

РОЗРОБКА КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ОБРОБКИ РЕЗУЛЬТАТІВ ЕКСПЕРИМЕНТУ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

С. В. ПОГРЕБНЯК*, О. О. ВОДКА

Кафедра динаміки та міцності машин, НТУ «ХПІ», Харків, УКРАЇНА

*email: pogrebnyak.vetal@mail.ru

АНОТАЦІЯ Нейронні мережі знайшли своє використання в різних сферах комп'ютерного моделювання, в тому числі і в механіці. Вони часто використовуються, так як дають високу точність, швидкість і гнучкість роботи. Метою роботи є створення програмного забезпечення з використанням елементів штучного інтелекту, для апроксимації та інтерполяції експериментальних даних. Програмне забезпечення повинно коректно працювати, мати простий інтерфейс та видавати результати з мінімальною похибкою. Методом рішення 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 навчальної вибірки попередньо проведеного експерименту. Для перевірки мережі на коректність роботи та визначення величини похибки відповіді мережі, проводилась перевірка на відомих даних які не використовувалися для навчання, таким методом була проведена незалежна оцінка і визначена точність відповіді мережі та знайдена оптимальна зона роботи мережі. В статті детально описується тип мережі та її топологія, кількість вхідних та вихідних і прихованих нейронів, типи функції активації, способи навчання і підготовки навчальної вибірки, описані математично. В результаті проведеної роботи була збудована та протестоване програмне забезпечення з використанням штучних нейронних мереж, визначена величина похибки і зона її оптимальної роботи.

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

DEVELOPMENT OF THE COMPUTER SYSTEM FOR PROCESSING EXPERIMENT RESULTS USING ARTIFICIAL WITH NEURAL NETWORKS

S. POGREBNIYAK, O. VODKA

Dynamics and Strength of Machine Department, National Technical University «KhPI», Kharkov, UKRAINE

ABSTRACT Neural networks have found their use in various fields of computer modeling, including in mechanics. They are often used for enable high accuracy, speed and flexibility. The aim of the work is writing software using artificial intelligence for interpolation and approximation of experimental data. The software have to work correctly, has a simple interface and retrieve results with minimal error. The method of solution was the use of artificial intelligence, neural networks rather direct distribution. The neural network has been built and trained. It has been trained with a teacher (using the method of backward error propagation of) based on the training set obtained through the experiment. To test the network and the correctness of the determination of the error response network inspected for known data not used for training, this method has commissioned an independent assessment and determined the accuracy of the answers online and found the optimal area of the network. The article describes in detail the type of network and its topology, the number of input and output and hidden neurons activation functions types, methods of teaching and learning sample preparation described mathematically. As a result of this work was built and tested software using artificial neural networks ante error and the zone of optimal performance.

Keywords: artificial neural network; computer modeling; artificial intelligence; approximation; interpolation; software.

Вступ

На наш час комп'ютерне моделювання знайшло широке використання, а розроблене відповідно програмне забезпечення дозволяє пришвидшити процес моделювання, а також допомогти при обробці експериментальних даних. Одним із розповшених методів обробки та апроксимації експериментальних даних є штучні нейронні мережі, які, за умови правильно складення та відповідного навчання, дають високу якість апроксимації та дозволяють отримати результат за декілька секунд. Це дає можливість отримати необхідні данні в будь-який момент часу, та за будь-

яких умов. Треба лише один раз створити мережу і надалі її використовувати. Такий спосіб вигідно використовувати наприклад, при проведенні експериментальних досліджень, нам достатньо провести один раз експеримент, створити мережу, та навчити її, і можемо апроксимувати результати при інших умовах проведення експерименту. Таким чином, це дозволяє зекономити кошти, за рахунок того що не потрібно витрачати час та матеріали, для проведення експериментів. Використання штучних нейронних мереж при моделюванні є дуже гнучким і може бути використаний у різних сферах життя: від розробки нових видів матеріалів, до розробки нових деталей.

Літературний огляд

В статті [1] приводиться приклад створення рекурентної мережі, яка на вхід отримує кут напруження, напруження, кут циклу, та дельта напруження данні а на виході дає відповідь деформації. Недоліком даної мережі яку вони запропонували 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 с більшим значенням будуть мати пріоритет, це може вплинути на швидкість навчання мережі, детальніше в статті [8], так і на виникнення помилок при використанні мережі, так як данні дуже сильно розбігаються, детально про це описано в статті [11]. Також пропонується створення рекурентної мережі, за такої мережі неможливо відстежити внутрішні перебіги, коли вони виконуються а коли ні, за таких умов також можна потрапити в зону коли мережа буде давати не коректні відповіді, детальніше в статті [10].

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 виділеного тепла що можна вирахувати звичайним інтегралом та відсутність будь-якої інтерполяції.

В статті [3] використовувалися мережа прямого поширення, на вхід якої подавалися 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 [12]. 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 відмаштабовані в проміжок від -1 до 1, то 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 програмне забезпечення, що дозволяє автоматизувати обробку експериментальних даних з використанням штучних нейронних мереж. Для цього необхідно виконати наступні задачі:

- Визначити з літературних оглядів типові конфігурації штучних нейронних мереж (ШНМ) та функції активації нейронів, що використовували для апроксимації експериментальних даних;

- Створити ШНМ для апроксимації експериментальних даних за допомогою бібліотеки ruvBrain та мови програмування Python;

- Підготувати набір вихідних даних для ШНМ та провести її навчання;

- Розробити програмне забезпечення (ПЗ) що дозволяє отримувати результати за заданим користувачем циклом напруження;

- Провести визначення характеристик виділення енергії за результатами експерименту;

- Протестувати роботу ПЗ, та оцінити точність отриманих результатів. Math type.

Навчання ШНМ

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.

Ціллю навчання є зменшення похибки відповіді мережі [10]. 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 нашому випадку використовувалось навчання з учителем, методом зворотного розповсюдження помилки [5]. 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) Коректуються вагові коефіцієнти для зменшення похибки;

6) Повторюються кроки з 2 по 5 доки не мінімізується похибка до заданої або до кількості ітерацій.

Корекція вагових коефіцієнтів вихідного шару:

Вводиться величина δ , яка відповідає наступній формулі:

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

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:

$$w_{p-q}(i+1) = w_{p-q}(i) + \mu \delta_q OUT_p, \quad (2)$$

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:

$$\delta_q = OUT_q (1 - OUT_q) \sum_{k=1}^N \delta_k w_{q-k}. \quad (3)$$

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

Опис попередньо проведеного експерименту

Дослідження статичної міцності і визначення кривої деформації проводили з використанням спеціалізованого вимірювального комплексу Цвік/Роелл Z100 [24-25]. 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 $10 \text{ кН} \pm 0,01 \text{ Н}$). Результати автоматично записуються кожні 0,1 секунди. В ході випробувань зразки мали циклічні навантаження з фіксованими рівнями деформації, що дозволяє визначити пружні властивості таких матеріалів в стабілізованому стані.

Інженерна оцінка для середнього початкового модуля для цього матеріалу 140 МПа.

Характерні криві деформації-напруження експерименту проводились з двома програмними навантаженнями рис. 2а та рис. 3а. Напруження отримані за цими програмними навантаженнями наведені на рис. 2б та рис. 3б.

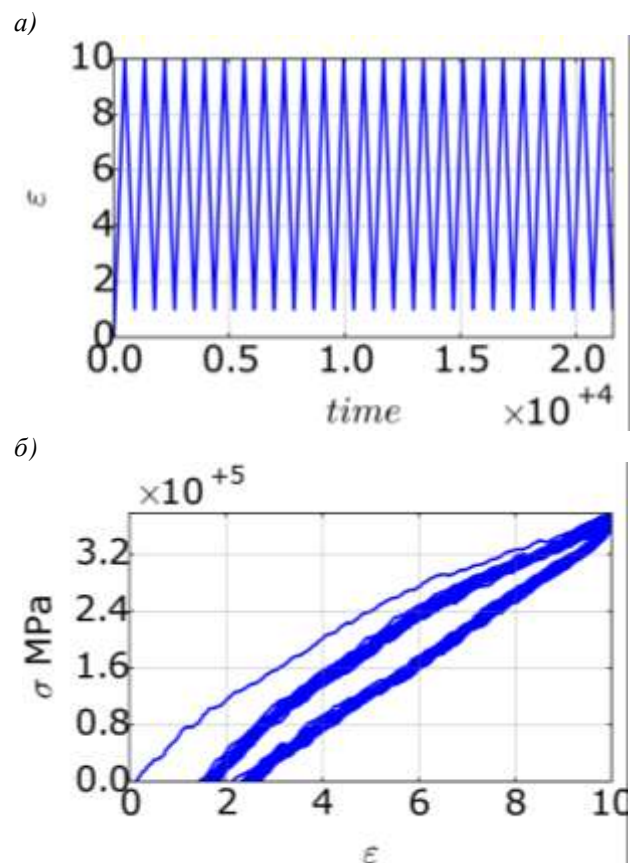


Рис. 2 – Деформаційні криві еластомерного композиційного зразка в напрямку поздовжньої арматури на різних амплітуд: а) – програма навантаження; б) – результат експерименту.

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.

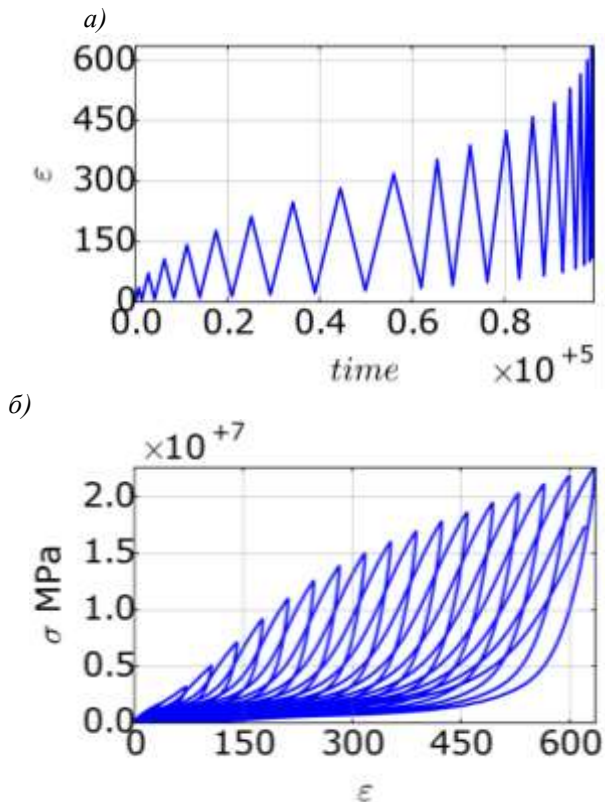


Рис. 3 – Цикли навантаження, що використовувались для навчання мережі: а) – програма навантаження, б) – результат експерименту.

Із даного експерименту було обрано декілька циклів та були використані для навчання ШНМ. За площею петель можна визначити кількість теплоти яка виділилась під час проведення експерименту. Або за формулою:

$$W = \frac{1}{2T} \int_0^T \sigma(t)\varepsilon(t) dt, \quad (4)$$

де T – період.

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

Розробка програмного забезпечення

Структура мережі

Для побудови ПЗ використано мережу прямого поширення, в якій всі дії відбуваються лише від початку до кінця. Першочергово було зведено початкові данні в проміжок від -1 до 1 (шляхом ділення всіх елементів масиву на максимальне значення). Таким кроком ми нормалізували початкові данні. Після того як початкові данні готові ми для розширення спектру роботи штучного інтелекту додаємо ще 2 початкових набору даних помноживши

всі маючі значення напруження та деформації на коефіцієнти 0,7 та 1,3 (данні коефіцієнти були отримані після експериментальних досліджень, для даної мережі вони є оптимальними значеннями). Таким чином ми розширили спектр в якому може давати прогнози штучний інтелект та зменшили похибку в середині. Експериментальним шляхом було встановлено таку конфігурацію мережі (рис. 4) при якій вхідних нейронів 7, нейронів які знаходяться в скритому шарі 200 в 2 шари, та вихідних 1. На вхід подаються 4 деформації (три з яких – попередні та одна поточна) та 3 напруження (всі напруження попередні), на виході мережа повинна дає відповідь якою буде поточне напруження.

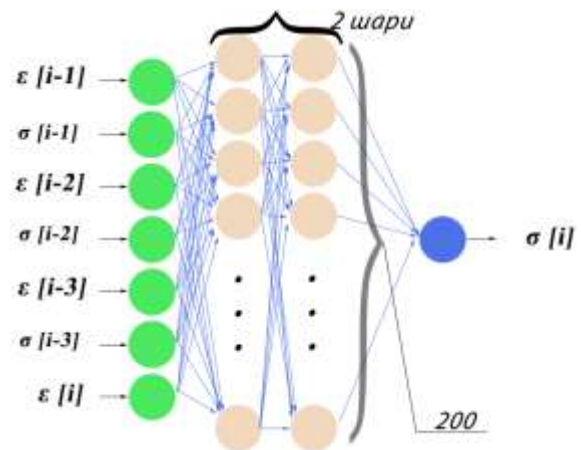


Рис. 4 – Загальна схема мережі

Навчання

Після того як ми нормалізували данні ми додаємо всі набори даних до навчаючої вибірки, починаємо тренувати її з учителем (тобто подаємо значення і відразу відповідь яку ми повинні отримати), таким чином тренер порівнює відповідь яку дав ШНМ з заданим корегує в ту чи іншу сторону вагові коефіцієнти, добиваючись кращого результату мережі. В даному варіанті використовувався звичайний цикл який запускав тренера на одну епоху навчання (один повний прохід по вибірці називається епохою навчання) і отримували квадратичну помилку. Таким чином ми могли слідкувати за процесом навчання та за значенням квадратичної похибки будувати графік залежності кількості ітерацій від похибки, та слідкувати за швидкістю навчання, в ручному режимі задавати похибку або кількість ітерацій. Квадратична похибка це половина сума різниць між відповіддю мережі та тою яку повинні були отримати в квадраті. Використаний тип навчання з тренером: метод зворотного розповсюдження похибки.

$$H = \frac{1}{2} \sum_0^n (Z(x) - Z^*(x))^2, \quad (5)$$

де $Z^*(x)$ – результат з експерименту; $Z(x)$ – відповідь мережі; n – кількість елементів навчаючої вибірки.

Опитування мережі відбувається таким чином: задаються вхідні параметри $\varepsilon(a)$, $\varepsilon(m)$, T , N . Після перевірки на коректність даних, програма будує графік попереднього навантаження та сам графік навантаження за час T , з середнім навантаженням $\varepsilon(m)$, та амплітудою $\varepsilon(a)$, у кількості N циклів. Далі будується масив навантаження та подається на вхід ШНМ. В результаті отримуємо масив значень, яким буде напруження при даних значеннях деформації. Після цього будуються графіки та зберігаються у папку з програмою, та виводяться користувачу на форму. В парі з мережею працює функція предиктор-коректор яка корегує її відповідь усереднюючи її з відповіддю мережі та з прогнозованою відповіддю предиктора-коректора (рис. 5). Будується апроксимуюча функція методом найменших квадратів (ціллю апроксимації методом найменших квадратів являється пошук коефіцієнтів a и b), на базі попередніх 3 точок (6), та знаходиться наступна точка функції (7), та отримуємо відповідь мережі, зберігаємо середнє значення між відповіддю мережі та отриманою відповіддю предиктора-коректора.

$$F(a,b) = \sum_1^3 (y_i - (ax_i + b))^2; \quad (6)$$

$$y_{i+1} = ax_{i+1} + b. \quad (7)$$

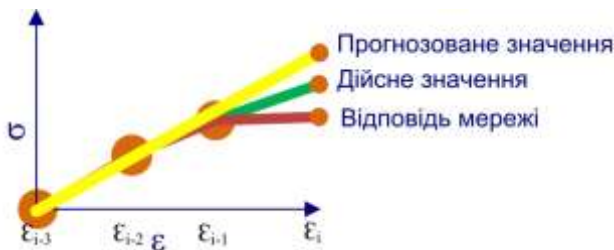


Рис. 5 – Графічне зображення предиктора-коректора, відповіді мережі та дійсного значення

Опис програмного забезпечення

Виходячи з поставленої задачі, було розроблено програмне забезпечення (рис. 6), яке дає можливість по заданим вхідним параметрам, опитувати мережу та будувати графіки:

- $\varepsilon(a)$ – амплітудне значення деформації;
- $\varepsilon(m)$ – середнє значення деформації;
- T – час одного періоду;
- N – кількість циклів;
- α – коефіцієнт впливу предиктора-коректора, на загальнє напруження.

$$\sigma = \sigma_{\text{ШНМ}}\alpha + \sigma_{\text{К}}(1 - \alpha), \quad (8)$$

де σ – результуючі напруження; $\sigma_{\text{ШНМ}}$ – напруження отримані від ШНМ; $\sigma_{\text{К}}$ – прогнозована величина предиктора-коректора.



Рис. 6 – Головна форма для введення параметрів циклу напруження

На рис. 7 зображено яка з вхідних даних за що відповідає, та етапи пред.напруження та сам етап напруження.

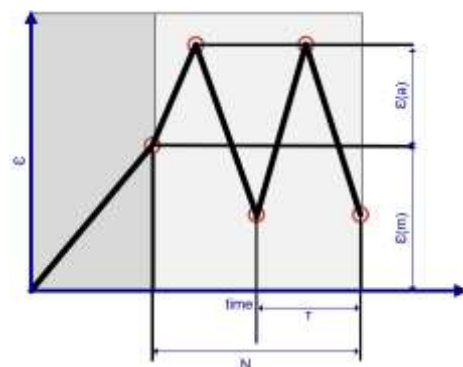


Рис. 7 – Графік пояснюючий яка величина за що відповідає

Вхідний параметр $\varepsilon(a)$ – середнє значення деформації, першочергово програма обчислює масив з 10 значень пред.навантаження (зроблено з метою стабілізації мережі) за наступною формулою:

$$\varepsilon_i = \frac{\varepsilon(a)}{10} i, i = 1..10. \quad (9)$$

Далі будується масив навантажень в кількості N з періодом T . Для цього знаходяться максимальні та мінімальні навантаження. За наступними формулами:

$$\varepsilon_{\text{max}} = \varepsilon(a) + \varepsilon(m); \quad (10)$$

$$\varepsilon_{\text{min}} = \varepsilon(a) - \varepsilon(m), \quad (11)$$

Будується функція на базі максимальних та мінімальних навантажень та інтерполюється для проміжних значень для кожної секунди. Отримуємо масив навантажень який подається на вхід ШНМ.

Після введення даних та натискання кнопки «ОК», програма перевіряє коректність вхідних даних, та робить обчислення (рис. 8).

На рис. 9 представлено графік деформації, збудований програмно за вхідними даними. На рис. 10 – графік напружень які виникли під час навантажень.

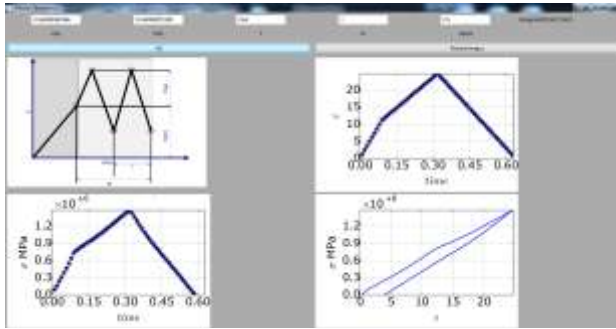


Рис. 8 – Параметри ϵ , σ при введених даних, та результуючі графіки

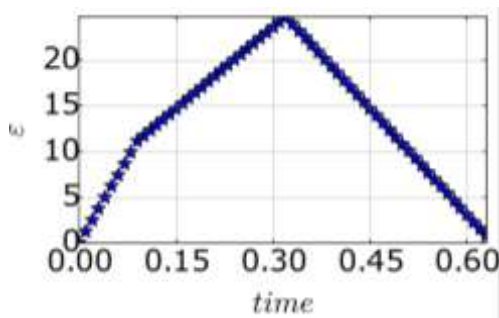


Рис. 9 – Графік залежності деформації від часу

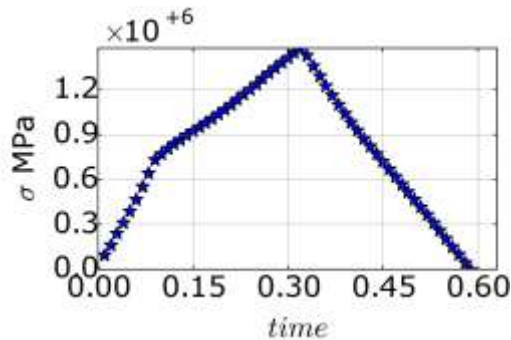


Рис. 10 – Графік залежності напруження від часу

На рис. 11 представлено графік який поєднує напруження та деформацію яка виникли під час даного напруження.

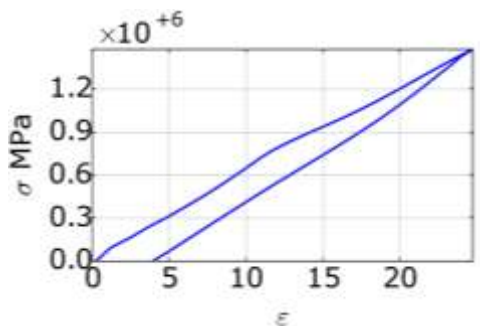


Рис. 11 – Графік залежності напружень від деформації

Тестування роботи ПЗ

Тестування розробленого ШНМ проводилось на експериментальних даних які не використовувались при навчанні мережі, але були експериментально визначені. Таким чином була можливість порівняти відповідь мережі та експерименту, та оцінити величину похибки, яку дає мережа.

На вхід мережі було подано деформації представлені на рис. 12.

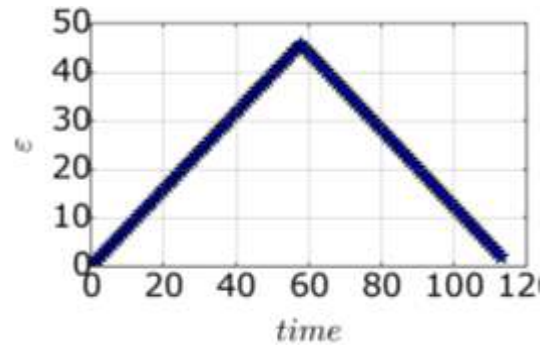


Рис. 12 – Вхідне навантаження

Та отримано графік відповіді мережі на який для наглядного прикладу було виведено також графік проведеного експерименту рис. 13.

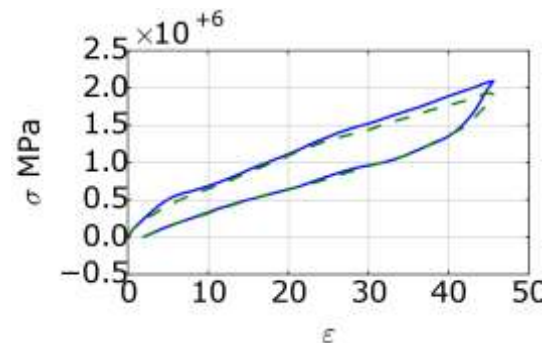


Рис. 13 – Відповідь мережі та проведеного експерименту

На рис. 13 суцільною лінією позначена відповідь мережі, пунктиром графік проведеного експерименту. Для визначення похибки була визначена кількість виділеної енергії. Для експерименту він дорівнює: 17,5 МДж/м³, за ШНМ: 19,8 МДж/м³, що відповідає 13,1 % похибки.

Наступний експеримент було проведено на основі проведеного експерименту, але на даних які не використовувалися для навчання ШНМ та значно перевищують поріг її навчаючою вибірки. Для даного експерименту було подано деформації представлені на рис. 14.

Та отримано графік відповіді мережі (суцільна) разом з графіком проведеного експерименту (пунктиром) рис. 15. Так як даний експеримент не

лежить в області навчаючої вибірки на якій навчалась ШНМ, та значно перевищує їх, похибка значно збільшилась. Так кількість виділеної енергії за експериментом складає 518,1 МДж/м³ за ШНМ 319,7 МДж/м³, що складає 38,2 %. Тому використання ШНМ за межами навчаючої вибірки не рекомендовано, так як за її межами спостерігається різке збільшення похибки.

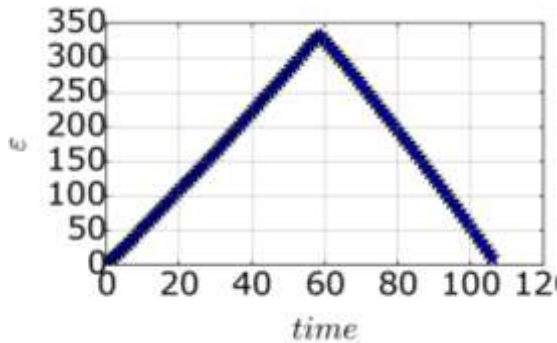


Рис. 14 – Вхідне навантаження

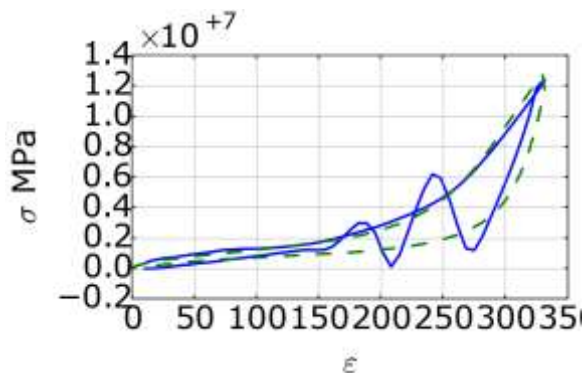


Рис. 15 – Відповідь мережі разом з проведеним експериментом

Для визначення залежності виділення теплоти при різних амплітудах деформації було збудовано графік залежності амплітудної деформації від площі петлі циклу навантаження (рис. 16). Він наглядно відображає з якою швидкістю збільшується кількість виділеної енергії при збільшенні амплітуди деформації.

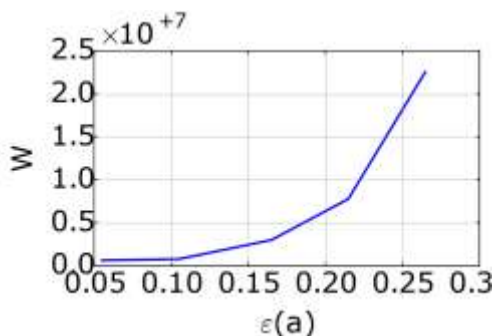


Рис. 16 – Графік залежності площі петлі від амплітудної деформації

Висновки

В роботі побудовано штучна нейронна мережа, та описано програмне забезпечення яке дозволяє автоматизувати обробку експериментальних даних з використання штучних нейронних мереж. Проведено два експерименти, які в подальшому використовувалися для навчання побудованої ШНМ та оцінки похибки її роботи. Виходячи з вивченої літератури була запрограмована та навчена мережа прямого поширення оптимального типу з мінімальною похибкою роботи, простим та зрозумілим інтерфейсом, швидкою роботою ПЗ.

Виходячи з поставленої задачі було виконано:

- Вивчена допоміжна література, на базі якої отримані необхідні знання для подальшого розроблення ШНМ;
- Розроблена ШНМ апроксимуюча проведений експеримент яка працює в парі з функцією предиктор-коректор;
- З результату експерименту були підготовлені данні на основі яких була навчена модель;
- Розроблено програмне забезпечення з візуалізацією з простим та зрозумілим інтерфейсом;
- Розроблена можливість визначення кількості виділеної енергії (при $\epsilon(a) = 0.165$, $\epsilon(m) = 0.165$ кількість виділеної енергії становитиме: 4,3 МДж);
- Оцінена похибка відповіді мережі, при використанні мережі в межах не перевищуючих максимальні данні навчаючої вибірки, похибка становить 13,1 %, при перевищенні похибка становитиме 38,2 %.

Список літератури

1. **Bowers, M. E.** FSCBG: An Aerial Spray Dispersion Model for Predicting the Fate of Released Material Behind Aircraft / **M. E. Bowers, J. R. Rafferty, J. K. and Barry** // *Environmental Toxicology and Chemistry*. – 1993. – Vol. 12, No. 3. – P. 453–64.
2. **Furukawa, T.** Engineering Analysis with Boundary Elements / **T. Furukawa, M. Hoffman** // *Journal of Earthquake Engineering*. – 2004. – No 28. – P. 195–204.
3. **Elnashai, A. S.** Development of Neural Network Based Hysteretic Models for Steel Beam-Column Connections Through Self-Learning Simulation / **A. S. Elnashai, N. N. Ambraseys** // *Journal of Earthquake Engineering*. – 2007. – No 11. – P. 453–467. – doi: 10.1080/13632460601123180.
4. **Розенблатт, Ф.** Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга. – М.: Мир. – 1965. – 480 с.
5. **Lau, K. M.** Comparison of the Hopfield scheme to the hybrid of Lagrange and transformation approaches for solving the travelling salesman problem / **K. M. Lau, S. M. Chan, L. Xu** // *Proceedings of Intelligence in Neural and Biological Systems*. – 1995. – doi: 10.1109/INBS.1995.404259.
6. 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: 20.10.2016)

7. URL: <https://habrahabr.ru/post/134998/> BD (дата звернення: 10.11.2016).
8. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html> (дата звернення: 10.11.2016).
9. URL: <http://monographies.ru/ru/book/section?id=2465> (дата звернення: 22.10.2016).
10. **Фогель, Л.** Искусственный интеллект и эволюционное моделирование / **Л. Фогель, А. Оуэнс, М. Уолш** // М.: Мир. – 1969.
11. **Смолин, Д. В.** Введение в искусственный интеллект - конспект лекций. М. – 2004. – 208 с.
12. **Круглов, В. В., Борисов, В. В.** Искусственные нейронные сети. Теория и практика / **В. В. Круглов, В. В. Борисов.** – 2-е изд. – 2002.
13. **Рутковская Д.** и др. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – 2006.
14. **Zhang, Z.** Dynamic mechanical properties of PTFE based short carbon fibre reinforced composites: experiment and artificial neural network prediction / **Z. Zhang, P. Klein, K. Friedrich** // *Composites Science and Technology*. – 2002. – Т. 62, №. 7. – С. 1001-1009. – doi: 10.1016/S0266-3538(02)00036-2.
15. **Bahrami, A.** Prediction of mechanical properties of DP steels using neural network model / **A. Bahrami, S. H. M. Anijdan, A. Ekrami** // *Journal of alloys and compounds*. – 2005. – Т. 392, №. 1. – С. 177-182. – doi: 10.1016/j.jallcom.2004.09.014.
16. **Sterjovski, Z.** et al. Artificial neural networks for modelling the mechanical properties of steels in various applications / **Z. Sterjovski** et al. // *Journal of Materials Processing Technology*. – 2005. – Т. 170. – №. 3. – С. 536-544. doi: 10.1016/j.jmatprotec.2005.05.040
17. **Malinov, S.** Modelling the correlation between processing parameters and properties in titanium alloys using artificial neural network / **S. Malinov, W. Sha, J. J. McKeown** // *Computational materials science*. – 2001. – Т. 21, №. 3. – С. 375-394. – doi: 10.1016/S0927-0256(01)00160-4.
18. **Okuyucu, H.** Artificial neural network application to the friction stir welding of aluminum plates / **H. Okuyucu, A. Kurt, E. Arcaklioglu** // *Materials & design*. – 2007. – Т. 28, №. 1. – С. 78-84. – doi: 10.1016/j.matdes.2005.06.003.
19. **Zhang, Z.** Artificial neural networks applied to polymer composites: a review / **Z. Zhang, K. Friedrich** // *Composites Science and technology*. – 2003. – Т. 63, №. 14. – С. 2029-2044. – doi: 10.1016/S0266-3538(03)00106-4.
20. **Zhou, C. C.** Multi-objective optimization of material selection for sustainable products: artificial neural networks and genetic algorithm approach / **C. C. Zhou, G. F. Yin, X. B. Hu** // *Materials & Design*. – 2009. – Т. 30, №. 4. – С. 1209-1215. – doi: 10.1016/j.matdes.2008.06.006.
21. **McBride, J.** Modelling tensile properties of gamma-based titanium aluminides using artificial neural network / **J. McBride, S. Malinov, W. Sha** // *Materials Science and Engineering*. – 2004. – Т. 384, №. 1. – С. 129-137. – doi: 10.1016/j.msea.2004.05.072.
22. **Mandal, S.** et al. Artificial neural network modeling to evaluate and predict the deformation behavior of stainless steel type AISI 304L during hot torsion / **S. Mandal** et al. // *Applied Soft Computing*. – 2009. – Т. 9, №. 1. – С. 237-244. – doi: 10.1016/j.asoc.2008.03.016.
23. **Altinkok, N.** Modelling of the prediction of tensile and density properties in particle reinforced metal matrix composites by using neural networks / **N. Altinkok, R. Koker** // *Materials & design*. – 2006. – Т. 27, №. 8. – С. 625-631. – doi: 10.1016/j.matdes.2005.01.005.
24. **Larin, O.** Two-scale approach to modelling of pneumatic tyres / **O. Larin, Yu. Petrova, V. Mateichyk** // *Rzeszow: Politechnika Pzeszowska Im. Ignacego Lukaszewicza*. – 2013. – P. 123-128.
25. **Larin, O.** Experimental observations of orthotropic elastic and viscoelastic characteristics of the elastomeric textile reinforced composites / **O. Larin, E. Barkanov, I. Petrova** // *Innovative solutions in repair of gas and oil pipelines, Bulgarian Society for destructive testing Publishers, BAS, Sofia*. – 2016. – P. 192-203.

Bibliography (transliterated)

1. **Bowers, M. E., Rafferty, J. R., and Barry, J. K.** FSCBG: An Aerial Spray Dispersion Model for Predicting the Fate of Released Material Behind Aircraft. *Environmental Toxicology and Chemistry*. 1993, **12**(3), 453–64.
2. **Furukawa, T., Hoffman, M.** Engineering Analysis with Boundary Elements. *Journal of Earthquake Engineering*. 2004, **28**, 195–204.
3. **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, **11**, 453–467, doi: 10.1080/13632460601123180.
4. **Rozenblatt, F.** Principy nejroinamiki: Perceptrony i teorija mehanizmov mozga. Moscow: Mir, 1965, 480 p.
5. **Lau, K. M., Chan, S. M., Xu, L.** Comparison of the Hopfield scheme to the hybrid of Lagrange and transformation approaches for solving the travelling salesman problem. *Proceedings of Intelligence in Neural and Biological Systems*, 1995, doi: 10.1109/INBS.1995.404259
6. 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 (data zvernennja: 20.10.2016)
7. URL: <https://habrahabr.ru/post/134998/> BD (data zvernennja: 10.11.2016)
8. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html> (data zvernennja: 10.11.2016)
9. URL: <http://monographies.ru/ru/book/section?id=2465> (data zvernennja: 22.10.2016)
10. **Fogel', L., Oujens, A., Uolsh, M.** Iskusstvennyj intellekt i jevoljucionnoe modelirovanie. Moscow:Mir, 1969.
11. **Smolin, D. V.** Vvedenie v iskusstvennyj intellekt - konpekt lekcij. Moscow, 2004, 208 p.
12. **Kruglov, V. V., Borisov, V. V.** Iskusstvennye nejronnye seti. Teorija i praktika. 2-e izd, 2002.
13. **Rutkovskaja, D.** i dr. Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy, 2006.
14. **Zhang, Z., Klein P., and Friedrich, K.** Dynamic mechanical properties of PTFE based short carbon fibre reinforced composites: experiment and artificial neural network prediction. *Composites Science and Technology*. 2002, **62**(7), 1001-1009. doi: 10.1016/S0266-3538(02)00036-2.
15. **Bahrami, A., Anijdan, S. H., Mousavi and Ekrami, A.** Prediction of mechanical properties of DP steels using neural network. *Journal of alloys and compounds*. 2005, **392**(1), 177-182, doi: 10.1016/j.jallcom.2004.09.014mode1.
16. **Sterjovski, Z.** et al. Artificial neural networks for modelling the mechanical properties of steels in various applications. *Journal of Materials Processing Technology*. 2005, **170**(3), 536-544, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2005.05.040.

17. **Malinov, S., Sha, W. and McKeown, J. J.** Modelling the correlation between processing parameters and properties in titanium alloys using artificial neural network. *Computational materials science*. 2001, **21**(3), 375-394, doi: 10.1016/S0927-0256(01)00160-4.
18. **Okuyucu Hasan, Adem Kurt and Erol Arcaklioglu** Artificial neural network application to the friction stir welding of aluminum plates. *Materials & design*. 2007, **28**(1), 78-84, doi: 10.1016/j.matdes.2005.06.003.
19. **Zhang, Z. and Friedrich, K.** Artificial neural networks applied to polymer composites: a review. *Composites Science and technology*. 2003, **63**(14), 2029-2044, doi: 10.1016/S0266-3538(03)00106-4.
20. **Zhou Chang-Chun, Guo-Fu Yin and Xiao-Bing Hu** Multi-objective optimization of material selection for sustainable products: artificial neural networks and genetic algorithm approach. *Materials & Design*. 2009, **30**(4), 1209-1215, doi: 10.1016/j.matdes.2008.06.006.
21. **McBride, J., Malinov S. and Sha, W.** Modelling tensile properties of gamma-based titanium aluminides using artificial neural network. *Materials Science and Engineering*. 2004, **384**(1), 129-137, doi: 10.1016/j.msea.2004.05.072.
22. **Mandal Sumantra et al.** Artificial neural network modeling to evaluate and predict the deformation behavior of stainless steel type AISI 304L during hot torsion. *Applied Soft Computing*. 2009, **9**(1), 237-244, doi: 10.1016/j.asoc.2008.03.016.
23. **Altinkok Necat and Rasit Koker** Modelling of the prediction of tensile and density properties in particle reinforced metal matrix composites by using neural networks. *Materials & design*. 2006, **27**(8), 625-631, doi: 10.1016/j.matdes.2005.01.005.
24. **Larin, O., Petrova, Yu., Mateichyk, V.** Two-scale approach to modelling of pneumatic tyres. *Rzeszow: Politechnika Pzszowska Im. Ignacego Lukaszewicza*. 2013, 123-128.
25. **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, Bulgarian Society for destructive testing Publishers, BAS, Sofia*. 2016, 192-203.

Відомості про авторів(About authors)

Погребняк Сергій Віталійович – студент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», студент кафедри динаміки та міцності машин; м. Харків, Україна; e-mail: pogrebnyak.veral@mail.ru

Sergij Pogrebnyak – student of National Technical University "KhPI", student Dynamics and Strength of Machines Department, Kharkov, Ukraine e-mail: pogrebnyak.veral@mail.ru.

Водка Олексій Олександрович – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри динаміки та міцності машин; м. Харків, Україна; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com.

Oleksii Vodka – Ph. D., National Technical University "KhPI", Docent of Dynamics and Strength of Machines Department, Kharkov, Ukraine; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com.

Будь ласка посилайтесь на цю статтю наступним чином:

Погребняк, С. В. Розробка комп'ютерної системи для обробки результатів експерименту за допомогою штучної нейронної мережі / **С. В. Погребняк, О. О. Водка** // *Вісник НТУ «ХПІ», Серія: Нові рішення в сучасних технологіях.* – Харків: НТУ «ХПІ». – 2016. – № 42 (1214). – С. 145-153. – doi:10.20998/2413-4295.2016.42.24.

Please cite this article as:

Pogrebnyak, S., Vodka, O. Development of computer system for processing experiment results with neural networks. *Bulletin of NTU "KhPI". Series: New solutions in modern technologies.* – Kharkiv: NTU "KhPI", 2016, **42** (1214), 145–153, doi:10.20998/2413-4295.2016.42.24.

Пожалуйста ссылайтесь на эту статью следующим образом:

Погребняк, С. В. Разработка компьютерной системы для обработки результатов эксперимента с помощью искусственной нейронной сети / **С. В. Погребняк, О. О. Водка** // *Вестник НТУ «ХПИ», Серія: Новые решения в современных технологиях.* – Харьков: НТУ «ХПИ». – 2016. – № 42 (1214). – С. 145-153. – doi:10.20998/2413-4295.2016.42.24.

АНОТАЦІЯ Нейронні мережі знайшли своє застосування в різних сферах комп'ютерного моделювання, в тому числі і в механіці. Вони часто застосовуються, так як дають високу точність, швидкість і гнучкість роботи. Метою роботи є написання програмного забезпечення з використанням штучного інтелекту, для апроксимації і інтерполяції експериментальних даних. Програмне забезпечення повинно коректно працювати, мати простий інтерфейс і видавати результати з мінімальною помилкою. Методом рішення було застосування штучного інтелекту, а точніше нейронних мереж прямого розповсюдження. В роботі побудована і навчена нейронна мережа прямого розповсюдження. Вона була навчена вчителем (використання методу зворотного розповсюдження помилки) на основі навчальної вибірки попередньо проведеного експерименту. Для перевірки мережі на коректність роботи і визначення величини помилки мережі, проводилися перевірки на заздалегідь відомих даних, на яких не використовувалися в навчальній вибірці, таким чином була проведена незалежна оцінка і визначена точність роботи мережі і визначена зона оптимальної роботи мережі. В статті детально описується тип мережі і її топологія, кількість вхідних, вихідних і схованих нейронів, типи функцій активації, спосіб навчання і підготовки навчальної вибірки, описані математично. В результаті проведеної роботи була побудована і протестована програмне забезпечення з використанням нейронних мереж, визначена величина помилки і зона її можливої роботи.

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

Поступила (received) 15.12.2016