

С. В. ПОГРЕБНЯК, О. О. ВОДКА

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АПРОКСИМАЦІЇ МЕХАНІЧНОЇ ПОВЕДІНКИ ГУМОПОДІБНИХ МАТЕРІАЛІВ

У XXI сторіччі нейронні мережі широко використовуються в різних сферах, в тому числі в комп'ютерному моделюванні і в механіці. Така популярність через те, що вони дають високу точність, швидко працюють та мають дуже широкий спектр налаштувань. Мета роботи створення програмного продукту з використанням елементів штучного інтелекту, для інтерполяції та апроксимації експериментальних даних. Програмне забезпечення повинно коректно працювати, та давати результати з мінімальною похибкою. Недоліком використання математичних підходів до обчислення та прогнозування петель гістерезису є те що вони досить погано описують розвантаження, таким чином отримуємо не коректні данні для розрахунків напружено-деформованого стану конструкції. Інструментом вирішення було використання елементів штучного інтелекту, а точніше нейронних мереж прямого поширення. В роботі збудована та навчена нейронна мережа прямого поширення. Вона була навчена вчителем (вчитель з використанням метода зворотного розповсюдження похибки) на основі навчаючої вибірки попередньо проведеного експерименту. Для тестування було побудовано декілька мереж різної структури, які отримували на вхід однаковий набір даних який не використовувався при навчанні, але був відомий з експерименту, таким чином була знайдена похибка мережі за кількістю виділеної енергії та за середньо-квадратичним відхиленням. У статті детально описується математична інтерпретація нейронних мереж, спосіб їх навчання, попередньо проведений експеримент, архітектура мережі та її топологія, метод навчання, підготовки навчаючої вибірки та вибірки тестування. В результаті проведеної роботи було збудоване та протестоване програмне забезпечення в якому використовувалась штучна нейронна мережа, було побудовано та протестоване декілька типів нейронних мереж з різними вхідними даними та внутрішніми структурами, визначені їх похибки, сформовані позитивні та негативні якості мереж які використовувались.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, комп'ютерне моделювання, штучний інтелект, апроксимація, інтерполяція, програмне забезпечення.

С. В. ПОГРЕБНЯК, А. А. ВОДКА

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АППРОКСИМАЦИИ МЕХАНИЧЕСКОГО ПОВЕДЕНИЯ РЕЗИНОПОДОБНЫХ МАТЕРИАЛОВ

В XXI веке нейронные сети часто используются в разных сферах, в том числе и компьютерном моделировании, и механике. Такая популярность, потому что, они дают высокую точность, быстро работают и имеют очень обширный спектр настроек. Целью работы является создание программного продукта с использованием элементов искусственного интеллекта, для интерполяции и аппроксимации экспериментальных данных. Программное обеспечение должно корректно работать, и давать результаты с минимальной ошибкой. Недостатком использования математических подходов к расчетам и прогнозированию петель гистерезиса есть то, что они достаточно плохо описывают разгрузку, таким образом, получаем не корректные данные для расчетов напряженно-деформированного состояния конструкции. Инструментом для решения было использовано элементы искусственного интеллекта, а точнее нейронные сети прямого распространения. В работе построена и обучена нейронная сеть прямого распространения. Она обучалась с учителем (учитель с использованием метода обратного распространения ошибки) на основе обучающей выборки предварительно проведенного эксперимента. Для тестирования было построено несколько сетей разной структуры, которые на вход получали одинаковый набор данных, который не использовался при обучении, но был известен из эксперимента, таким образом была найдена ошибка сети по количеству выделенной энергии и по среднеквадратическому отклонению. В статье подробно описывается математическая интерпретация нейронных сетей, способ их обучения, предварительно проведенный эксперимент, архитектура сети и ее топология, метод обучения, подготовка обучающей выборки, и выборки тестирования. В результате проведенной работы было построено и протестировано программное обеспечение, в котором использовалась искусственная нейронная сеть, было построено и протестировано несколько типов нейронных сетей с разными входными данными и внутренними структурами, определена ошибка их работы, сформированы позитивные и негативные стороны сетей, которые использовались.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, компьютерное моделирование, искусственный интеллект, аппроксимация, интерполяция, программное обеспечение

S. V. POHREBNIYAK, O. O. VODKA

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS FOR APPROXIMATION OF THE MECHANICAL BEHAVIOR OF RUBBER-LIKE MATERIALS

In the XXI century, neural networks are widely used in various fields, including computer simulation and mechanics. This popularity is due to the fact that they give high precision, work fast and have a very wide range of settings. The purpose of creating a software product using elements of artificial intelligence, for interpolation and approximation of experimental data. The software should work correctly, and yield results with minimal error. The disadvantage of using mathematical approaches to calculating and predicting hysteresis loops is that they describe unloading rather poorly, thus, we obtain incorrect data for calculating the stress-strain state of a structure. The solution tool use of elements of artificial intelligence, but rather neural networks of direct distribution. The neural network of direct distribution has been built and trained in this work. It has been trained with a teacher (a teacher using the method of reverse error propagation) based on a learning sample of a pre-experiment. Several networks of different structures were built for testing, which received the same dataset that was not used during the training, but was known from the experiment, thus finding a network error in the amount of allocated energy and in the mean square deviation. The article describes in detail the mathematical interpretation of neural networks, the method for training them, the previously conducted experiment, structure of network that was used and its topology, the training method, preparation of the training sample, and the test sample. As a result of the robots carried out, the software was tested in which an artificial neural network was used, several types of neural networks with different input data and internal structures were built and tested, the error of their work was determined, the positive and negative sides of the networks that were used were formed.

Keywords: artificial neural network, computer modeling, artificial intelligence, approximation, interpolation, software

Вступ. Комп'ютерне моделювання у XXI науки та техніки. Вони дають можливість швидко сторіччі широко використовується у різних сферах обробляти та відновлювати результати. Нейронні

мережі все частіше і частіше застосовуються у наукових та прикладних програмних комплексах. Вони дають змогу швидко та якісно обробляти результати, давати прогноз та проміжні значення. За умови гарної побудови їх структури та навчання, вони здатні давати результати з мінімальною похибкою. Таким чином використання нейронних мереж у моделюванні, це можливість отримувати результати високої якості за мінімальний проміжок часу, також вони спроможні відтворювати результати за інших умов або давати прогноз. Отже, для обробки результатів експерименту це досить гарний інструмент, який зможе апроксимувати та інтерполювати данні з високою точністю.

Літературний огляд. В статті [1] приводиться приклад створення рекурентної мережі, яка на вхід отримує, наступні параметри: кут напруження, напруження, кут циклу, та дельта напруження. На виході дана мережа дає деформацію. Недоліком даної мережі, є те що нормалізація даних проводилась в діапазоні від 0,1 до 0,9 та 1,0 до 12,0, за таких вхідних даних існує вірогідність того що данні з більшим значенням будуть мати пріоритет, це може вплинути на швидкість навчання мережі, так і на виникнення помилок при використанні мережі, так як данні дуже сильно розбігаються. Також пропонується створення рекурентної мережі, за такої мережі неможливо відстежити внутрішні перебіги, коли вони використовуються а коли ні, за таких умов також можна потрапити в зону коли мережа буде давати не коректні відповіді.

В роботі [2] використовувалась мережа прямого поширення для пошуку інтегралу напруження по деформації. На вхід подаються 3 напруження (1 поточне та 2 попередніх) та 3 деформації (1 поточне та 2 попередніх). Недоліком даної моделі є те що вона рахує лише кількість виділеної енергії що можна вирахувати чисельно звичайним інтегралом, для чого не обов'язково використовувати нейронну мережу. Також у даного способу відсутня апроксимація та інтерполяція.

В статті [3] використовувалися мережа прямого поширення, на вхід якої подавалися наступні параметри: напруження та деформації (4 напруження, 3 з яких були попередніми та 3 попередні деформації) на виході отримували поточну деформацію, детальніше про даний тип мережі описано в статті [4]. В результаті проведених експериментів було встановлено що мережа дає досить гарний результат при гарно навченій мережі. Так як, на відміну від попередньої статті використовували данні відмасштабовані в проміжок від -1 до 1, таким чином зменшилась вірогідність впливу тих чи інших даних на відповідь мережі, а отже і вірогідність отримати значну похибку зменшилась. Така мережа дає змогу в подальшому інтерполювати проміжні результати з високою точністю, та з легкістю отримати кількість виділеної енергії. Тобто дана робота об'єднала в собі можливості двох попередніх.

Постановка задачі. В роботі пропонується розробити програмний комплекс, що дозволяє автоматизувати обробку експериментальних даних з використанням штучних нейронних мереж. Для цього необхідно виконати наступні задачі:

– З літературних оглядів визначити типові способи побудови штучної нейронної мережі (ШНМ) та результати їх роботи;

– Розробити ШНМ для апроксимації та інтерполяції експериментальних даних за допомогою бібліотеки Tensorflow та мови програмування Python;

– Підготувати данні для навчання та провести навчання;

– Протестувати роботу програмного комплексу та оцінити точність її роботи.

Навчання ШНМ. Загальний вигляд ШНМ[5]:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right), \quad (1)$$

де, n – кількість вхідних параметрів, w_i – вагові коефіцієнти, x_i – вхідні сигнали, $f(\dots)$ – функція активації.

Першочергово вагові коефіцієнти задаються випадковим чином, тому для їх корекції проводять навчання.

Моделювання навчання за допомогою комп'ютера передбачає постійну зміну ваг і порогів таким чином, що класифікація набуває більш високий рівень після кожного кроку. Навчання може бути реалізовано різними алгоритмами:

– Навчання з учителем – відомі вихідні результати нейронної мережі;

– Навчання без вчителя – нейронна мережа опрацьовує тільки вхідні дані та самостійно формує вихідні результати. Такі мережі називають самоорганізаційними;

– Навчання з підкріпленням – система призначення штрафів і заохочень від середовища.

Метою навчання є зменшення похибки відповіді мережі [6]. При кожному з типів навчання відбувається знаходження подібностей. При навчанні з учителем відбувається корекція вагових коефіцієнтів, після кожної ітерації вчитель порівнює відповідь мережі та яку повинні були отримати та корегує їх з метою зменшення різниці між відповіддю мережі та відповіддю експерименту (ця помилка називається помилкою навчання).

В роботі використовувалось навчання з учителем, методом зворотного розповсюдження помилки [7]. Алгоритм дії наступний:

1. Задаються початкові вагові коефіцієнти випадковим чином;
2. Подається на вхід ШНМ наступний вектор з навчаючої вибірки;
3. Обчислюється вихідне значення мережі;
4. Обчислюється різниця між відповіддю мережі та потрібним значенням;
5. Корегуються вагові коефіцієнти для зменшення похибки;
6. Повторюються кроки з 2 по 5 доки не мінімізується похибка до заданої або до кількості ітерацій [8, 9].

Корекція вагових коефіцієнтів вихідного шару:

Вводиться величина δ яка відповідає наступній формулі:

$$\delta_q = OUT_q(1 - OUT_q)(T_q - OUT_q), \quad (2)$$

де T_q – потрібне значення, OUT_q – відповідь мережі, індекс p – нейрон з якого виходить синоптична вага, q – нейрон в який входить.

Далі корегуємо вагові коефіцієнти:

$$w_{p-q}(i+1) = w_{p-q}(i) + \mu \delta_q OUT_p, \quad (3)$$

де i – номер поточної ітерації навчання, w_{p-q} – вага синоптичного нейрону з'єднуючого нейрон p з нейроном q , μ – коефіцієнт швидкості навчання, OUT_p – вихід з нейрона p .

Корекція вагових коефіцієнтів прихованого шару:

$$\delta_q = OUT_q(1 - OUT_q) \sum_{k=1}^N \delta_k w_{q-k}, \quad (4)$$

Корекція вагових коефіцієнтів відбувається за формулою аналогічною для корекції вихідного шару [10].

Опис попередньо проведеного експерименту.

Дослідження статичної міцності і визначення кривої деформації проводили з використанням спеціалізованого вимірювального комплексу Цвік / Роелл Z100 [11–12]. Зразки відповідали геометричним стандартам для механічних випробувань гумових подібних матеріалів і резинокордних композитів ISO 527-2 1A.

Зразки мали такі геометричні параметри: фактичну товщину: $10 \pm 0,1$ мм; ширина: 10 мм; довжина робочої частини: 80 мм; загальна довжина: 150 мм. Товщина зразків має варіації 1 % через технологічні допуски, який існує у виробництві композитних листів. Інші параметри мають точні значення, тому що всі зразки були отримані шляхом розрізання їх, використовуючи один і той же штамп зі стандартним розміром. На рис. 1 показаний схематичний креслення геометрії зразків та його фотографії.

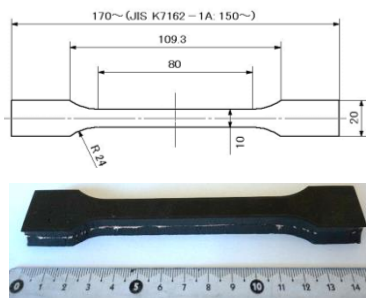


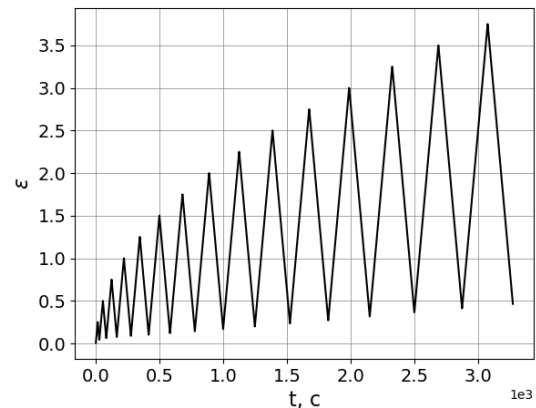
Рис. 1. Геометрія зразків для випробувань

Зразки були жорстко закріплені за допомогою механічних затискачів. Таким чином, виміряли зусилля, які відбуваються в нижніх затискачах за допомогою стандартних датчиків (максимальне зусилля $10 \text{ kN} \pm 0,01 \text{ N}$). Результати автоматично записуються кожні 0,1 секунди. В ході випробувань зразки мали циклічні навантаження з фіксованими

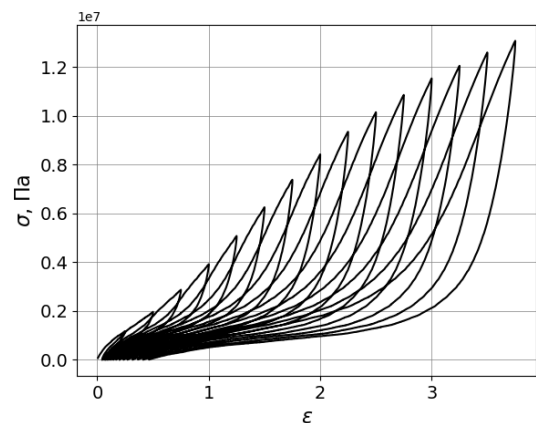
рівнями деформації, що дозволяє визначати пружні властивості таких матеріалів в стабілізованому стані.

Напруження отримані за цими програмними навантаженнями наведені на рис. 2, а. Характерні криві деформації-напруження експерименту проводились за програми навантаження рис. 2, б.

Після проведення даного експерименту було отримано файл з даними залежності часу, напруження та деформації. Так як проводити даний експеримент це коштує рідко, було вирішено розробити програмний комплекс який відтворював результати. Цей спосіб є менш затратний фінансово та займає менше часу.



а



б

Рис. 2. Цикли навантаження, що використовувались для навчання мережі: а – програма навантаження, б – результат експерименту.

Із даного експерименту було обрано 2 цикли для навчання та 1 цикл для оцінки похибки мережі. На рис. 3

На рис. 3, зображені дані для навчання та для оцінки похибки роботи нейронної мережі (номера 1 та 3 використовувалися для навчання, для оцінки похибки використовувалися дані під номером 2).

За площею петель можна визначити кількість теплоти яка виділилась під час проведення експерименту. Або за формулою:

$$W = \frac{1}{2T} \int_0^T \sigma(t) \varepsilon(t) dt, \quad (5)$$

де T – час.

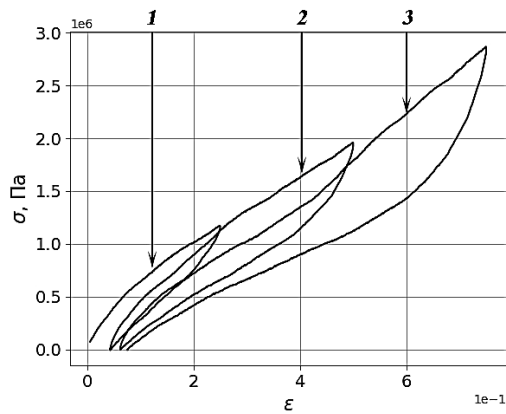


Рис. 3. Вхідні данні для навчання ШНМ

Визначене тепловиділення композитних матеріалів є важливою практичною задачею при дослідженнях теплового стану композитних матеріалів при циклічному навантаженні.

Розробка нейронної мережі. Для розробки нейронної мережі будемо використовувати мережу прямого розповсюдження (в ній нейрони поточного шару мають зв'язки тільки з нейронами наступного та не мають зв'язків з нейронами з попередніх шарів). Вхідні параметри будемо використовувати:

- попередня деформація;
- знак деформації.

Також для стабілізації мережі були протестовані додаткові данні які подавались на вхід мережі це – дотична до петлі гістерезису (рис. 4, а) або інтеграл за пройденим шляхом (рис. 4, б). На виході мережі очікуємо напруження.

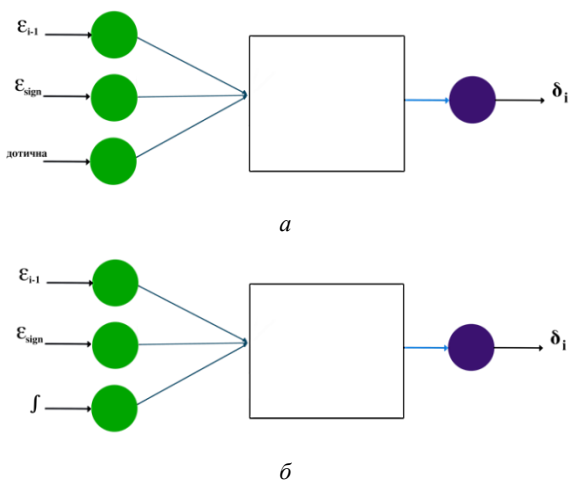


Рис. 4. Архітектури нейронних мереж: а – архітектура мережі з використанням дотичної, б – архітектура мережі з використанням інтегралу за пройденим шляхом.

Данні для навчання та тестування це перша та третя петлі гістерезису. Першочергово данні були нормалізовані у проміжок $[-1; 1]$ мінімізуючи таким чином вплив великих значення на відповідь мережі. Також даний крок пришвидшує навчання.

Навчання проводилось з учителем, навчаюча вибірка була сформована з першої та третьої петлі гістерезису, тестування проводилось на другій петлі

гістерезису. Так як, друга петля невідома для нашої мережі ми можемо якісно оцінити мережу в результаті навчання.

На рис. 5 ми можемо бачити результат опитування навченої мережі (зірочки синього кольору), на вхід якої були поданні данні які використовувалися при її (помаранчевого кольору).

З даного графіку можна зробити декілька висновків: по перше, мережа має недолік у вигляді сторонніх викидів – цю проблему можна спробувати вирішити фільтруванням навчаючої та тестової вибірки. Так як, данні були реальні, то вони мають деяку похибку та не досить гладку структуру, якщо їх профільнувати або згладити то це вирішить цю проблему, по друге, мережа має досить суттєвий недолік це – вона намагається вирішити задачу кластеризації а не завдання регресійного аналізу.

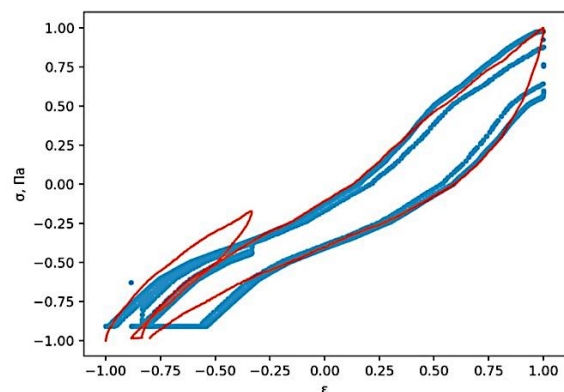


Рис. 5. Результати опитування мережі на навчаючій вибірці

Висновки. Виходячи з поставленої задачі було виконано:

- вивчена наявна література;
- підготовленні данні для навчання та тестування нейронної мережі;
- сформовані вхідні та вихідні данні;
- побудована нейронна мережа для апроксимації-інтерполяції петлі гістерезису;
- проведено навчання нейронної мережі;
- проведена якісна оцінка навченої мережі;
- сформовані висновки, позитивні та негативні якості отриманої мережі.

Виходячи з вище представленого графіку результатів опитування мережі можна зробити висновки що мережа прямого розповсюдження дає не погані результати для вирішення задачі апроксимації-інтерполяції петлі гістерезису резинокордного виробу. Але, виходячи з вище перерахованих недоліків потрібно додати фільтрування вхідних даних та змінити конфігурацію мережі для її стабілізації, щоб вона не вирішувала задачу кластеризації а вирішувала задачу регресії, таким чином вона зможе краще описувати петлі гістерезису. Також потрібно додати розрахування кількості виділення тепла – це дасть змогу якісно порівнювати результати експерименту та нейронної мережі.

Список літератури

1. Milton E. T., James F. B., James E. R., John W. B. FSCBG: An Aerial Spray Dispersion Model for Predicting the Fate of Released

- Material Behind Aircraft. *Environmental Toxicology and Chemistry*. 1993. Vol. 12, no. 3. P. 453–464.
- Furukawa T., Hoffman M. Accurate cyclic plastic analysis using a neural network material model. *Engineering Analysis with Boundary Elements*. 2004. Vol. 28, issue 3. P. 195–204.
 - Elnashai A. S., Ambraseys N. N. Development of Neural Network Based Hysteretic Models for Steel Beam-Column Connections Through Self-Learning Simulation. *Journal of Earthquake Engineering*. 2007. Vol. 11, P. 453–467.
 - Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. Москва: Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
 - Штучний нейрон. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD (дата звернення: 20.10.2021).
 - Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М. Искусственный интеллект и эволюционное моделирование. Москва: Мир, 1969. 230 с.
 - Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. Москва: Мир, 1965. 480 с.
 - Что такое искусственные нейронные сети? URL: <https://habrahabr.ru/post/134998> (дата звернення: 20.10.2021).
 - Алгоритм зворотного розповсюдження похибки. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html> (дата звернення: 10.10.2021)
 - Выбор функции активации и обучение нейронной сети. URL: <http://monographies.ru/ru/book/section?id=2465> (дата звернення: 22.10.2021)
 - Larin O., Petrova Yu., Mateichyk V. Two-scale approach to modelling of pneumatic tyres. *Systems and means of motor transport. Selected problems. Monographia № 4. Seria: Transport*. Rzeszow: Politechnika Pzeszowska Im. Ignacego Lukaszewicza, 2013. P. 123–128.
 - Larin O., Barkanov E., Petrova I. Experimental observations of orthotropic elastic and viscoelastic characteristics of the elastomeric textile reinforced composites. *Innovative solutions in repair of gas and oil pipelines*. Sofia: Bulgarian Society for destructive testing Publishers, BAS, 2016. P. 192–203.
 - Material Behind Aircraft. *Environmental Toxicology and Chemistry*. 1993, vol. 12, no. 3, pp. 453–464.
 - Furukawa T., Hoffman M. Accurate cyclic plastic analysis using a neural network material model. *Engineering Analysis with Boundary Elements*. 2004, vol. 28, issue 3, pp. 195–204.
 - Elnashai A. S., Ambraseys N. N. Development of Neural Network Based Hysteretic Models for Steel Beam-Column Connections Through Self-Learning Simulation. *Journal of Earthquake Engineering*. 2007, vol. 11, pp. 453–467.
 - Kruglov V. V., Borisov V. V. *Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow, Gorachiaia Linia-Telecom Publ., 2002. 382 p.
 - Shtuchnij neyron* [Artificial neuron]. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD (accessed 20.10.2021)
 - Fogel L., Owens A., Walsh M. *Iskusstvennyj intellekt i evolyucionnoe modelirovaniye* [Artificial intelligence and evolutionary modeling]. Moscow, Mir Publ., 1969. 230 p.
 - Rosenblatt F. *Principy neyrodinamiki. Perceptrony i teoriya mekhanizmov mozga* [Principles of Neurodynamics. Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms]. Moscow, Mir Publ., 1965. 480 p.
 - Chto takoe iskusstvennye neyronnye seti?* [What are artificial neural networks?]. URL: <https://habrahabr.ru/post/134998> (accessed 20.10.2021)
 - Algoritm zvorotnogo rozpovsyudzhennya pohibki* [Error backpropagation algorithm]. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html> (accessed 10.10.2021)
 - Vybor funktsii aktivatsii i obuchenie neyronnoj seti* [Choice of neural network activation and learning function]. URL: <http://monographies.ru/ru/book/section?id=2465> (accessed 22.10.2021)
 - Larin O., Petrova Yu., Mateichyk V. *Two-scale approach to modelling of pneumatic tyres. Systems and means of motor transport. Selected problems. Monographia № 4. Seria: Transport*. Rzeszow, Politechnika Pzeszowska Im. Ignacego Lukaszewicza Publ., 2013, pp. 123–128.
 - Larin O., Barkanov E., Petrova I. Experimental observations of orthotropic elastic and viscoelastic characteristics of the elastomeric textile reinforced composites. *Innovative solutions in repair of gas and oil pipelines*. Sofia, Bulgarian Society for destructive testing Publishers, BAS Publ., 2016, pp. 192–203.

References (transliterated)

- Milton E. T., James F. B., James E. R., John W. B. FSCBG: An Aerial Spray Dispersion Model for Predicting the Fate of Released

Надійшла (received) 05.11.2021

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Водка Олексій Олександрович – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри динаміки та міцності машин; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4462-9869>; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com

Погребняк Сергій Віталійович – аспірант Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант кафедри динаміки та міцності машин; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1612-3075>; e-mail: serhii.pohrebniak@khp.edu.ua

Водка Алексей Александрович – кандидат технических наук, доцент, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», доцент кафедры динамики и прочности машин, г. Харьков, Украина; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4462-9869>; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com

Погребняк Сергей Витальевич – аспирант Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», аспирант кафедры динамики и прочности машин, г. Харьков, Украина; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1612-3075>; e-mail: serhii.pohrebniak@khp.edu.ua

Vodka Oleksii Oleksandrovich – Ph. D., National Technical University "KhPI", Docent of Dynamics and Strength of Machines Department; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4462-9869>; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com

Pohrebniak Serhii Vitalijovich – graduate student National Technical University "KhPI", graduate student of Dynamics and Strength of Machines Department; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1612-3075>; e-mail: serhii.pohrebniak@khp.edu.ua