

## Аналіз зображень спекл-структур поверхні матеріалу в процесі накопичення пошкоджень за циклічного навантаження із застосуванням нейронних мереж

А.В. Бялонович<sup>1</sup>, Г.Г. Писаренко<sup>1</sup>, С.Г.Писаренко<sup>1</sup>, О.В. Войналович<sup>2</sup>

1 - Інститут проблем міцності ім. Г.С. Писаренка НАН України, Київ, Україна

2 - Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

**Анотація:** Для оцінення ступеню пошкодженості матеріалу, що зазнає циклічного навантаження за напружень, які перевищують границю витривалості, запропоновано методику аналізу зображень спекл-структур поверхні матеріалу на стадії розсіяного накопичення пошкоджень із застосуванням нейронних мереж. Щільність мікродеформацій поверхні зразка кількісно оцінено безконтактним методом спекл-інтерферометрії. У процесі навантаження зразків отримували зображення спекл-структур з певною періодичністю з початкового стану і до зародження втомної тріщини. Для аналізу ступеню накопичення пошкодження виокремлено два класи зображень. Один клас – це зображення, що відповідають накопиченню пошкоджень до 10% довговічності, інший – більше ніж 90% довговічності. Конфігурація мережі після її тренування дозволяє визначати, до якого класу належить зображення спекл-структури матеріал, отримане у разі накопичування втомного пошкодження.

**Ключові слова:** втома, пошкодженість, щільність мікродеформацій, спекл-структура, спекл-інтерферометрія, класифікація зображень, нейронна мережа.

**Вступ.** Штучні нейронні мережі нині використовують у дослідженнях міцності матеріалів [1, 2], та їх втомного пошкодження [3]. Це зумовлено тим, що точність прогнозування довговічності матеріалів до зруйнування із використанням нейронних мереж, вища, ніж у разі застосування традиційних аналітичних методів розрахунку на втому.

З огляду на те, що втомна тріщина, як правило, зароджується в поверхневому шарі матеріалу, більшість методів дослідження накопичення втомного пошкодження зосереджені на аналізі фізичних характеристиках саме поверхневих шарів. З інтенсивним розвитком лазерної техніки набули поширення оптичні методи спекл-інтерферометрії [4].

Візуально відрізнити зображення спекл-структур непошкодженого матеріалу та матеріалу, в якому вже зародилася мікротріщина, практично неможливо. Тому для отримання необхідної інформації про ступінь пошкодженості матеріалу за його зображеннями спекл-структур, отриманими під час навантаження, використовують метод цифрового аналізу зображень [5].

**Мета досліджень.** Розробити метод оцінення ступеню пошкодженості матеріалу на основі аналізу зображень спекл-структур поверхні із застосуванням штучних нейронних мереж.

**Матеріал і методика досліджень.** У даній роботі використовували корсетні зразки, в яких під час навантаження зона пошкодження локалізована (рис. 1).

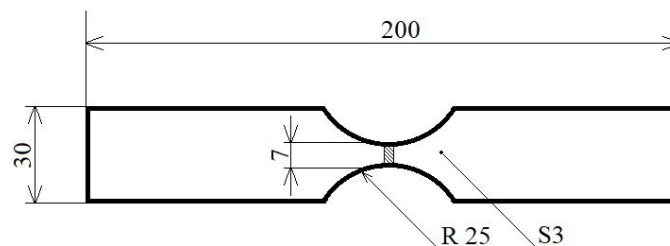


Рис. 1. Зразок для втомних випробувань за симетричного розтягу-стиску

Зразки випробовували на втому на машині RUMUL TESTRONIC 50kN з резонансним режимом навантажування у Центрі колективного користування на базі Інституту проблем міцності імені Г.С. Писаренка НАН України. Зразки навантажували за гармонічним законом симетричного розтягу-стиску із частотою 135 Гц за амплітуди напружень  $\sigma_a$  вищої, ніж границя витривалості матеріалу. Для кількісного оцінення щільності мікродеформацій поверхні зразка використовували безконтактний метод [5], що базується на методі спекл-інтерферометрії.

Поверхню матеріалу з деформаційним рельєфом опромінювали джерелом когерентного світла з довжиною хвилі, яка співмірна з очікуваним розміром мікропластичних деформацій поверхні металевих зразків, що виникають за умов навантажування. Зображення отримували у початковому (до навантажування) стані матеріалу та під час навантажування до руйнування.

Для аналізу накопичення пошкоджень розглядали два класи зображень. Це зображення спекл-структур, що відповідають накопиченню пошкодження до 10% довговічності та понад 90% довговічності. Розроблена методика досліджень дозволяє визначити, до якого класу належить отримане після певного етапу циклічного навантажування зображення спекл-структури: відповідає практично неушкоджену стану матеріалу чи стану безпосередньо перед зародженням втомної тріщини.

За вихідну точку проектування нейронної мережі вибрано AlexNet [6]. Оскільки мережу спроектовано для тренування 1000 класів зображень, то архітектуру мережі було змінено так, щоб останній шар softmax мав не тисячу виходів, а два (за кількістю вибраних класів).

**Результати досліджень.** Результат тренування нейронної мережі показано на рис. 2, а. Як видно з рис. 1, показники розпізнавання класів для тренувального набору вищі, ніж для тестованого. Це свідчить про те, що незважаючи на використання dropout із досить великим значенням 0,5, тобто половину випадкових нейронів у повнозв'язних шарах не враховують у разі тренування, мережа потрапляє у стан перетренованості через невелику кількість початкових зображень.

Щоб уникнути перетренованості мережі, було використано метод внесення випадкових спотворень. Такими спотвореннями були випадковий поворот зображення спекл-структури на 10% та випадкове відображення зображення спекл-структури по вертикалі і горизонталі. На рис. 2, б показано результат тренування з такими спотвореннями.

У цьому випадку ситуація зворотна, показники ефективності мережі для тренувального набору гірші, ніж для тестового. Отже, необхідно зменшити вплив випадкових спотворень. Було виключено вплив випадкового відображення і знижено значення випадкового повороту до 5%. Результати тренування такої конфігурації мережі показано на рис. 2, в. Як видно, значення відносної кількості розпізнаних зображень для тестового та тренувального набору перетинаються, що говорить про оптимальний вибір спотворювальних факторів.

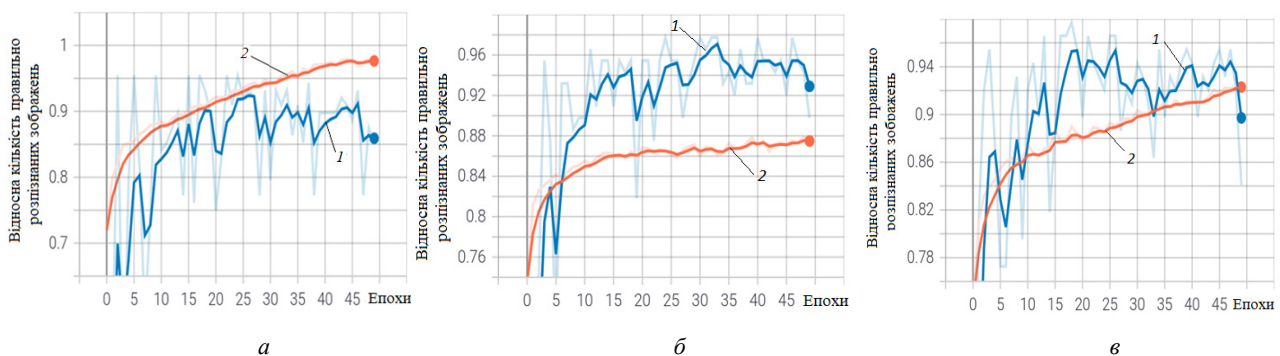


Рис. 2. Залежність показників ефективності нейронної мережі від кількості пройдених епох (1, 2 – тестований і тренувальний набір зображень): а – традиційний підхід; б – після внесення випадкових спотворень; в – після зниження значень випадкового повороту для запобігання випадковому відображенню

**Обговорення результатів.** Запропонована конфігурація нейронної мережі пройшла тренування протягом 100 епох. Отримано набір коефіцієнтів, який разом зі структурою нейронної мережі дозволяє прогнозувати, до якого класу належать зображення, які не брали участь у тренуванні і тестуванні нейронної мережі. Було проаналізовано 100 зображень спекл-структур, характерних для кількості циклів навантаження зразків до 10% довговічності, зокрема й ненавантаженого матеріалу. Це дозволило з певною ймовірністю визначати, до якого класу належить певне зображення спекл-структури.

На рис. 3, *а* вздовж осі абсцис вказано порядковий номер зображення, вздовж осі ординат – ймовірність належності зображення до класу, що відображає пошкодженість до 10% довговічності зразків. З рис. 3, *а* видно, що більшу частину зображень (82%) нейронна мережа практично з 100%-ою вірогідністю ідентифікувала правильно. Лише 18 зображень було ідентифіковано неправильно, для них нейронна мережа вказала як більш ймовірний клас “після 90% довговічності”.

Аналогічну процедуру було застосовано до 100 зображень, отриманих після 90% напрацювання. Результати приведені на рис. 3, *б*. Встановлено, що 85% зображень ідентифіковано коректно.

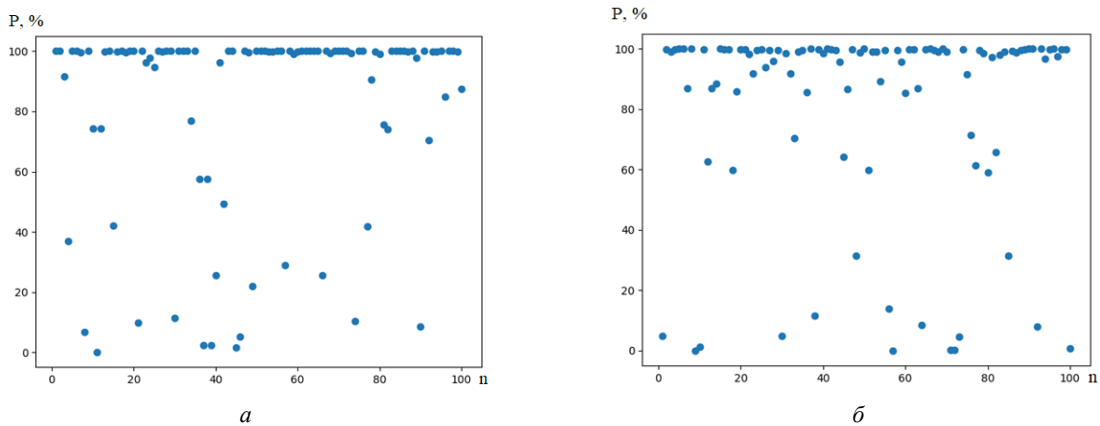


Рис. 3. Результат ідентифікації класу для зображень спекл-структур із напрацюванням до: *а* - 10% довговічності, *б* - 90% довговічності

## Висновки

Запропоновано методику аналізу зображень спекл-структур поверхні матеріалу з деформаційним рельєфом, яка ґрунтується на використанні штучних нейронних мереж. На основі аналізу характеристик нейронної мережі рекомендовано оптимальну структуру нейронної мережі для класифікації зображень спекл-структур матеріалу, що підлягає циклічному навантаженню. За допомогою конфігурації мережі після її тренування можна визначати, до якого класу належить зображення спекл-структури матеріалу в процесі накопичування втомного пошкодження, що відповідає початковій стадії накопичування пошкодження, або стану матеріалу перед зародженням втомної тріщини.

## Список літератури

1. Abderrahim Djerrad, Feng Fan, Xudong Zhi and Qi-jian Wu. “Artificial neural networks (ANN) based compressive strength prediction of AFRP strengthened steel tube”, International Journal of Steel Structures, Vol. 20, pp. 156-174, 2020.
2. Shreeshail Heggond. “Artificial neural networks application in the field of structural design and construction projects”, International Journal of Recent Trends in Engineering & Research, Vol. 03, Iss. 12, pp. 77-78, December 2017.

3. J. F. Durodola, Shashidhar Ramachandra, Shpend Gerguri and N. A. Fellows. “Artificial neural network for random fatigue loading analysis including the effect of mean stress”, International Journal of Fatigue, Vol. 111, pp. 321-332, June 2018.
4. V. S. Pisarev, Y. G. Matvienko, S. I. Eleonsky and I. N. Odintsev. “Combining the crack compliance method and speckle interferometry data for determination of stress intensity factors and T-stresses”, Engineering Fracture Mechanics, Vol. 179, pp. 348-374, 15 June 2017.
5. Vadym Zhukovskiy, Oleksandr Gokhman, Marianna Kondrya. “Study of Surface Microstrains by Electron Speckle-Interferometry Methods”, Ukrainian Journal of Mechanical Engineering and Materials Science, Vol. 3, No. 1, pp. 37-42, 2017.
6. Inderpreet Singh, Gulshan Goyal and Anmol Chandel. “AlexNet architecture based convolutional neural network for toxic comments classification”, Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, Vol. 34, Iss. 9, pp. 7547-7558, October 2022.

## Analysis of Speckle-Structure Images of Material Surface During Cyclic Loading Damage Accumulation Using Neural Networks

A.V. Byalonovich, G.G. Pisarenko, S.G. Pisarenko, O.V. Voinalovych

**Abstract:** To estimate the degree of damage to a material subjected to cyclic loading at stresses above the endurance limit, a technique has been proposed for analyzing speckle images of the material surface at the stage of diffuse accumulation of fatigue damage using neural networks. The microdeformation density of the specimen surface was quantitatively estimated by non-contact speckle interferometry. In the process of loading, an image of speckle structure in the initial state and before fatigue crack nucleation with a certain periodicity was recorded. Two classes of images are distinguished for damage accumulation analysis. The first one is the images corresponding to damage accumulation up to 10% of durability, the second one – more than 90%. The configuration of the network after its training makes it possible to determine to which class the speckle-structure images of the material belong during the accumulation of fatigue damage.

**Keywords:** fatigue, damage, microstrain density, speckle structure, speckle interferometry, image classification, neural network.