

УДК 539.42, 004.032.26,

**Олег Ясній, докт. техн. наук, проф., Ірина Дідич**

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна.

### **ПРОГНОЗУВАННЯ ДІАГРАМ ВТОМНОГО РУЙНУВАННЯ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ ЗА ЗМІННОЇ АМПЛІТУДИ НАВАНТАЖЕННЯ**

Анотація. Нейронні мережі застосовано для прогнозування діаграм втомного руйнування сталі 0,45% С при змінному навантаженні за коефіцієнта асиметрії циклу навантаження  $R = 0, -1$ . Отримані результати добре узгоджуються з експериментальними даними.

Ключові слова: ріст втомної тріщини, коефіцієнт інтенсивності напружень, асиметрія циклу навантаження, довговічність, нейронна мережа.

**Oleg Yasniy, Dr. Science, Prof., Iryna Didych**

### **PREDICTION OF FATIGUE FRACTURE DIAGRAMS BY NEURAL NETWORK UNDER VARIABLE AMPLITUDE LOADING**

Abstract. Neural networks were used to predicted the fatigue crack growth diagrams for 0,45% C steel under variable loading at stress ratio  $R = 0, -1$ . The obtained results are in good agreement with the experimental data.

Keywords: fatigue crack growth, stress intensity factor, stress ratio, durability, neural network, machine learning.

Відповідальні елементи конструкцій часто експлуатують за навантажень змінної амплітуди. Підвищення їх довговічності є актуальною задачею та має велике економічне значення. В свою чергу, для оцінки міцності та довговічності елементів конструкцій важливо вміти прогнозувати швидкість росту втомної тріщини (РВТ). Таку задачу можна ефективно розв'язувати методами машинного навчання, зокрема нейронними мережі (НМ), котрі дозволяють досягти великої точності розв'язків [1,2].

Мета дослідження – спрогнозувати кінетичну діаграму втомного руйнування (КДВР) сталі 0,45% С за змінної амплітуди навантаження та асиметрії циклу навантаження  $R = 0, -1$  методом НМ.

Елементи конструкцій руйнуються від втоми, поступово накопичуючи пошкодження і починаються з малої тріщини, котра зростає під дією навантаження. Втомна тріщина формується у концентраторі напружень – місці пошкодження, котре ослаблює область поперечного перерізу матеріалу, зокрема у якому збільшується навантаження. Тріщина підростає до тих пір, поки матеріал здатний витримувати навантаження. Тому основними чинниками, які впливають на міцність елементів конструкцій є поверхневі дефекти деталей, температура та зовнішнє середовище під час експлуатації, характер та умови навантаження.

Одним із методів машинного навчання, яким прогнозують дані, є НМ, котрі навчаються з учителем. Під навчанням з учителем розуміють цільовий вихід, який відповідає певним вхідним сигналам. Метод НМ мінімізує помилку сигналу, котра є різницею між вихідним сигналом і цільовим, постійно адаптуючи ваги нейронів.

У процесі навчання масив даних розділяють на дві нерівні частини – навчальну та тестову вибірки. Задачу прогнозування швидкості РВТ розв'язують, будуючи велику кількість НМ, котрі відрізняються, зокрема, кількістю нейронів у шарах та кількістю прихованих шарів. Тому мінімальна похибка, високий коефіцієнт кореляції між

цільовими та вихідними даними – параметри, за якими можна порівняти архітектури НМ [3].

Основними перевагами НМ є адаптивне навчання, обчислення у реальному часі, самоорганізація, стійкість до перебоїв та узагальнення.

Швидкість РВТ прогнозували за експериментальними даними, отриманими для сталі 0,45% С за асиметрії циклу навантаження  $R = 0, -1$  [4]. Вибірка містила 200 елементів, з яких 70% вибрали випадково для навчальної вибірки, а 30% залишили, щоб оцінити якість прогнозування. Вхідними параметрами обрали коефіцієнт інтенсивності напружень (КІН)  $\Delta K$  та асиметрію циклу навантаження  $R$ . Швидкість РВТ  $da/dN$  під час змінного навантаження за асиметрії циклу  $R = 0, -1$  розглядали як вихідний параметр.

Залежності десятичного логарифма експериментальних швидкостей РВТ  $\log_{10}(da/dN_{true})$  від десятичного логарифма прогнозованих швидкостей РВТ  $\log_{10}(da/dN_{pred})$  за  $R = 0, -1$  показано на рис.1. Важливо, що точки розташовані досить близько до бісектриси першого координатного кута, що свідчить про узгодженість прогнозованих та експериментальних даних [5].

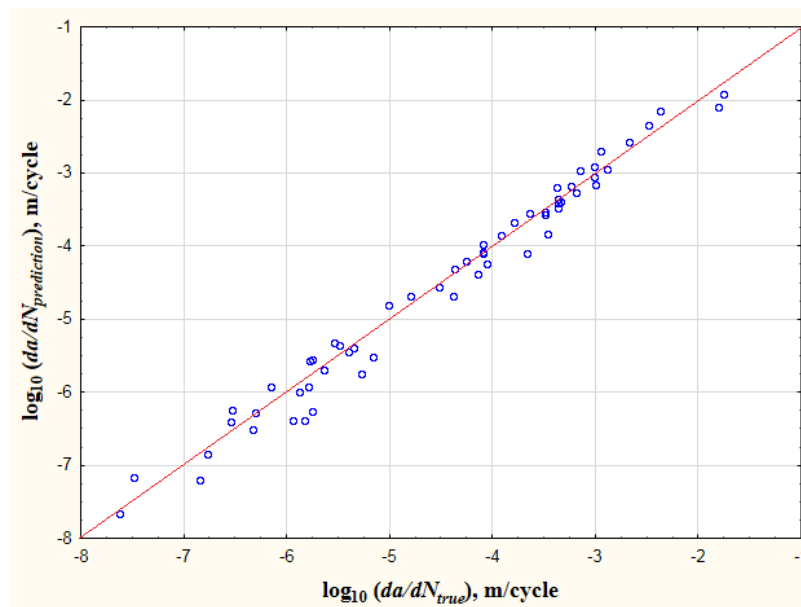


Рис. 1. Експериментальні  $\log_{10}(da/dN_{true})$  та прогнозовані  $\log_{10}(da/dN_{pred})$  дані десятичного логарифма швидкості РВТ за  $R = 0, -1$

Похибка методу НМ для тестової вибірки становить 4,5%, параметри НМ наведено у табл. 1.

Таблиця 1. Параметри нейромережі

Асиметрія циклу навантаження	Ім'я мережі	Алгоритм навчання	Функція помилки	Функція прихованої активації	Функція вихідної активації
$R = 0, -1$	MLP 2-6-1	BFGS	SOS	Логарифмічна	Експоненційна

Методом НМ побудовано (рис.2) експериментальні та прогнозовані залежності десятичного логарифма швидкості РВТ  $\log_{10}(da/dN)$  від десятичного логарифма КІН  $\log_{10}(\Delta K)$  за  $R = 0, -1$ .

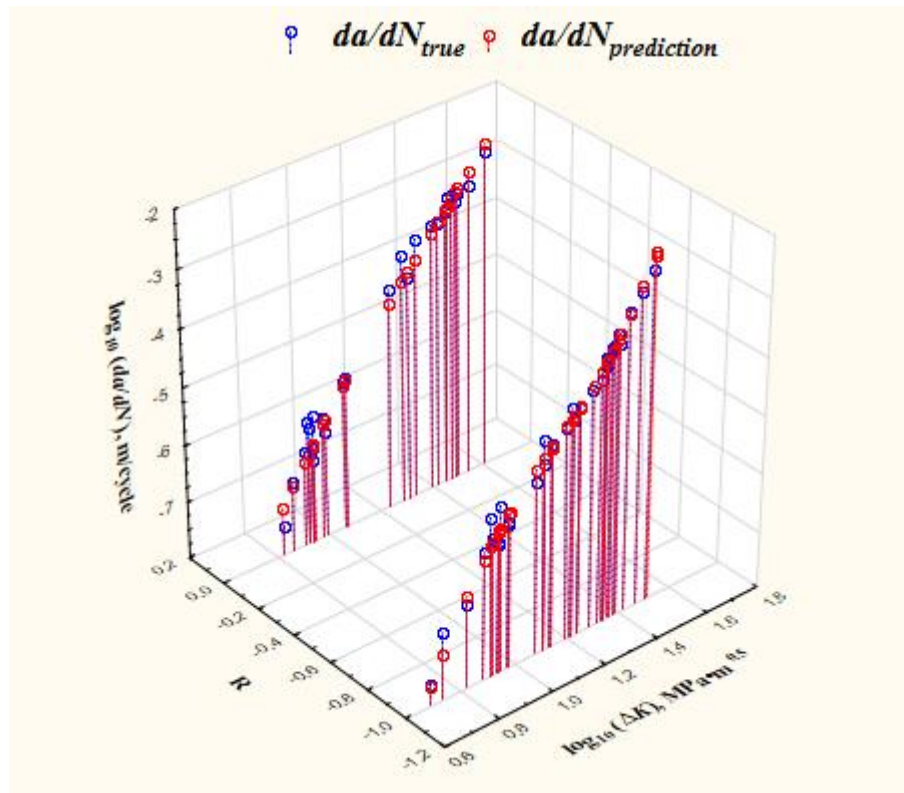


Рис. 2. Експериментальні  $\log_{10}(da/dN_{true})$  та прогнозовані  $\log_{10}(da/dN_{pred})$  залежності десятичного логарифма швидкості РВТ від десятичного логарифма КІН  $\log_{10}\Delta K$  за  $R = 0, -1$

Отримані результати добре узгоджуються з експериментальними даними. НМ є потужним та швидким методом машинного навчання, котрим оцінюють поведінку РВТ.

### Література:

1. Application of artificial neural network for predicting fatigue crack propagation life of aluminum alloys / J. R. Mohanty, B. B. Verma, D. R. K. Parhi, D. R. Ray // Archives of Computational Mat. Sci. and Surf. Eng. – 2009. – **1**, № 3. – P. 133–138.
2. Прогнозування діаграм втомного руйнування алюмінієвого сплаву Д16Т методами машинного навчання / О. П. Ясній, О. А. Пастух, Ю. І. Пиндус, Н. С. Луцик, І. С. Дідич // Фіз.-хім. механіка матеріалів. – 2018. – **54**, № 3. – С. 43–48.
3. Razavi, S.V. Using feed-forward back propagation (FFBP) neural networks for compressive strength prediction of lightweight concrete made with different percentage of scoria instead of sand [Електрон. ресурс] / S.V. Razavi, M.Z. Jumaat, A.H. EiShafie // International Journal of Physical Sciences. – 2011. – № 6 (6). – P. 1325–1331.
4. Assessment of lifetime of railway axle / O. Yasniy, Y. Lapusta, Y. Pyndus, A. Sorochnik, V. Yasniy // International Journal of Fatigue. – 2013. – Vol. **50**. – P. 40–46.
5. Describing fatigue crack growth and load ratio effects in Al 2524 T3 alloy with an enhanced exponential model / C. A. R. P. Baptista, A. M. L. Adib, M. A. S. Torres, V. A. Pastoukhov // Mech. of Mat. – 2012. – **51**. – P. 66–73.