

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ НАПРУЖЕНО-ДЕФОРМОВАНОГО СТАНУ КВАДРАТНОЇ ПЛАСТИНКИ

У сучасному виробництві широке поширення одержали системи автоматизованого проектування, які дозволяють проектувати технологічні процеси з меншими витратами часу та засобів, зі збільшенням точності спроектованих процесів і програм обробки, що скорочує витрати матеріалів та час обробки, завдяки тому, що режими обробки також розраховуються та оптимізуються за допомогою ЕОМ.

Розробка методів і моделей машинного навчання дозволяє робити швидкі оцінки необхідних параметрів стану об'єкту. З практичної точки зору моделі машинного навчання для прогнозування значень параметрів стану конструкції можуть слугувати як інтерактивні асистенти у процесі проектування. Одним із актуальних питань застосувань нейронних мереж є їхня структурна оптимізація, тобто, вибір оптимальної кількості шарів, нейронів, функцій активації тощо. Така оптимізація може проводитися як вручну, за умови відносно невеликої кількості параметрів, так і в автоматичному режимі.

У даній роботі розглянуто особливості використання генетичного алгоритму для оптимізації параметрів нейронної мережі для прогнозування напружено-деформованого стану квадратної пластинки. Тестову вибірку, яка містить можливі стани пластинки у залежності від геометричних і фізико-механічних параметрів, побудовано з використанням аналітичних формул і методу скінченних елементів. Суттєвим етапом генетичних алгоритмів є визначення генетичних операторів: селекції, кросоверу, мутації та відбору. Вибір цих операторів впливає на збіжність та ефективність методу в цілому. Генетичний алгоритм є прикладом метаевристичних методів. Збіжність таких методів у загальному випадку досить важко довести формально. Однак, застосування генетичного алгоритму під час налаштування нейронних мереж дозволяє знизити втручання користувача до мінімуму. Використано генетичний алгоритм для оптимізації параметрів нейронної мережі при прогнозуванні напружено-деформованого стану квадратної пластини. Побудовано моделі навчання на базі штучних нейронних мереж. Побудовані моделі дозволяють прогнозувати прогин у центрі пластинки, а також максимальне значення інтенсивності напружень за Мізесом. Основною перевагою штучної нейронної мережі є швидкість прогнозування. Обчислення необхідних характеристик у порівнянні з методом скінченних елементів відбувається майже миттєво (мілісекунди). Отже, «натреновані» штучні нейронні мережі можуть слугувати як інтерактивні помічники у процесі проектування.

Ключові слова: машинне навчання; штучна нейронна мережа; генетичний алгоритм; популяція; фітнес-функція; схрещування; мутація; напружено-деформований стан; пластинка; прогнозування.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ НАПРЯЖЕННО-ДЕФОРМИРОВАННОГО СОСТОЯНИЯ КВАДРАТНОЙ ПЛАСТИНКИ

В современном производстве широкое распространение получили системы автоматизированного проектирования, которые позволяют проектировать технологические процессы с меньшими затратами времени и средств, с увеличением точности спроектированных процессов и программ обработки, сокращают расходы материалов и время обработки благодаря тому, что режимы обработки также рассчитываются и оптимизируются с помощью ЭВМ.

Разработка методов и моделей машинного обучения позволяет делать быстрые оценки необходимых параметров состояния объекта. С практической точки зрения модели машинного обучения для прогнозирования значений параметров состояния конструкции могут служить как интерактивные ассистенты в процессе проектирования. Одним из актуальных вопросов применений нейронных сетей является их структурная оптимизация, то есть, выбор оптимального количества слоев, нейронов, функций активации и тому подобное. Такая оптимизация может проводиться как вручную, при условии относительно небольшого количества параметров, так и в автоматическом режиме. В данной работе рассмотрены особенности использования генетического алгоритма для оптимизации параметров нейронной сети для прогнозирования напряженно-деформированного состояния квадратной пластинки. Тестовую выборку, которая содержит возможные состояния пластинки в зависимости от геометрических и физико-механических параметров, построено с использованием аналитических формул и метода конечных элементов. Существенным этапом генетических алгоритмов является определение генетических операторов: селекции, кроссовера, мутации и отбора. Выбор этих операторов влияет на сходимость и эффективность метода в целом. Генетический алгоритм является примером метаэвристических методов. Сходимость таких методов в общем случае достаточно трудно доказать формально. Однако, применение генетического алгоритма при настройке нейронных сетей позволяет снизить вмешательство пользователя к минимуму. В работе использован генетический алгоритм для оптимизации параметров нейронной сети при прогнозировании напряженно-деформированного состояния квадратной пластины. Построены модели обучения на базе искусственных нейронных сетей. Построенные модели позволяют прогнозировать прогиб в центре пластинки, а также максимальное значение интенсивности напряжений по Мизесу. Основным преимуществом искусственной нейронной сети является скорость прогнозирования. Вычисления требуемых характеристик по сравнению с методом конечных элементов происходит почти мгновенно (миллисекунды). В итоге «натренированные» искусственные нейронные сети могут служить как интерактивные помощники в процессе проектирования.

Ключевые слова: машинное обучение; искусственная нейронная сеть; генетический алгоритм; популяция; мутация; фитнес-функция; скрещивание; напряженно-деформированное состояние; пластинка; прогнозирование.

THE USE OF A GENETIC ALGORITHM FOR OPTIMIZING THE PARAMETERS OF THE NEURAL NETWORK IN PREDICTING THE STRESS-STRAIN STATE OF A SQUARED PLATE

In modern production, computer-aided design systems have become widespread, which allow to design technological processes with less time and money, with increased accuracy of designed processes and processing programs, which reduces material costs and processing time, due to the fact that processing modes are also calculated and optimized using a computer.

The development of machine learning methods and models allows to make quick estimates of the necessary parameters of the state of the object. From a practical point of view, machine learning models for predicting the values of structural parameters can serve as interactive assistants in the design process. One of the main issues in the application of neural networks is their structural optimization, the choice of the optimal number of layers, neurons, activation functions and so on. Such optimization can be performed both manually, provided a relatively small number of parameters, and automatically. This paper considers the peculiarities of using a genetic algorithm to optimize the parameters of the neural network to predict the stress-strain state of a square plate. The test sample, which contains the possible states of the plate depending on the geometric and mechanical parameters, was constructed using analytical formulas and the finite element method. An essential stage of genetic algorithms is the definition of genetic operators: selection, crossover, mutation and selection. The choice of these operators affects the convergence and efficiency of the method as a whole. The genetic algorithm is an example of metaheuristic methods. The convergence of such methods is quite difficult to prove formally. However, the use of a genetic algorithm when setting up neural networks can minimize user intervention. A genetic algorithm is used to optimize the parameters of the neural network for predicting the stress-strain state of a square plate. Learning models based on artificial neural networks are built. The constructed models allow predicting the deflection in the center of the plate, as well as the maximum value of the stress intensity according to Mises. The main advantage of an artificial neural network is the speed of prediction. The calculation of the required characteristics in comparison with the finite element method is almost instantaneous (milliseconds). Thus, «trained» artificial neural networks can serve as interactive assistants in the design process.

Keywords: machine learning; artificial neural network; genetic algorithm; population; mutation; crossover; stress-strain state; plate; prediction; regression.

Постановка проблеми

Розвиток систем автоматизованого проектування здійснюється при постійному швидкому удосконаленні як засобів, так і програмного забезпечення автоматизованого проектування. Використання на практиці основоположних знань потребує додаткового цілеспрямованого ознайомлення з новими сучасними засобами і програмами.

У сучасному виробництві широке поширення одержали системи автоматизованого проектування, які дозволяють проектувати технологічні процеси з меншими витратами часу та засобів, зі збільшенням точності спроектованих процесів і програм обробки, що скорочує витрати матеріалів та час обробки, завдяки тому, що режими обробки також розраховуються та оптимізуються за допомогою ЕОМ.

Розробка методів і моделей машинного навчання дозволяє робити швидкі оцінки необхідних параметрів стану об'єкту. З практичної точки зору моделі машинного

навчання для прогнозування значень параметрів стану конструкції можуть слугувати як інтерактивні асистенти у процесі проектування.

Задачу прогнозування параметрів стану об'єкта за його геометричними та фізико-механічними параметрами можна віднести до класу задач регресії. У запропонованій роботі на прикладі прогнозування напружено-деформованого стану затисненої за периметром квадратної пластинки з ізотропного матеріалу, яка знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску, досліджено метод використання генетичного алгоритму для моделі машинного навчання та можливі реалізації цих моделей [1].

В практичних задачах саме структурна та параметрична оптимізація вимагає суттєвих часових затрат та експертних знань предметної області. Одним з методів, що дозволяє уникнути такого ручного налаштування роботи системи є генетичні алгоритми. Загальна схема застосування генетичних алгоритмів до нейронних мереж полягає у наступному. На першому етапі слід обрати спосіб кодування суттєвих параметрів нейронної мережі у вигляді бінарного або числового вектору. Такі вектори формують деяку базову множину розв'язків, в якій здійснюється пошук оптимального розв'язку. Після цього, обирається цільової функція, яка буде визначати найбільш вдалу архітектуру окремих нейронних мереж та структуру. Така функція повинна бути близькою за значенням до функції втрат, що використовуються при навчанні нейромереж. Суттєвим етапом генетичних є визначення генетичних операторів: селекції, кросоверу, мутації та відбору. Вибір цих операторів впливає на збіжність та ефективність методу в цілому. Генетичний алгоритм є прикладом метаевристичних методів. Збіжність таких методів у загальному випадку досить важко довести формально. Однак, застосування генетичного алгоритму під час налаштування нейронних мереж дозволяє знизити втручання користувача до мінімуму. Іншим відомим підходом до покращення ефективності систем розпізнавання є використання ансамблів – поєднань декількох моделей з генерацією спільного результату.

Одним із актуальних питань застосувань нейронних мереж є їхня структурна оптимізація, тобто, вибір оптимальної кількості шарів, нейронів, функцій активації тощо. Така оптимізація може проводитися як вручну, за умови відносно невеликої кількості параметрів, так і в автоматичному режимі. Генетичні алгоритми досить давно використовуються для задач структурної оптимізації нейронних мереж [3], однак, вони менше застосовувались для підбору параметрів ансамблів мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Останнім часом зі зростанням популярності штучних нейронних мереж збільшується кількість досліджень щодо розробки моделей та застосування їх можливостей у задачах механіки деформованого твердого тіла.

Наприклад, у роботах [2–4] досліджено можливості машинного навчання для розв'язання задач механіки руйнування. Зокрема, у роботі [2] для навчання нейронної мережі прогнозувати можливі зони руйнування балок використано дані 64 обчислювальних експериментів та 3 натурних. У роботі [3] розроблено нейронну мережу, яка базується на фільтрі Калмана (англ. Kalman filter), для прогнозування руйнування швидкісної дороги на мосту шляхом обробки даних про температуру та коливання. В [5–6] детально розглянуто основні етапи побудови ансамблів нейромереж. Пропонується підхід до генерації моделей ансамблю, з яких методом к-середніх проводиться відбір для подальшого навчання.

В роботі [7] пропонується поняття спільного навчання як альтернатива ансамблевому навчанню. Вводяться функції втрат для оптимізації нейронних мереж саме при спільному навчанні.

Роботи [8–9] присвячено особливостям використання генетичних алгоритмів при створенні ансамблів. Автори пропонують підхід, в якому нейронні мережі та структура ансамблю поєднуються в одну популяцію. По-перше, створюється набір нейронних мереж з високим ступенем різноманітності. Для цього використовуються різні набори навчальних даних для кожної моделі, а також варіюється архітектура шляхом зміни кількості прихованих нейронів, функцій активації та ініціалізації ваг. По-друге, генетичний алгоритм використовується для вибору як найбільш ефективної підмножини синтезованих нейронних мереж, так і оптимальної комбінаційної стратегії для забезпечення точності та надійності ансамблю. Така схема застосування генетичних алгоритмів до нейронних мереж та їх ансамблів є типовою.

Одним із недоліків використання ансамблів нейронних мереж є висока вимогливість до часових та просторових ресурсів, оскільки час навчання збільшується пропорційно до кількості нейронних мереж в ансамблі. Особливо цей недолік стосується глибинних нейронних мереж.

Покроковий алгоритм донавчання нейронної моделі, який дозволяє розв'язувати задачі динаміки будівельних конструкцій, розроблено у роботі [9]. Розроблений алгоритм дозволяє прогнозувати напружено-деформований стан конструкції, яка знаходиться під дією тривалого або короткочасного навантаження.

Для розв'язання задач проектування також використовують генетичні алгоритми. Наприклад, у роботі [10] для оптимального проектування будівельних конструкцій. У роботі [11] запропоновано метод розв'язання нелінійних крайових задач для звичайних диференціальних рівнянь другого порядку, який застосовує генетичні алгоритми для знаходження оптимальних значень параметрів наближених розв'язань. Проте його практичне застосування пов'язане з необхідністю емпіричного підбору деяких параметрів та великою кількістю ітерацій для отримання прийняттого результату.

Отже, аналіз останніх досліджень і публікацій дозволяє зробити висновок про актуальність розробки моделей на базі нейронних мереж для прогнозування напружено-деформованого стану з використанням генетичного алгоритму. Можливості нейронних мереж для прогнозування стану оболонкових конструкцій потребують дослідження.

Мета дослідження

Мета дослідження – розробка штучної нейронної мережі для прогнозування напружено-деформованого стану затисненої за периметром квадратної пластинки із ізотропного матеріалу, яка знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску з використанням генетичного алгоритму.

Об'єкт дослідження – напружено-деформований стан квадратної пластинки із ізотропного матеріалу, яка знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску.

Предмет дослідження – методи і моделі машинного навчання для регресійного аналізу.

Задачі дослідження:

1) розробити алгоритм формування вибірки для навчання та тестування моделей;

2) застосувати генетичний алгоритм до розробленої нейронної мережі для прогнозування максимального прогину пластинки;

3) оптимізувати параметри нейронної мережі з використанням генетичного алгоритму для прогнозування максимальних значень прогину та інтенсивності напружень за Мізесом у пластинці.

Викладення основного матеріалу дослідження

1. Алгоритм побудови вибірки для навчання та тестування моделей

Максимальний прогин (у центрі) квадратної пластинки із ізотропного матеріалу, що знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску, сторони якої жорстко затиснені, обчислюється за допомогою відомої аналітичної формули:

$$w_{\max} = 0,00126 \cdot q \cdot a^4 \frac{12(1-\nu^2)}{Eh^3}, \quad (1)$$

де q – значення тиску; a – розмір сторони пластинки; h – її товщина; ν – коефіцієнт Пуассона; E – модуль Юнга.

Математичну модель пластинки довільної форми можна отримати з використанням теорії Тимошенко-Міндліна (теорія зсувних деформацій першого порядку). Енергія деформацій скінченного елемента об'єму V_e , серединна площина якого збігається з xOy , має вигляд:

$$U_p = \frac{1}{2} d_e^T \int_{V_e} (z^2 B_f^T D_f B_f) dV_e d_e + \frac{\kappa}{2} d_e^T \int_{V_e} (B_c^T D_c B_c) dV_e d_e, \quad (2)$$

де $d_e^T = \{w_1 \theta_{x1} \theta_{y1} \dots w_m \theta_{xm} \theta_{ym}\}$ – вектор узагальнених переміщень (w – прогин серединної площини, θ_x, θ_y – обертання нормалі серединної площини відносно відповідних осей координат); B_f і B_c – матриці зв'язків між переміщеннями та деформаціями; D_f і D_c – матриці зв'язків між напруженнями та деформаціями; параметр κ – коефіцієнт, що враховує нерівномірність розподілу дотичних напружень у перерізі (для ізотропного матеріалу $\kappa = 5/6$); m – кількість вузлів у скінченному елементі.

Матриці B_f і B_c для ізотропного матеріалу мають вигляд:

$$B_f = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial N_1}{\partial x} & 0 & \dots & 0 & \frac{\partial N_m}{\partial x} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\partial N_1}{\partial y} & \dots & 0 & 0 & \frac{\partial N_m}{\partial y} \\ 0 & \frac{\partial N_1}{\partial y} & \frac{\partial N_1}{\partial x} & \dots & 0 & \frac{\partial N_m}{\partial y} & \frac{\partial N_m}{\partial x} \end{bmatrix}, \quad B_c = \begin{bmatrix} \frac{\partial N_1}{\partial x} & N_1 & 0 & \dots & \frac{\partial N_m}{\partial x} & N_m & 0 \\ \frac{\partial N_1}{\partial y} & 0 & N_1 & \dots & \frac{\partial N_m}{\partial y} & 0 & N_m \end{bmatrix},$$

де N_i – функція форми i -го вузла скінченного елемента.

Матриці D_f і D_c відповідають плосконапруженому стану та мають такий вигляд:

$$D_f = \frac{E}{1-\nu^2} \begin{bmatrix} 1 & \nu & 0 \\ \nu & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1-\nu}{2} \end{bmatrix}, \quad D_c = \begin{bmatrix} G & 0 \\ 0 & G \end{bmatrix},$$

де E – модуль Юнга; ν – коефіцієнт Пуассона; G – модуль зсуву.

Після інтегрування (2) по товщині отримаємо таку формулу для матриці жорсткості:

$$K_{ep} = \frac{h^3}{12} \int_{\Omega_e} (B_f^T D_f B_f) d\Omega_e + \kappa h \int_{\Omega_e} (B_c^T D_c B_c) d\Omega_e . \quad (3)$$

2. Прогнозування максимального прогину пластинки з використанням генетичного алгоритму

Теорію еволюційних, зокрема, генетичних алгоритмів на даний час добре розроблено, наприклад, у роботі [13–14] формалізовано основні поняття та приклади застосувань до задач дискретної оптимізації.

Загальна схема застосування генетичних алгоритмів до нейронних мереж полягає у наступному. На першому етапі слід обрати спосіб кодування суттєвих параметрів нейронної мережі у вигляді бінарного або числового вектору. Такі вектори формують деяку базову множину розв'язків X , в якій здійснюється пошук оптимального розв'язку. Скінченні непорожні множини X називаються популяціями [14].

Наступним кроком є вибір цільової функції $f: X \rightarrow R^1$, яка буде визначати найбільш вдалу архітектуру окремих нейронних мереж та структуру ансамблю в цілому. Така функція повинна бути близькою за значенням до функції втрат, що використовуються при навчанні нейромереж.

Далі визначаються стандартні для генетичних алгоритмів оператори: селекції, кросоверу, мутації та відбору.

У роботі було створено декілька шарів, що мають певну кількість штучних нейронів. Перший шар (зовнішній) має кількість нейронів, яка дорівнює кількості вхідних параметрів, а саме a , h , E , ϑ і q . Також вхідний шар нейронів має функцію активації, що зв'язує його з внутрішніми шарами нейронів. Внутрішні шари мають певну кількість нейронів, кожен з яких зв'язаний з внутрішньою функцією активації. Останній шар (також зовнішній) має кількість нейронів, яка дорівнює кількості вихідних значень.

Для оптимізації структури нейромережі з використанням генетичного алгоритму, що працює з параметрами нейронної мережі і визначає найкращу їх комбінацію забезпечення точності, необхідно задати наступні параметри та їх діапазони значень:

- 1) кількість нейронів у вхідному шарі, $[m; 4m]$, де m – кількість вхідних параметрів;
- 2) кількість внутрішніх шарів, $[0, 16]$;
- 3) кількість нейронів у внутрішньому шарі, $[m; 4m]$, де m – кількість вхідних параметрів;
- 4) функції активації між вхідним та внутрішніми шарами, визначаються функціями: гіперболічний тангенс – $\tanh(x)$, ReLU, сигмоїда – $S(x)$.
- 5) функції активації між внутрішніми шарами.

Генетичний алгоритм використовується для вирішення задачі дискретної оптимізації де на початку випадковим чином створюється деяка початкова популяція (Population Size (10)), що складається з векторів, які містять задані п'ять параметрів, що описують архітектуру нейронної мережі. Вектори генеруються випадковим чином для визначення найкращого результату. Згенерована популяція векторів визначає структуру нейромережі. Для кожного вектора знаходимо фітнес-функцію, яка є

середньоквадратичним відхиленням нейромережі від рішення. Фітнес-функція – це особливий тип цільової функції, який застосовують як порівняльний показник якості для підбивання підсумку того, наскільки близьким є задане конструктивне рішення до досягнення поставлених цілей. Фітнес-функції застосовують в генетичному програмуванні та генетичних алгоритмах, щоб скеровувати симуляції до оптимальних конструктивних рішень. Наступним кроком є сортування отриманих значень функції у порядку убавання, таким чином, що на першому місці буде знаходитись найкращий отриманий результат, а на останньому – найгірший.

Далі відбувається операція схрещування (crossover), основна задача якої – створити нову популяцію з вже існуючої, тобто особини популяції у кількості $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor$, де n – кількість членів популяції, схрещуються з першим членом та відбувається процес мутації. Останні члени популяції генеруються випадково. На рис.1 зображено поведінку першого члена популяції, а саме як змінювалась кількість нейронів у вхідному шарі, кількість внутрішніх шарів та кількість нейронів у внутрішніх шарах.

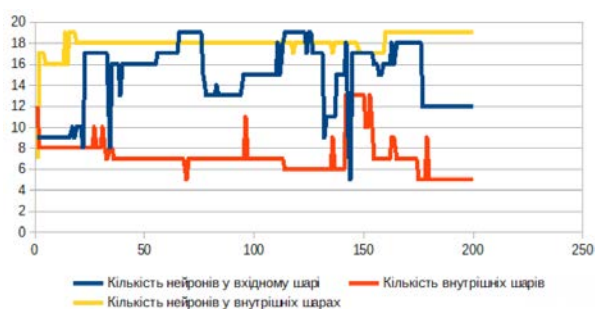


Рис. 1. Поведінка першого члена популяції.

Для регресійного аналізу прогину квадратної пластинки було використано вибірку, що містить результати 200 обчислювальних експериментів. На рис. 2 порівняно значення прогину (рис. 2, а) та інтенсивності напружень (рис. 2, б), отримані за допомогою методу скінченних елементів, зі значеннями, отриманими за допомогою нейронної мережі, у залежності від товщини пластинки.

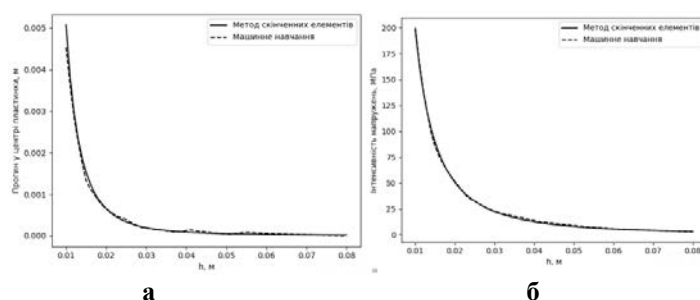


Рис. 3. Порівняння скінченно-елементного розв’язку з результатами машинного навчання: прогин та інтенсивність напружень у залежності від товщини пластинки.

Отже, штучні нейронні мережі дозволяють роботи прогноз одночасно декількох характеристик напружено-деформованого стану конструкції. Водночас похибка відносно скінченно-елементного розв’язку у межах 10%.

Висновки

У відповідності до мети роботи було використано генетичний алгоритм для оптимізації нейронних мережі для прогнозування напружено-деформованого стану

квадратної пластинки із ізотропного матеріалу, яка знаходиться під дією рівномірно розподіленого по поверхні поперечного тиску. Розроблено алгоритм формування вибірки для навчання та тестування моделей. Розроблений алгоритм базується на використанні аналітичної формули та методу скінченних елементів для обчислення компонент напружено-деформованого стану. Досліджено можливості генетичного алгоритму для регресійного аналізу і прогнозування максимального прогину пластинки. Виявлено, що алгоритм дозволяє прогнозувати значення прогину з похибкою приблизно 10% відносно аналітичного рішення. Розроблено нейронну мережу для прогнозування максимальних значень прогину та інтенсивності напружень за Мізесом у пластинці з використанням генетичного алгоритму. Основною перевагою штучної нейронної мережі є швидкість прогнозування: обчислення необхідних характеристик у порівнянні з методом скінченних елементів відбувається майже миттєво (мілісекунди). Отже, «натреновані» штучні нейронні мережі можуть слугувати як інтерактивні помічники у процесі проектування.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробкою штучних нейронних мереж, які дозволять прогнозувати напружено-деформований стан за кресленням або зображенням оболонкових конструкцій з використанням машинного зору і алгоритмів класифікації.

Список використаної літератури

1. Последовательная модель. URL: <https://www.tensorflow.org/guide/keras> (дата звернення: 19.06.2020).
2. Abambres M., Marcy M., Doz G. Potential of Neural Networks for Structural Damage Localization. *ACI Advances En Ciencias E Ingenierías*. 2018. Vol. 11. № 2. P. 124–153. DOI: 10.31224/osf.io/rghpf.
3. Jin C., Jang S., Sun X. et. al. Damage Detection of a Highway Bridge under Severe Temperature Changes Using Extended Kalman Filter Trained Neural Network. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*. 2016. Vol. 6. Issue 3. P. 545–560.
4. Onur Avci P. O., Abdeljaber A. O. Self-Organizing Maps for Structural Damage Detection: A Novel Unsupervised Vibration-Based Algorithm. *Journal of Performance of Constructed Facilities*. 2016. Vol. 30. Issue 3. P. 1–11.
5. Li K., Liu W., Zhao K., Shao M., Liu L. A Novel Dynamic Weight Neural Network Ensemble Model. *International Journal of Distributed Sensor Networks*. 2015. Vol. 11. Article ID 862056. 13 p. DOI: 10.1155/2015/862056.
6. Tao S. Deep Neural Network Ensembles. URL: <https://arxiv.org/abs/1904.05488>.
7. Webb A.M., Reynolds C., Iliescu D.-A., Reeve H., Lujan M., Brown G. Joint Training of Neural Network Ensembles. URL: <https://arxiv.org/abs/1902.04422>.
8. Sallam H., Regazzoni Carlo S., Talkhan Ihab E., Atiya A. Evolving Neural Networks Ensembles NNEs. *IAPR Workshop on Cognitive Information Processing*. (Greece, Santorini, June 9-10, 2008). P. 142–147.
9. Symone G. Soares, Carlos H. Antunes, Rui Arajo. A Genetic Algorithm for Designing Neural Network Ensembles. *14th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. (Canada, Montreal, July 8-12, 2009). New York: Association for Computing Machinery, 2009. P. 681–688.
10. Максимова О. М. Развитие и применение нейросетевых технологий для задач механики и строительных конструкций. *Вестник ИрГТУ*. 2013. № 8 (79). С. 81–88.
11. Лесовик Р. В. Оптимальное проектирование строительных конструкций на основе генетического алгоритма. *Строительная механика инженерных конструкций и сооружений*. 2010. № 2. С. 20–24.

12. Вакал Л. П. Генетичні алгоритми як інструмент розв'язання нелінійних крайових задач. *Комп'ютерні засоби, мережі та системи*. 2015. № 14. С. 16–23.
13. Олійник А. О., Субботін С. О., Олійник О. О. Еволюційні обчислення та програмування. Запоріжжя: ЗНТУ, 2010. 324 с.
14. Козин И. В. Эволюционные модели в дискретной оптимизации. Запорожье: ЗНУ, 2019. 204 с.

References

1. Posledovatel'naya model. (2020). Retrieved from: <https://www.tensorflow.org/guide/keras>.
2. Abambres, M., Marcy, M., & Doz, G. (2018). Potential of Neural Networks for Structural Damage Localization. *ACI Avances En Ciencias E Ingenierías*. **11**, 2, 124–153. DOI: 10.31224/osf.io/rghpf.
3. Jin, C., Jang, S., & Sun, X. et. al. (2016). Damage Detection of a Highway Bridge under Severe Temperature Changes Using Extended Kalman Filter Trained Neural Network. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*. **6**, 3, 545–560.
4. Onur, Avci P. O., & Abdeljaber, A. O. (2016). Self-Organizing Maps for Structural Damage Detection: A Novel Unsupervised Vibration-Based Algorithm. *Journal of Performance of Constructed Facilities*. **30**, 3, 1–11.
5. Li, K., Liu, W., Zhao, K., Shao, M., & Liu, L. (2015). A Novel Dynamic Weight Neural Network Ensemble Model. *International Journal of Distributed Sensor Networks*. **11**, Article ID 862056, 13 p. DOI: 10.1155/2015/862056.
6. Tao, S. Deep Neural Network Ensembles. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/1904.05488>.
7. Webb, A. M., Reynolds, C., Iliescu, D.-A., Reeve, H., Lujan, M., & Brown, G. Joint Training of Neural Network Ensembles. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/1902.04422>.
8. Sallam H., Regazzoni Carlo S., Talkhan Ihab E., Atiya A. (2008). Evolving Neural Networks Ensembles NNEs. *IAPR Workshop on Cognitive Information Processing*. (Greece, Santorini, June 9-10, 2008), pp. 142–147.
9. Symone, G. Soares, Carlos, H. Antunes, & Rui Arajo. (2009). A Genetic Algorithm for Designing Neural Network Ensembles. *14th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. (Canada, Montreal, July 8-12, 2009). New York: Association for Computing Machinery, pp. 681–688.
10. Maksymova, O. M. (2013). Razvitie s primeneniye neurosetevih tehnologiy dlia zadach mahaniki I stroitel'nykh konstruktsiy. *Vestnik IrGTU*. **8**, 79, 81-88.
11. Lesovik, R. V. (2010). Optimal'noye proyektirovaniye stroitel'nykh konstruktsiy na osnove geneticheskogo algoritma. *Stroitel'naya mekhanika inzhenernykh konstruktsiy i sooruzheniy*. **2**, 20–24.
12. Vakal, L. P. (2015). Henetichni alhorytmy yak instrument rozv'yazannya neliniynikh Krayova zavdan'. *Komp'yuterni zasoby, merezhi ta systemy*. **14**, 16–23.
13. Oliynyk, A. O., Subbotin, S. O., & Oliynyk, O. O. (2010). Evolyutsiyni obchyslennya ta prohramuvannya. Zaporizhzhya: ZNTU.
14. Kozyn, I. V. (2019). Evolyutsiyni modeli v dyskretnoyi optymizatsiyi. Zaporizhzhya: ZNU.

Чопорова Оксана Володимирівна – аспірант кафедри програмної інженерії Запорізького національного університету, e-mail: o.choporova@gmail.com, ORCID: 0000-0003-3167-7869.

Лісняк Андрій Олександрович – к.ф.-м.н., доцент, завідувач кафедри програмної інженерії Запорізького національного університету, e-mail: andrey.lisnyak@gmail.com, ORCID: 0000-0001-9669-7858.