

УДК 539.42, 004.032.26,

І. С. Дідич, О. П. Ясній, канд. техн. наук, доц.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна.

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДО ОЦІНЮВАННЯ ДОВГОВІЧНОСТІ ЕЛЕМЕНТІВ КОНСТРУКЦІЙ

I. S. Didych, O.P. Yasniy, Ph.D., Assoc. Prof.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR THE ASSESSMENT OF DURABILITY OF STRUCTURAL ELEMENTS

Сьогодні актуальним є науковий та практичний інтерес до обчислювальних структур нового типу – штучних нейронних мереж (ШНМ). Він спричинений низкою успішних застосувань цієї нової технології, яка дозволила розробити ефективні підходи до вирішення проблем розпізнавання образів, прогнозування, оптимізації і керування.

Під час експлуатації в елементах конструкцій можуть виникати тріщини, які при подальшому циклічному навантаженні підрастають до критичних розмірів, що в майбутньому призводить до руйнування деталей. Метою даного дослідження є оцінювання довговічності таких елементів конструкцій на етапі їх проектування із урахуванням досягнутого рівня пошкодженості матеріалу.

Довговічність елемента конструкції визначається як кількість циклів до його руйнування. Довжина тріщини a залежить від відповідного числа циклів навантаження N , при якому вона вимірюється. Швидкість росту тріщин da/dN є функцією розмаху коефіцієнта інтенсивності напружень ΔK і коефіцієнта асиметрії циклу навантаження. Модель, яка описує швидкість росту втомної тріщини (РВТ), задається рівнянням:

$$\frac{da}{dN} = f(\Delta K, R),$$

де $f(\Delta K, R)$ – невід’ємна функція; N – кількість циклів навантаження; a – довжина тріщини як функція від N ; $\Delta K = K_{\max} - K_{\min}$; тут K_{\max} , K_{\min} – максимальний та мінімальний коефіцієнт інтенсивності напружень; $R = \sigma_{\min}/\sigma_{\max}$, де σ_{\min} та σ_{\max} – мінімальне та максимальне напруження циклу навантаження, відповідно.

У загальному випадку $K = \sigma\sqrt{\pi a} \cdot Y$ де Y – поправкова функція, яка залежить від геометрії конструкції та тріщини.

Ріст тріщини на середньоамплітудній ділянці діаграми втомного руйнування можна описати рівнянням Уокера [1], яке має вигляд:

$$\frac{da}{dN} = C \left[(1-R)^{m-1} \Delta K \right]^n, R \geq 0,$$

де C , m , n – сталі матеріалу, які визначаються з експерименту.

Параметри матеріалу для втомної тріщини (сталі рівняння Уокера) оцінювали за допомогою нейромережі. В якості входу в мережу використовували експериментальні дані ΔK та da/dN для різного коефіцієнта асиметрії циклу навантаження алюмінієвого сплаву [2].

Результати, отримані авторами в праці [3] показують, що ШНМ можуть успішно застосовуватися до оцінювання поведінки росту втомної тріщини і параметрів матеріалу.

ШНМ побудовані за принципом біологічних нейронних мереж клітин живого організму. Основою цих систем виступає штучний нейрон як імітаційна модель нервової клітини мозку – біологічного нейрона.

По-перше, важливою властивістю нейронних мереж є паралельна обробка інформації одночасно великою кількістю нейронів. Завдяки цьому можна значно швидше обробляти інформацію. По-друге, іншою не менш важливою особливістю нейронних мереж є здатність до навчання та узагальнення інформації [4].

Розглянемо особливості ШНМ. На вхід штучного нейрона надходить деяка кількість сигналів, кожен з яких є виходом іншого нейрона. Кожен вхід множиться на відповідну вагу, аналогічну синаптичній силі, і всі результати додаються, після чого визначається рівень активації нейрона (рис. 1).

ШНМ є системою з'єднаних простих процесорів (штучних нейронів), які взаємодіють між собою. Вектор вхідних сигналів $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, надходить на штучний нейрон. Кожен сигнал множиться на відповідну вагу w_1, w_2, \dots, w_n , і подається на сумуючий блок, позначений Σ . Кожна вага відповідає «силі» одного біологічного синаптичного зв'язку. Сумуючий блок, що відповідає тілу біологічного елемента, додає зважені входи, створюючи вихід, який називають NET. Кожен нейрон мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим нейронам. Проте, будучи з'єднаними у досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості нейрони разом здатні виконувати достатньо складні завдання.

Сигнал NET далі, як правило, перетворюється активаційною функцією F і дає вихідний нейронний сигнал OUT.

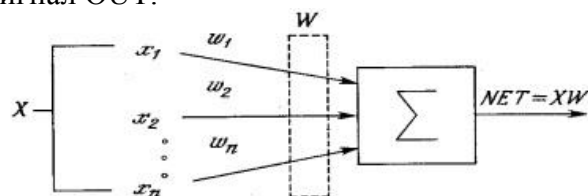


Рис. 1. Штучний нейрон

Нейронні мережі не запрограмовують, натомість вони навчаються. Навчання полягає у знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання нейронна мережа здатна узагальнювати. Це означає, що у разі успішного навчання мережа зможе повернути правильний результат на підставі даних, які були відсутні у навчальній вибірці, а також неповних та частково перекручених даних [5].

З дослідження можна зробити висновок, що ШНМ – новий підхід до оцінювання складної поведінки росту втомної тріщини для заданого рівня навантажень.

Література

1. Walker K. Effects of Environment and Complex Load History on Fatigue Life / Walker. // American Society for Testing and Materials. – 1970. – С. 1–14.
2. Ясній О. Моделювання росту тріщин за змінної амплітуди навантаження в сплаві Д16ЧТ / О. Ясній, Ю. Пиндус. // Вісник Тернопільського державного технічного університету. – 2007. – №1. – С. 25.
3. Pidaparti R. M. V. Neural network approach to fatigue-crack-growth predictions under aircraft spectrum loadings / R. M. V. Pidaparti, M. Palakal. // Journal of Aircraft. – 1995. – №4. – С. 825.
4. Коцур Д. В. Використання нейронних мереж – перспективна сфера науки і суспільства [Електронний ресурс] / Д. В. Коцур – Режим доступу до ресурсу: <http://oldconf.neasmo.org.ua/node/139>.
5. Бойчук В. О. Сучасні штучні нейронні мережі та підходи до їх моделювання / В. О. Бойчук, В. Ю. Новакевич. // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2014. – №4. – С. 216–217.