. Відповідальні елементи конструкції в автомобілебудуванні, авіакосмічної промисловості, енергетиці та інших часто експлуатуються в умовах багатоосьового навантажування, що ускладнює оцінювання їх довговічності.

Усталені методи прогнозування втомної довговічності не завжди забезпечують необхідну точність та не враховують складність механізмів руйнування та багатофакторність впливів [1], [2]. У зв'язку з цим зростає інтерес до використання машинного навчання [3] та, зокрема, штучних нейронних мереж (ШНМ) для моделювання процесів втомного пошкодження, оскільки вони здатні аналізувати велику кількість даних та враховувати нелінійні залежності між різними параметрами [4].

У даній роботі проведено дослідження з оптимізації вхідних параметрів ШНМ для підвищення точності прогнозування втомної довговічності за умов багатоосьового навантажування. Метою роботи є розробка моделі нейронної мережі, здатною адекватно прогнозувати довговічність матеріалу за багатоосьового навантажування.

Для порівняння точності прогнозування втомної довговічності моделі нейронної мережі з існуючими методами було обрано модель Фатемі-Сосі [5], яка демонструє високу точність прогнозування для різних матеріалів та умов навантажування [2], [6]. Модель враховує вплив максимальної амплітуди деформації зсуву та максимального нормального напруження на площині максимального зсуву на втомне пошкодження і записується так:

$$\frac{\Delta\gamma_{\max}}{2} \left(1 + k \frac{\sigma_{n,\max}}{\sigma_y} \right) = \frac{\tau'_f}{G} (2N_f)^{b_0} + \gamma'_f (2N_f)^{c_0} \quad (1)$$

де N_f – кількість циклів до руйнування; G – модуль зсуву; σ_y – границя текучості матеріалу τ'_f , γ'_f , b_0 і c_0 – коефіцієнти рівняння Коффіна-Менсона для випадку чистого кручення за симетричного циклу; k – коригуючий коефіцієнт, який показує, наскільки матеріал є чутливим до наявності нормальних напружень на критичній площині.

В дослідженні використовувалась нейронна мережа з одним прихованим шаром, структура якої наведена на рис. 1, де $x_1 \dots x_n$ – вхідні параметри, $P_1 \dots P_p$ – нейрони прихованого шару, а Y – функція відгуку. В якості вхідних даних використовувалися параметри, які зазвичай зустрічаються в моделях багатоосьової втоми, що базуються на концепції критичної площини. До них входять механічні характеристики матеріалу, коефіцієнти рівняння Коффіна–Менсона при одновісному розтяганні–стисканні та знакозмінному крученні, а також параметри критичних площин: максимальної деформації зсуву та максимальної лінійної деформації. Додатково до вище згаданих параметрів, було включено різноманітні їх комбінації. Загалом розглянуто 30 параметрів, які розміщені в таблиці 1. В якості функції відгуку у моделі використовувався десятковий логарифм від кількості циклів до руйнування.

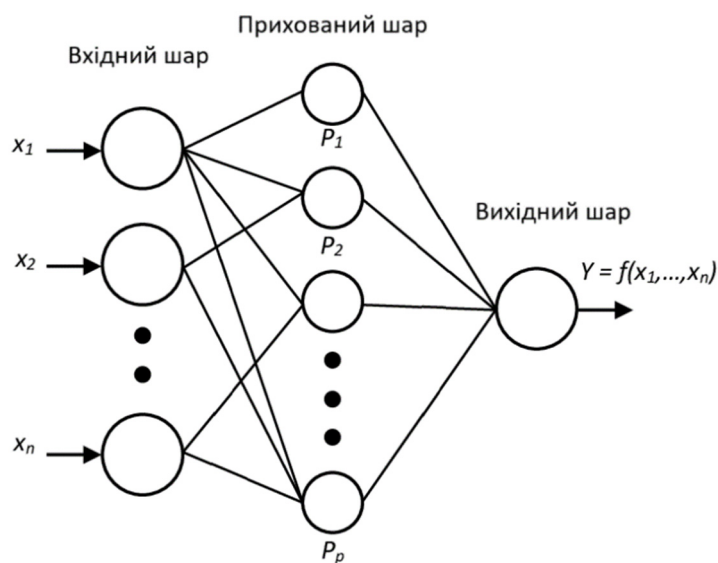


Рис. 1. Структура нейронної мережі з одним прихованим шаром

База експериментальних даних включає результати дослідів, отриманих для 10 матеріалів за різноманітними траєкторіями навантажування, що представлена у роботі [6]. Всього – 226 результатів випробувань. У розрахунках база була розширена за допомогою інтерполяції до 427 точок.

Таблиця 1

Вхідні параметри штучної нейронної мережі

Характеристики матеріалу											
Механічні				Втомні (коефіцієнти рівняння Коффіна-Менсона)							
E	G	σ_y	ν_e	σ_f^j	ϵ_f^j	τ_f^j	γ_f^j	b	c	b_0	c_0
Параметри критичної площини											
Площина максимальної деформації зсуву						Площина максимальної лінійної деформації					
$\Delta\gamma_{\max}$	$\Delta\epsilon_n$	$\Delta\sigma_n$	$\Delta\tau_{\max}$	$\Delta\epsilon_{\max}$	$\Delta\gamma_n$	$\Delta\sigma_{\max}$	$\Delta\tau_n$				
Додаткові параметри											
$\Delta\gamma_{\max}^*$ $\Delta\epsilon_n$	$\Delta\gamma_{\max}^2$	$\Delta\epsilon_n^2$	$\Delta\epsilon_{\max}^*$ $\Delta\gamma_n$	$\Delta\epsilon_{\max}^2$	$\Delta\gamma_n^2$	$\Delta\gamma_{\max}^*$ $\Delta\tau_{\max}$	$\Delta\epsilon_n^*$ $\Delta\sigma_n$	$\Delta\epsilon_{\max}^*$ $\Delta\sigma_{\max}$	$\Delta\gamma_n^*$ $\Delta\tau_n$		

Тренування нейронної мережі проводилося в програмному середовищі MATLAB з гіперпараметризацією – підбором кількості прихованих нейронів, функції активації, тощо.

Для оцінки впливу кожного параметру на результат прогнозування застосовувався метод SHAP (SHapley Additive exPlanations) [7]. Цей метод дає можливість кількісно визначити вплив кожного вхідного параметру на довговічність, відсіяти нерелевантні та оптимізувати модель. У роботі [8] продемонстровано високу ефективність даного методу під час аналізу 5 моделей машинного навчання. Розрахунок значень SHAP зручно представляти у наступному спрощеному вигляді:

$$SHAP(x_i) = \sum_{S \subseteq F \setminus \{x_i\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f_S(x_i) - f_{S \setminus \{x_i\}}(x_i)] \quad (2)$$

де F – набір усіх вхідних параметрів; S – підмножина параметрів, за винятком параметру x_i , що аналізується; f_S – прогноз моделі з параметрами S ; $f_{S \setminus \{x_i\}}$ – прогноз моделі без параметру x_i . Формула обчислює середній граничний внесок у прогноз параметру x_i серед усіх можливих комбінацій параметрів.

Розрахунок значень SHAP був проведений для 50 випадкових експериментальних результатів задля спрощення розрахунку. З них визначалось середнє арифметичне значення SHAP для кожного вхідного параметру.

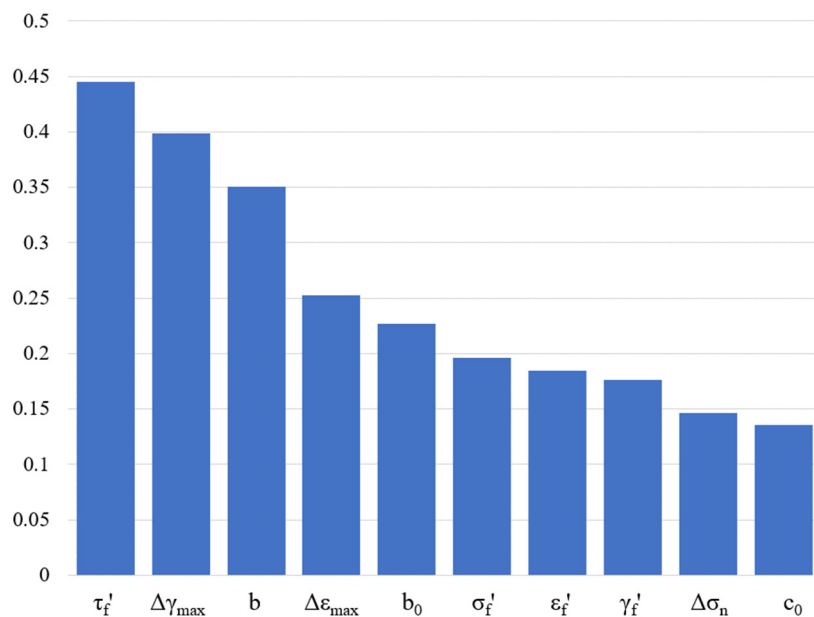


Рис. 2. Топ 10 вхідних параметрів за значенням SHAP

Аналіз графіку вказує на те, що такі параметри навантажування, як максимальний розмах деформації зсуву $\Delta\gamma_{max}$ та лінійної деформації $\Delta\varepsilon_{max}$, а також розмах напружень $\Delta\sigma_n$, нормальних до площини максимального зсуву нейронна мережа визначила як найбільш впливові для прогнозування довговічності. Інші 7 параметрів з 10 є коефіцієнтами рівняння Коффіна–Менсона за одновісного розтягання-стискання та знакозмінного кручення.

Повторне тренування нейронної мережі було проведено за 10 найвпливовіших параметрів. На рис. 3 наведено графіки порівняння точності трьох моделей: моделі Фатемі–Сосі (1), нейронної мережі з 30 параметрами (2) та нейронної мережі з 10 параметрами (3).



Рис. 3. Графіки функцій щільності ймовірностей помилки передбачення (1 – модель Фатемі-Сосі; 2 – модель нейронної мережі з 30 параметрами; 3 – модель нейронної мережі з 10 параметрами)

Висновки

Отримані результати демонструють ефективність методу SHAP в інтерпретованості роботи ШНМ задля подальшого спрощення її структури. Також, введення додаткових параметрів взаємодії між параметрами навантажування в даній роботі не посприяло підвищенню точності. Отримано параметри, що мають найбільший вплив на точність прогнозування за допомогою нейронної мережі, за допомогою яких було натреновано ще одну модель, яка показала кращі результати, ніж початкова та модель Фатемі-Сосі.

Дані результати потребують подальшого дослідження на інших матеріалах, моделях машинного навчання та інших видах циклічного навантажування. При цьому бажаним є розділення даних за видами навантажування, типами матеріалів, тощо, для визначення локального впливу параметрів для конкретних типів навантажування або матеріалів.

Список літератури

1. Karolczuk, Aleksander, and Marek Słowski. "Application of the Gaussian process for fatigue life prediction under multiaxial loading." *Mechanical Systems and Signal Processing* 167 (2022): 108599.
2. Savchuk, Y., and S. Shukayev. "Comparison of Critical Plane Models for Multiaxial Fatigue Life Prediction". *Mechanics and Advanced Technologies*, vol. 7, no. 3 (99) (2023): 279-293.
3. Chen, Jie, and Yongming Liu. "Fatigue modeling using neural networks: A comprehensive review." *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures* 45.4 (2022): 945-979.
4. Pan, Rui, et al. "A new approach to multiaxial fatigue life prediction: A multi-dimensional multi-scale composite neural network with multi-depth." *Engineering Fracture Mechanics* 310 (2024): 110501.
5. Fatemi, Ali, and Darrell F. Socie. "A critical plane approach to multiaxial fatigue damage including out-of-phase loading." *Fatigue & Fracture of Engineering materials & structures* 11.3 (1988): 149-165.
6. Yakovchuk, P. V., E. V. Savchuk, and S. M. Shukayev. "Critical Plane Approach-Based Fatigue Life Prediction for Multiaxial Loading: A New Model and its Verification." *Strength of Materials* 56.2 (2024): 281-291.
7. Scott, M., and Lee Su-In. "A unified approach to interpreting model predictions." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017): 4765-4774.
8. Zhang, Peng, et al. "Neural network integrated with symbolic regression for multiaxial fatigue life prediction." *International Journal of Fatigue* 188 (2024): 108535.

Analysis of input parameters for artificial neural network in fatigue life prediction for multiaxial loading

P. Yakovchuk¹, V. Kravchenko¹, S. Shukayev¹

Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine

Abstract: The research focuses on optimizing the input parameters of artificial neural networks (ANN) for predicting fatigue life under multiaxial loading conditions. Traditional methods for predicting fatigue life often fail to provide the necessary accuracy, especially under complex multiaxial loading. Therefore, it is essential to explore new approaches based on machine learning methods, particularly using artificial neural networks. In this study, 30 different parameters commonly used in multiaxial fatigue models were analyzed by including them as input parameters for the ANN. The application of the SHapley Additive exPlanations (SHAP) method enabled filtering out irrelevant parameters, leaving only the 10 most influential ones, such as the coefficients of the Coffin-Manson equation and critical plane parameters. The resulting model demonstrated better predictive capabilities compared to widely used multiaxial fatigue models, particularly the Fatemi–Socie model.

Keywords: multiaxial fatigue; critical plane; fatigue life prediction; machine learning; artificial neural networks; feature importance determination.