

ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД
«УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ХІМІКО-ТЕХНОЛОГІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ»

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ НАУКИ І ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ «УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ
ХІМІКО-ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

БРИЧКОВСЬКИЙ ОЛЕКСІЙ ДМИТРОВИЧ


УДК 004.94

ДИСЕРТАЦІЯ
КЕРОВАНІ ЗА ТОЧНІСТЮ МЕТОДИ РОЗВ'ЯЗАННЯ СИСТЕМ
ДИФЕРЕНЦІАЛЬНИХ РІВНЯНЬ В ЗАДАЧАХ ОПТИМІЗАЦІЇ
КОРОДУЮЧИХ КОНСТРУКЦІЙ

122 Комп'ютерні науки
12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

 О.Д. Бричковський

Науковий керівник: Зеленцов Дмитро Гегемонович, доктор технічних наук,
професор.

Дніпро – 2024

АНОТАЦІЯ

Бричковський О.Д. Керовані за точністю методи розв'язання систем диференціальних рівнянь в задачах оптимізації кородуючих конструкцій. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки». – Державний вищий навчальний заклад «Український державний хіміко-технологічний університет», Міністерство освіти і науки України, Дніпро, Український державний університет науки і технологій навчально-науковий інститут «Український державний хіміко-технологічний університет», Міністерство освіти і науки України, Дніпро, 2024.

Метою роботи є підвищення ефективності розв'язання задач оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій (ШСК), призначених для експлуатації в агресивних технологічних середовищах, зокрема, вдосконалення методу поправних функцій і забезпечення його керованості за точністю.

Наукова новизна отриманих результатів:

– Отримав подальший розвиток метод поправних функцій для розв'язання задачі довговічності кородуючих конструкцій, який на відміну від існуючого, є керованим за точністю і забезпечує більш точні розв'язки.

– Вперше запропоновано метод визначення значущих факторів в задачі довговічності кородуючих конструкцій на основі оптимізованої методом Optimal Brain Surgeon штучної нейронної мережі (ШНМ).

В першому розділі розглянуто задачу оптимального проектування кородуючої ШСК та визначено основні проблеми, пов'язані з її розв'язанням, такі як дискретна постановка задачі та необхідність моделювання впливу агресивного середовища на конструкцію при обчисленні функції обмежень. Розглянуто ключові моделі, які відрізняють постановку задачі для умов агресивного середовища від класичної: модель накопичення геометричних

пошкоджень конструкції у вигляді системи диференціальних рівнянь (СДР) і модель кородуючого перерізу елементу конструкції. Встановлено, що підвищення ефективності розв'язання за рахунок методів оптимізації не є можливим, проте можливе поліпшення ефективності на етапі обчислення функції обмежень, зокрема, розв'язання задачі довговічності кородуючої конструкції (ЗДКК). Проведено огляд існуючих методів розв'язання ЗДКК, зокрема, наведено основні відомості про методи, проведено аналіз їх переваг і недоліків, а також наявності їх керованості за точністю. Обґрунтовано вибір методу поправних функцій для розв'язання ЗДКК, як основи дисертаційного дослідження.

В другому розділі досліджено метод поправних функцій для розв'язання ЗДКК. Визначено вигляд поправної функції та методи її побудови за допомогою апроксимації. Наведено архітектуру ШНМ та основні властивості ШНМ, яка використовується для апроксимації поправної функції. Визначено, що для різних типів навантаження та перерізів стержнів потрібні окремі ШНМ.

Проведено аналіз впливу степеня поліному на точність апроксимації залежності осьових зусиль від часу. Проведений аналіз показав достатність поліному третього степеня для задовільної точності розв'язання ЗДКК.

Запропоновано використання методу Optymal Brain Surgeon (OBS) для обґрунтованого вибору значущих параметрів ШНМ. Застосування методу OBS дозволило зменшити кількість вхідних параметрів ШНМ без суттєвої втрати точності, при цьому, кількість нейронів ШНМ була зменшена майже втричі.

Описано спосіб генерації вибірки для навчання ШНМ, включно із етапами отримання еталонного і наближеного чисельних розв'язків для обчислення значень поправної функції

В третьому розділі представлена модифікація методу поправних функцій для розв'язання ЗДКК, яка уточнює оригінальний метод. Для уточнення оригінального методу розглядалися альтернативні набори вхідних

даних для ШНМ, які дозволяють збільшити інформацію про зміну осьових зусиль у часі. За результатами проведених експериментів, запропоноване уточнення показало зменшення похибки, в залежності від розглядуваного випадку, в середньому на 43.5% і 9.6% порівняно з оригінальним методом. Відповідно запропонованій автором модифікації зникає необхідність в попередній апроксимації осьових зусиль перед застосуванням поправної функції, що позитивно впливає на обчислювальну складність методу. Для уточненого методу поправних функцій було встановлено керованість за точністю методу шляхом визначення залежності математичного сподівання цільової метрики від параметрів чисельного розв'язку. Останнє дозволяє знаходити баланс між обчислювальною складністю методу і необхідною точністю розв'язку, що є особливо важливим при розв'язанні задач оптимального проектування конструкцій, які складаються із великої кількості елементів. При оцінці моделей, і на етапі уточнення методу, і на етапі встановлення керованості за точністю методу, було враховано залежність вихідних значень ШНМ від випадкових початкових значень вагових коефіцієнтів, що підвищує достовірність отриманих результатів.

В четвертому розділі розв'язано практичну задачу оптимального проектування кородуючої ШСК із запропонованими автором модифікаціями поправних функцій. В якості модельної конструкції розглядалася статично-невизначена 15-стержнева ШСК, для якої задача розв'язувалась у двох постановках, що відрізнялися кількістю варійованих параметрів. Для розв'язання задачі використовувався генетичний алгоритм із застосуванням методу штрафних функцій. Порівняння з результатами інших авторів та інших підходів показало, що запропонована автором модифікація методу поправних функцій має найнижчу обчислювальну складність.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що результати проведених досліджень дозволяють мінімізувати обчислювальні витрати при розв'язанні задач оптимального проектування кородуючих ШСК із забезпеченням необхідної точності результату. Використання

модифікованого методу поправних функцій сумісно з методами еволюційного моделювання дозволить одержати розв'язки важливих прикладних задач, спрямованих на підвищення якості конструкторських рішень при проектуванні ШСК, що призначені для експлуатації в агресивних середовищах.

Ключові слова: оптимізація, штучна нейронна мережа, апроксимація, система диференціальних рівнянь, керованість за точністю, обчислювальна складність, генетичні алгоритми, оптимальне проектування, математичне та комп'ютерне моделювання, кородуюча конструкція.

ABSTRACT

Brychkovskiy O.D. Accuracy-controlled methods for solving systems of differential equations in optimization problems of corroding structures. – Qualifying scientific paper as a manuscript.

Thesis for PhD degree on specialty 122 Computer Science. – State Higher Educational Institution «Ukrainian State University of Chemical Technology», Ministry of Education and Science of Ukraine, Dnipro, Ukrainian State University of Science and Technologies Educational–Scientific Institute «Ukrainian State University of Chemical Technology», Dnipro, 2024.

The purpose of the work is to improve the efficiency of solving optimal design problems for hinge-rod structures (HRS) intended for operation in aggressive technological environments, specifically by refining the correction function method and ensuring its accuracy control.

Scientific novelty of the obtained results:

– The method of correction functions for solving the durability problem of corroding structures has been further developed, which, unlike the existing method, is accuracy-controlled and provides more precise solutions.

– For the first time, a method for determining significant factors in the durability problem of corroding structures based on an artificial neural network (ANN) optimized by the Optimal Brain Surgeon method has been proposed.

The first chapter examines the problem of optimal design of a corroding HRS and identifies the main issues associated with its solution, such as the discrete nature of the problem and the need to model the impact of the aggressive environment on the structure when calculating the constraint function. Key models are considered, distinguishing the problem statement for aggressive environments from classical ones: the model of geometric damage accumulation in the structure in the form of a system of differential equations (SDE) and the model of the corroding cross-section of a structural element. It is established that increasing the efficiency of the solution through optimization methods is not feasible; however,

improving efficiency at the stage of constraint function calculation, specifically solving the PDCS, is possible. A review of existing methods for solving PDCS is conducted, providing essential information about the methods, analyzing their advantages and disadvantages, and assessing their accuracy control. The choice of the correction function method for solving PDCS as the basis of the dissertation research is substantiated.

The second chapter explores the correction function method for solving CSD. The form of the correction function and methods for its construction through approximation are determined. The architecture of the ANN and the main properties of the ANN used for approximating the correction function are presented. It is established that separate HNMs are required for different types of loads and rod cross-sections. An analysis of the polynomial degree impact on the accuracy of approximating the axial force dependence on time is conducted. The analysis showed that a third-degree polynomial is sufficient for satisfactory accuracy in solving PDCS. The use of the Optimal Brain Surgeon (OBS) method for a justified selection of significant ANN parameters is proposed. Applying the OBS method reduced the number of ANN input parameters without significant loss of accuracy, with the number of ANN neurons decreased by nearly threefold. A method for generating a training sample for the ANN is described, including stages for obtaining reference and approximate numerical solutions for calculating correction function values.

In **the third chapter**, a modification of the correction function method for solving PDCS is presented, which refines the original method. To refine the original method, alternative sets of input data for the ANN were considered, allowing for increased information about the change in axial forces over time. Based on the results of the experiments conducted, the proposed refinement showed a reduction in error, depending on the case considered, by an average of 43.5% and 9.7% compared to the original method. According to the modification proposed by the author, the need for preliminary approximation of axial forces before applying the correction function is eliminated, which positively affects the

computational complexity of the method. For the refined correction function method, accuracy control of the method was established by determining the dependence of the mathematical expectation of the target metric on the parameters of the numerical solution. This allows finding a balance between the computational complexity of the method and the required accuracy of the solution, which is especially important when solving optimal design problems for structures consisting of a large number of elements. In evaluating the models, both at the refinement stage of the method and at the stage of establishing accuracy control, the dependence of the ANN output values on the random initial values of the weight coefficients was taken into account, which increases the reliability of the obtained results.

The fourth chapter solves the practical problem of optimal design for a corroding HRS with the author's proposed correction function modifications. A statically indeterminate 15-rod HRS was considered as the model structure, with the problem solved in two formulations differing in the number of varied parameters. The genetic algorithm with the penalty function method was applied to solve the problem. Comparison with other authors' results and other approaches showed that the author's proposed correction function method modification has the lowest computational complexity.

Practical significance of the obtained results lies in the fact that the conducted research results allow minimizing computational costs when solving optimal design problems of corroding HRS while ensuring the necessary result accuracy. The use of the modified correction function method combined with evolutionary modeling methods will enable solutions to important applied problems aimed at improving the quality of design decisions in designing HRS intended for operation in aggressive environments.

Keywords: optimization, artificial neural network, approximation, system of differential equations, accuracy control, computational complexity, genetic algorithms, optimal design, mathematical and computer modeling, corroding structure.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Zelentsov D. G., Brychkovskyi O. D. Research of polynomial approximation of forces in rod elements of corroding structures. *System technologies*. 2022. Vol. 5, no. 142. P. 106–115. DOI: 10.34185/1562-9945-5-142-2022-10. URL: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-142-2022-10>. **(Фаховий (категорія Б))**.
2. Brychkovskyi O. D. Refinement and accuracy control of the solution method for the durability problem of a corroding structure using neural network. *Radio electronics, computer science, control*. 2024. No. 1. P. 96. DOI: 10.15588/1607-3274-2024-1-9. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-1-9>. **(Web of Science, Фаховий (категорія А))**.
3. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Using the method of optimal brain surgeon for determining significant parameters in approximation problems. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university*. 2024. Vol. 144, no. 1. P. 148–155. DOI: 10.32782/1995-0519.2024.1.19. URL: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.1.19>. **(Фаховий (категорія Б))**.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

Авторське свідоцтво:

1. Зеленцов Д.Г., Бричковський О.Д. Комп'ютерна програма «Спрощення структури штучної нейронної мережі з використанням методу оптимальної хірургії мозку» : авт.свід. України № 120261. 03.07.2023.

Тези доповідей:

1. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Use of polynomial approximation of forces in the method of correction functions. *International scientific and technical conference Information technologies in metallurgy and machine building*. 2024. P. 138–140. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.036. URL: <https://doi.org/10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.036>.

Конференції та семінари:

1. Міжнародна науково технічна конференція «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні ІТММ 2023», Дніпро, 2023.
2. VIII Міжнародна науково технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем», Дніпро, 2023.
3. Міжрегіональний науковий семінар «Математичне моделювання і оптимізація складних систем», Дніпро, 2024.

ЗМІСТ

ВСТУП	14
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ПРОБЛЕМ ТА ВІДОМИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ЩОДО ЗАДАЧІ ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТУВАННЯ ШАРНІРНО-СТЕРЖНЕВИХ КОНСТРУКЦІЙ.....	18
1.1. Задача оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій, що функціонують в агресивному середовищі. Огляд пов'язаних проблем.....	20
1.1.1. Проблеми вибору метода розв'язання задачі оптимального проектування металевих конструкцій в дискретній постановці	25
1.1.2. Вплив агресивного середовища в задачі оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій.....	29
1.2. Переваги і недоліки існуючих методів чисельного розв'язання системи диференціальних рівнянь, що описує вплив агресивного середовища.....	39
1.2.1. Нейроконтролер як спосіб управління точністю розв'язку системи диференціальних рівнянь	40
1.2.2. Метод декомпозиції системи диференціальних рівнянь як спосіб зменшення обчислювальних витрат.....	44
1.2.3. Метод поправних функцій спосіб підвищення ефективності чисельного розв'язання системи диференціальних рівнянь.....	46
Висновки до розділу 1	48
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ ПОПРАВНИХ ФУНКЦІЙ В ЗАДАЧІ ДОВГОВІЧНОСТІ КОРОДУЮЧОЇ КОНСТРУКЦІЇ	50
2.1 Концепція побудови поправної функції	50
2.2 Нейромережева апроксимація поправної функції	52

	12
2.3 Вплив степенів поліномів, що апроксимують значення залежності зусиль від часу на точність розв’язку задачі довговічності кородуючої конструкції.....	54
2.4 Визначення значущих параметрів штучної нейронної мережі за допомогою методу Optimal Brain Surgeon.....	59
2.5 Спосіб отримання вибірки для навчання штучної нейронної мережі...	68
Висновки до розділу 2	73
РОЗДІЛ 3 УТОЧНЕННЯ І КЕРОВАНІСТЬ ЗА ТОЧНІСТЮ МЕТОДУ ПОПРАВНИХ ФУНКЦІЙ.....	75
3.1 Постановка проблеми	75
3.2 Уточнення методу поправних функцій.....	77
3.3 Керованість за точністю методу поправних функцій.....	84
Висновки до розділу 3	87
РОЗДІЛ 4 РОЗВ’ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТУВАННЯ ШСК.....	88
4.1 Розв’язання практичної задачі	88
4.1.1. Застосування генетичного методу.....	89
4.1.2. Використання методу штрафних функцій.....	92
4.2 Порівняння отриманих результатів із іншими підходами.....	93
Висновки до розділу 4	98
ВИСНОВКИ.....	99
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	101
ДОДАТОК А СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ.....	113
ДОДАТОК Б АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ...	115

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АС	Агресивне середовище
ВП	Варійовані параметри
ЗДКК	Задача довговічності кородуючої конструкції
ДР	Диференціальне рівняння
МСЕ	Метод скінченних елементів
СДР	Система диференціальних рівнянь
ШНМ	Штучна нейронна мережа
ШСК	Шарнірно-стержнева конструкція
CPU	Central Process Unit
GPU	Graphical Process Unit
MSE	Mean Square Error
OBS	Optimal Brain Surgeon
RMSE	Root Mean Square Error
RPROP	Resilient Propagation

ВСТУП

Актуальність роботи. Розв'язування значної більшості прикладних задач в різних галузях промисловості передбачає вирішення ряду проблем, які пов'язані з раціональним вибором параметрів об'єкту, що досліджується або проектується. Це, в свою чергу, визначає актуальність розвитку чисельних методів математичного моделювання, зокрема методів оптимізації з обмеженнями. В деяких випадках має місце ситуація, коли існуючі математичні моделі та методи не дозволяють забезпечити ефективного розв'язку задачі з визначеною точністю.

Переважна більшість математичних моделей включає до себе системи диференціальних рівнянь (звичайних або с частковими похідними), для яких можливо тільки чисельне розв'язання і, як наслідок, виникає похибка розв'язку. Оскільки одержання чисельного розв'язку без оцінки похибки не має сенсу, проблема керованого за точністю чисельного аналізу є актуальною. Слід підкреслити, що критерії точності та ефективності чисельних методів є взаємно суперечливими, тобто покращення одного з критеріїв призводить до погіршення іншого.

Розв'язання задач умовної оптимізації передбачає обчислення функцій обмежень на кожній ітерації оптимізаційного алгоритму. Якщо при цьому необхідно розв'язувати систему диференціальних рівнянь (СДР), то одержання остаточного результату за обмежений час з припустимою похибкою стає дуже складною проблемою.

Базою для досліджень стали роботи українських та закордонних науковців: Денисюк О.Р., Зеленцов Д.Г., Коротка Л.І., Ляшенко О.А., Науменко Н.Ю, Пелешко І. Д., Юрченко В. В., Alapati M., Arora J, Coello S. C., Czarniecki S., Gutkowski W., Haug E.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертація виконувалася на кафедрі інформаційних систем Українського державного хіміко-технологічного університету (УДХТУ) Міністерства

освіти і науки України у відповідності до науково-дослідних робіт: КНДР № 52/180199 за № д. р. 0118U000919 «Розробка методу обчислювального інтелекту в дослідженні складних динамічних систем» з 01.2018 до 12.2020 та КНДР № 52/ 210299 за № д. р. 0121U110864 «Розробка методу оптимізації складних динамічних систем» з 01.2021 до 12.2023.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності методів розв'язання задач оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій (ШСК), призначених для експлуатації в агресивних технологічних середовищах, зокрема, вдосконалення методу поправних функцій і забезпечення його керованості за точністю.

Для досягнення поставленої мети виконані наступні завдання:

1. Формулювання задачі оптимального проектування ШСК, що підлягають впливу агресивного середовища (АС), з обмеженням на точність розв'язку.

2. Визначення впливу степенів поліномів, які апроксимують залежність осьових зусиль в елементах конструкції від часу, на точність розв'язку задачі довговічності кородуючої конструкції (ЗДКК).

3. Визначення факторів, які, окрім параметрів чисельних алгоритмів, впливають на точність розв'язання СДР, що описують процес накопичення геометричних пошкоджень в елементах ШСК під дією АС.

4. Формалізація залежності похибки чисельного розв'язання СДР (побудова поправної функції) від визначених факторів з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ).

5. Підвищення точності методу поправних функцій без, щонайменше, збільшення обчислювальних витрат і встановлення керованості за точністю методу.

6. Розв'язання практичної задачі оптимального проектування.

Об'єкт дослідження – моделювання процесу корозійного деформування шарнірно-стержневих конструкцій.

Предмет дослідження – керовані за точністю чисельні методи

розв'язання задачі довговічності кородуючих конструкцій.

Методи дослідження. У процесі дослідження застосовувалися: чисельні методи математичного моделювання та аналізу кородуючих ШСК; чисельні методи розв'язання систем диференціальних рівнянь; методи багатовимірної дискретної оптимізації комбінаторного типу; нейромереві та еволюційні моделі обчислювального інтелекту.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Отримав подальший розвиток метод поправних функцій для розв'язання задачі довговічності кородуючих конструкцій, який на відміну від існуючого, є керованим за точністю і забезпечує більш точні розв'язки.

2. Вперше запропоновано метод визначення значущих факторів в задачі довговічності кородуючих конструкцій на основі оптимізованої методом Optimal Brain Surgeon штучної нейронної мережі.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що результати проведених досліджень дозволяють мінімізувати обчислювальні витрати при розв'язанні задач оптимального проектування кородуючих ШСК із забезпеченням необхідної точності результату. Використання модифікованого методу поправних функцій сумісно з методами еволюційного моделювання дозволить одержати розв'язки важливих прикладних задач, спрямованих на підвищення якості конструкторських рішень при проектуванні ШСК, що призначені для експлуатації в агресивних середовищах.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати, викладені у дисертаційній роботі, отримані автором особисто. Робота [2] виконувалась без співавторів. У публікаціях, написаних у співавторстві, здобувачеві належить такі результати: [1], [3]. [5] – проведення чисельних експериментів, обробка і аналіз отриманих результатів, [4] – розробка алгоритмів, створення комп'ютерної програми.

Апробація результатів дисертації. Основні положення дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на таких семінарах і конференціях:

Міжнародна науково технічна конференція «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні ІТММ 2023»(Дніпро, 2023), VIII Міжнародна науково технічна конференція «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем» (Дніпро, 2023), Міжрегіональний науковий семінар «Математичне моделювання і оптимізація складних систем» (Дніпро, 2024).

Публікації. Основні результати досліджень опубліковано в 5 наукових працях, у тому числі 3 статтях у фахових виданнях України, з яких 1 стаття у виданні, що входить до міжнародної наукометричної бази Web of Science, 1 матеріал конференції, 1 свідоцтві про реєстрацію авторського права.

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел, що містить 99 найменувань, і додатків. Основний зміст викладено на 86 сторінках і містить 15 таблиць і 27 рисунків. Додатки містять список публікацій за темою дисертації і акт впровадження результатів дисертації.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД ПРОБЛЕМ ТА ВІДОМИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ЩОДО ЗАДАЧІ ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТУВАННЯ ШАРНІРНО-СТЕРЖНЕВИХ КОНСТРУКЦІЙ

В цьому розділі наводяться основні теоретичні відомості щодо задачі оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій (ШСК), які функціонують в агресивному середовищі; висвітлюються проблеми, які виникають при розв'язанні цієї задачі, а також відомі підходи і методи вирішення цих проблем. При написанні першого розділу автором були використані постановки задач, опис методів та огляди результатів, які містяться в монографіях [6, 7], та статтях [8-15].

Прикладні задачі оптимального проектування металевих конструкцій формулюють як задачі пошуку таких значень невідомих параметрів системи, які забезпечують найменше (або найбільше) значення вибраного критерію оптимальності в області допустимих проектних рішень, В загальному випадку постановка задачі оптимального проектування конструкцій містить критерій якості (цільову функцію), множину незалежних змінних проектування та обмеження, які відображають у загальному випадку нелінійні взаємозв'язки між ними [16].

В багатьох стратегічних галузях промисловості, до яких можна віднести ядерну і теплову енергетику, хімічну та нафтопереробну промисловість, передбачається використання металевих конструкцій в агресивному середовищі, що викликає корозію (рисунок 1.1). Корозія є одним із основних чинників, що спричиняє аварійний вихід з ладу обладнання. Останнє може супроводжуватися значними матеріальними збитками та важкими екологічними наслідками [17].



Рис. 1.1. Наслідки впливу корозійних процесів на металеві конструкції

З метою забезпечення можливості своєчасного реагування на зазначені ризики та можливості обґрунтованого планування профілактичних заходів є актуальною проблема визначення терміну, впродовж якого конструкція виконуватиме свої функції – довговічності конструкції. Для аналізу поведінки конструкції в АС та визначення довговічності конструкції необхідна наявність математичної моделі процесу корозійного деформування. Остання представляє собою сукупність наступних частинних моделей [6, 18]:

- Модель розрахункової схеми. Така модель передбачає опис топології конструкції і розмірів ШСК, геометричних характеристик стержневих елементів, граничних умов і умов навантаження елементів конструкції.
- Модель матеріалу. Призначена для опису властивостей матеріалу, з якого виготовлені елементи конструкції.
- Модель граничного стану. Передбачає наявність умови, порушення якої призводить до втрати несучої здатності конструкції.
- Модель накопичення геометричних пошкоджень. Є складовою частиною моделі кородуючого перерізу і описує зміну параметра

пошкодження в елементі в залежності від часу та механічних напружень.

- Модель кородуючого перерізу. Описує зміну у часі основних геометричних характеристик перерізу стержня (площі та моменту інерції) в залежності від глибини корозійного ураження (параметра пошкодження).

Таким чином, при розв'язанні задачі оптимального проектування ШСК, у випадку її майбутньої експлуатації в АС, також проводиться моделювання процесу корозійного деформування.

1.1. Задача оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій, що функціонують в агресивному середовищі. Огляд пов'язаних проблем

Задача оптимального проектування ШСК полягає в наступному. Нехай ШСК складається з N стержнів певного перерізу, працюючих на стиснення або на розтягнення. Потрібно вибрати такі геометричні розміри перерізів стержнів, які забезпечать збереження несучої здатності конструкції протягом всього заданого терміну експлуатації при мінімальному об'ємі конструкції. В загальному випадку задача оптимального проектування конструкції може бути представлена у вигляді наступної задачі оптимізації [6]:

$$\begin{aligned}
 F(\bar{x}) &= \sum_{i=1}^N L_i A_i(\bar{x}) \rightarrow \min; \bar{x} \in X_D; \\
 X_D &: \{ \bar{x} \in E^n \mid g_1(\bar{x}) = [\sigma] - \sigma_i(\bar{x}, t^*) \geq 0; \\
 & \quad g_2(\bar{x}) = \sigma_j^*(\bar{x}, t^*) - \sigma_j(\bar{x}, t^*) \geq 0; \\
 & \quad i \in \overline{1, N}; j \in J \},
 \end{aligned}
 \tag{1.1}$$

де L_i, A_i – довжина і площа перерізу i -го елемента;

X_D – допустима область розв’язку задачі оптимізації;

E^n – простір, в якому визначена цільова функція;

N – кількість елементів в конструкції;

\bar{x} – вектор варійованих параметрів;

σ_i – поточне напруження в i -му елементі;

$[\sigma]$ і σ_j^* – граничне значення напруження і критичне напруження втрати стійкості в j -му елементі;

J – множина елементів, які працюють на стиснення;

t^* – заданий час експлуатації конструкції;

$g_1(\bar{x})$ – функція обмежень по міцності конструкції;

$g_2(\bar{x})$ – функція обмежень по стійкості конструкції.

Конструкція зберігає несучу здатність доти виконуються обмеження по міцності $g_1(\bar{x})$ та стійкості $g_2(\bar{x})$. Момент часу, коли порушиться будь-яка з цих умов є моментом втрати несучої здатності конструкції і визначає довговічність конструкції – час, впродовж якого конструкція здатна виконувати свої функції. Замість обмежень по міцності і стійкості конструкції в постановці (1.1) можна розглядати єдине обмеження – по довговічності [6]:

$$g(\bar{x}) = t(\bar{x}) - t^* \geq 0, \quad (1.2)$$

де $t(\bar{x})$ – розрахункова довговічність, яка відповідає даному вектору варійованих параметрів. Це пов'язано з тим, що безпосередньо сам спосіб, в який зруйнується конструкція до завершення запланованого терміну експлуатації, не має практичного значення. На рисунку 1.2. наведена схема розв’язання задачі оптимального проектування конструкції в класичній постановці, тобто без урахування впливу АС, де OF – модуль обчислення значень цільової функції, CF – модуль обчислення значень функції обмежень.

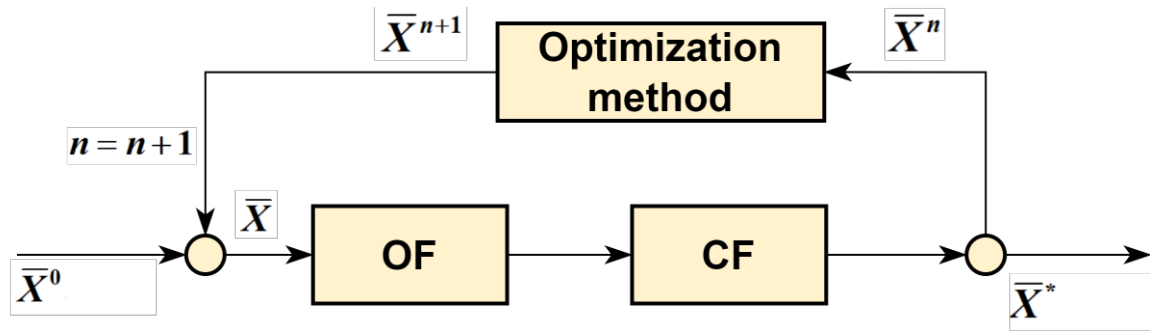
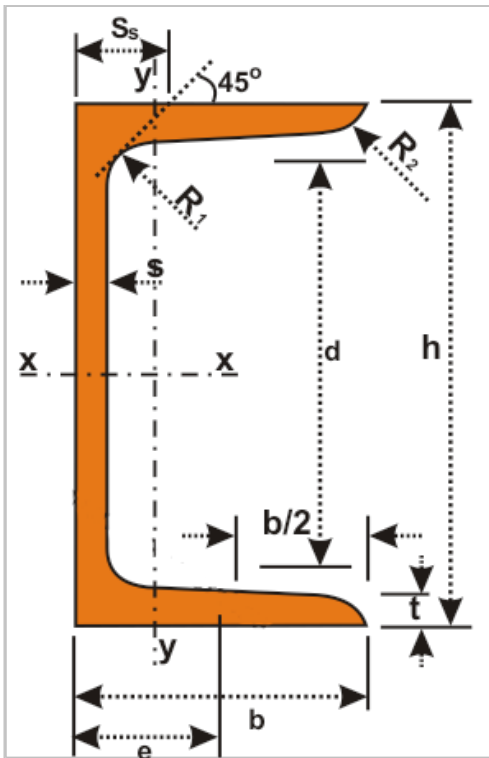


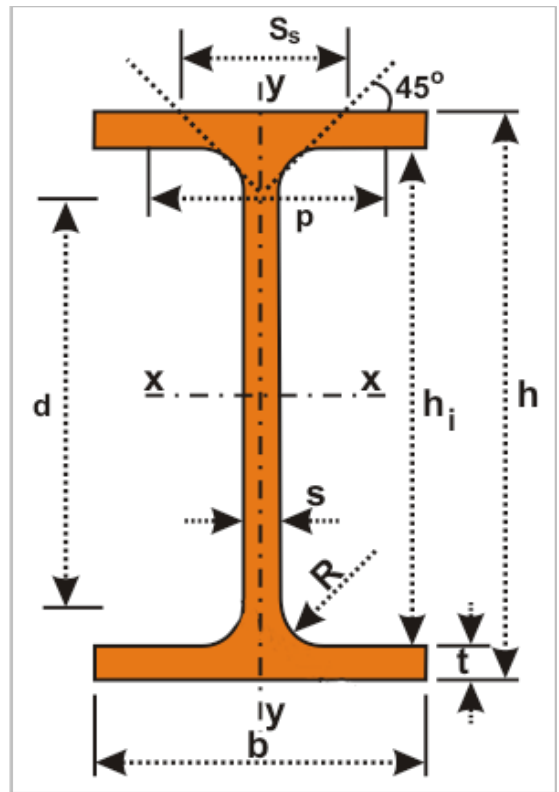
Рис. 1.2. Схема розв'язання задачі оптимального проектування в класичній постановці.

Наведена узагальнена постановка задачі оптимізації (1.2) може розглядатися у неперервній і дискретній формах, які є характерними для класу систем типу ШСК. Неперервна форма постановки задачі передбачає, що область значень варійованих параметрів є неперервною в заданому інтервалі. Варійовані параметри представляють собою геометричні розміри перерізів абстрактних профілів таких як круг, кільце, з яких складається конструкція. При цьому неперервна постановка задачі має переважно теоретичний інтерес, оскільки отриманий в цьому випадку проект на практиці часто неможливо реалізувати у вигляді готового виробу. Як правило, при виготовленні реальних конструкцій в якості елементів виступають стандартні прокатні профілі, такі як двотавр, швелер, рівнополичний і нерівнополичний кутики. На рисунку 1.3 наведені поперечні перерізи таких профілів [19].

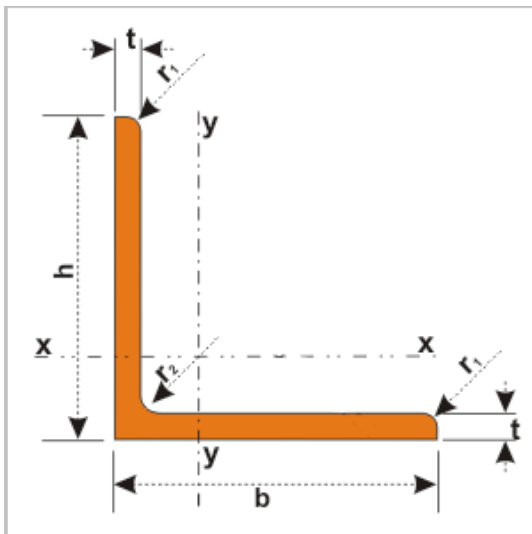
Натомість дискретна постановка задачі оптимального проектування є широко застосовуваною на практиці. Дискретна форма постановки передбачає, що варійовані параметри, такі як геометричні розміри перерізів елементів конструкції, можуть приймати тільки дискретні значення із множини стандартних значень і не можуть змінюватись незалежно один від одного.



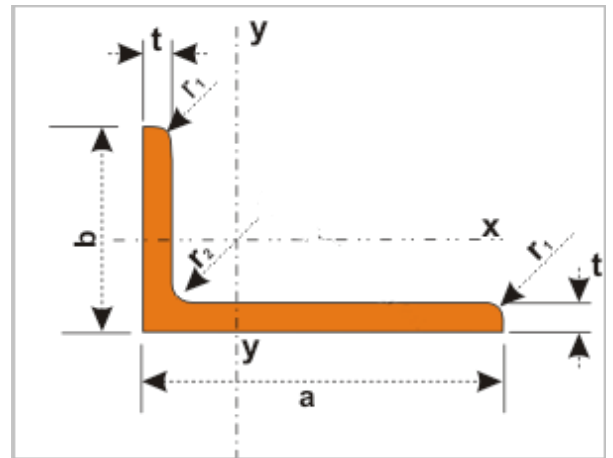
(а) Швелер



(б) Двотавр



(а) Рівнополичний кутик



(б) Нерівнополичний кутик

Рис. 1.3. Поперечні перерізи швелера, двотавра, рівнополичного і нерівнополичного кутиків

Множина стандартних значень геометричних розмірів перерізу профілю визначаються нормативними документами. Так наприклад, для швелерів з паралельними гранями полиць (див. табл. 1.1), згідно ДСТУ 3436-96 [20], визначені наступні геометричні характеристики виробу, де H – висота

(швелера), B – ширина полиці, D – товщина стінки, T – товщина полиці, R – радіус внутрішнього закруглення, r – радіус закруглення полиці.

Таблиця 1.1 Швелери з паралельними гранями полиць (фрагмент таблиці)

Номер швелера	Розміри, мм						Площа поперечного перерізу A , см ²	Маса 1 м, кг
	H	B	D	T	R	r		
					не більше			
5П	50	32	4,4	7.0	6,0	3,5	6.16	4.84
6,5П	65	36	4.4	7.2	6.0	3.5	7.51	5.90
8П	80	40	4.5	7.4	6.5	3.5	8.98	7.05
10П	100	46	4.5	7.6	7.0	4.0	10.90	8.59
12П	120	52	4.8	7.8	7.5	4.5	13.30	10.40
14П	140	58	4.9	8.1	8.0	4.5	15.60	12.30
16П	160	64	5.0	8.4	8.5	5.0	18.10	14.20
16аП	160	68	5.0	9.0	8.5	5.0	19.50	15.30
18П	180	70	5.1	8.7	9.0	5.0	20.70	16.30
18аП	180	74	5.1	9.3	9.0	5.0	22.20	17.40
20П	200	76	5.2	9.0	9.5	5.5	23.40	18.40
...								
40П	400	115	8.0	13.5	15.0	9.0	61.50	48.30

Геометричні параметри перерізу конкретного типу профілю визначаються його типорозміром – номером, що визначає серію та параметри виробу в сортаменті. За таких умов не можна при розв’язанні оптимізаційної задачі довільним чином зменшити висоту профілю або збільшити його ширину, тощо. Таким чином, в задачі оптимізації (1.1) в дискретній постановці в якості варійованих параметрів будуть виступати тип перерізу та його типорозмір. Далі в роботі будемо розглядати саме дискретну постановку задачі оптимізації конструкції (1.1) з обмеженнями (1.2) та пов’язані з нею проблеми.

1.1.1. Проблеми вибору метода розв'язання задачі оптимального проектування металевих конструкцій в дискретній постановці

При розв'язанні задачі дискретної оптимізації постає питання вибору методу, яким буде виконуватися пошук оптимального розв'язку [6]. В якості критерію, за яким обирається метод розв'язання, може виступати ефективність. Як зазначено в [21] алгоритм називається ефективним, якщо час, необхідний для пошуку розв'язку задачі, поліноміально залежить від обсягу вхідної інформації. В нашому випадку, оскільки ШСК складається з N елементів і для кожного елемента існує M способів його реалізації у вигляді стержня стандартного профілю, то простір розв'язків задачі можна оцінити величиною N^M . Тобто збільшення обсягу вхідних параметрів призводить до експоненціального росту числа варіантів, які треба перебрати для знаходження розв'язку. Подібні задачі відносять до класу задач комбінаторного типу та за складністю розв'язання до NP-складних задач. Як відомо, для класу задач комбінаторного типу, в загальному випадку, не існує ефективних методів розв'язання [21]. Це означає, що пошук критерію вибору буде здійснюватись не серед ефективних методів, а серед тих, що принаймні можуть бути застосовані до задачі оптимального проектування металевих конструкцій в дискретній постановці. Для цього потрібно детальніше зупинитися на способі представлення простору розв'язків задачі.

В даній роботі розглядається задача дискретної оптимізації комбінаторного типу [6], розв'язок якої шукається на множині індексів. Останнє означає, що варійовані параметри можуть бути оцінені лише з використанням номінальних або порядкових шкал. Простір розв'язків такої задачі може бути представлений у вигляді трьохвимірного масиву (рис. 1.4), номер шару якого відповідає типу перерізу стержня, а номер рядка відповідає типорозміру стержня. Геометричні розміри стержня даного типу містяться в стовбцях відповідного шару.

	$H, \text{ мм}$	$B, \text{ мм}$	$D, \text{ мм}$	$T, \text{ мм}$	$R, \text{ мм}$	$r, \text{ мм}$	$A, \text{ см}^2$
Профіль №5	50	32	4,4	7,0	6,0	3,5	6,16
Профіль №6,5	65	36	4,4	7,2	6,0	3,5	7,51
...
Профіль №40	400	115	8,0	13,5	15,0	9,0	61,50

Рисунок 1.4 – Простір розв'язків задачі оптимізації

Такий простір розв'язків унеможливорює використання методів нелінійного програмування для пошуку оптимального проекту конструкції з наступної причини. Всі методи нелінійного програмування базуються на послідовній зміні проекту, тобто пошуку послідовності станів $\bar{x}^0, \bar{x}^1, \bar{x}^2, \dots, \bar{x}^s, \dots, \bar{x}^*$, де \bar{x}^0 – стан об'єкта, що відповідає стартовій точці, \bar{x}^* – точка локального екстремуму, \bar{x}^s – деяка проміжна точка. Стан \bar{x}^s на s -ій ітерації отримується із ітерації $s-1$ за формулою:

$$\bar{x}^s = \bar{x}^{s-1} + \lambda \cdot \bar{\alpha}^s, \quad (1.3)$$

де $\bar{\alpha}$ – одиничний вектор напрямку;

λ – відстань між \bar{x}^{s-1} і \bar{x}^s .

Вибір конкретного метода розв'язання задачі нелінійного програмування визначає правило, за яким буде знайдено вектор $\bar{\alpha}$.

Наприклад, в градієнтних методах використовується вектор-градієнт цільової

функції $\bar{\alpha} = \frac{\Delta F(\bar{x}^{s-1})}{|\Delta F(\bar{x}^{s-1})|}$, в пошукових методах використовується випадковий

напрямок. Як було згадано вище, для оцінки варійованих параметрів в

наявній постановці можуть бути використані тільки номінальні та порядкові шкали, що не дає змогу визначити ані вектор напрямку $\bar{\alpha}$, ані довжину кроку λ .

Альтернативою методам нелінійного математичного програмування можуть виступати, наприклад, методи прямого пошуку, які не використовують інформацію про похідну цільової функції для пошуку оптимального розв'язку. Серед таких методів, для розв'язання задач оптимального проектування конструкцій найчастіше використовують наступні три – метод Нелдера-Міда, метод випадкового пошуку і генетичні алгоритми (ГА) [22]. Метод оптимізації Нелдера-Міда [23] або метод деформованого багатокутника є розвитком симплексного методу Спендлі, Хекста і Хімсворта. Цей метод характеризується високою надійністю, відсутністю вимог до неперервності функціоналу та обчислення його похідних. Недоліком методу є високий ризик «застрягання» у локальному мінімумі, при знаходженні одного з них. Більш розвинутий підхід до виключення локальних мінімумів пропонується в методах випадкового пошуку і генетичних алгоритмах. Метод випадкового пошуку відноситься до групи методів Монте-Карло і базується на використанні випадкових і псевдовипадкових послідовностей, що обумовлює стійкість методу до локальних екстремумів та шуму в даних. Ідея методу полягає у випадковому переборі можливих розв'язків задачі, що також називають випадковим блуканням. При виборі кожного наступного розв'язку метод нехтує інформацією, отриманою на попередніх ітераціях, а замість цього покладається на випадкове дослідження простору розв'язків [24]. Це може призводити до надмірного збільшення часу, необхідного для пошуку розв'язку. Іншим методом, якому здебільшого віддають перевагу науковці, є генетичний алгоритм [25, 26]. Ідея ГА базується на відтворенні процесів еволюції, які спостерігаються в живій природі. В ГА, як і в методі випадкового пошуку, використовуються стохастичні оператори. Головною відмінністю ГА від методу випадкового пошуку є активне використання

інформації, накопиченої на попередніх ітераціях алгоритму. Це забезпечується, зокрема, механізмом селекції. На кожній ітерації методу відбувається генерація кожної нової множини розв'язків на основі попередньої. При цьому, більший вплив на формування нової множини розв'язків мають ті розв'язки, які на попередній ітерації мали краще значення цільової функції. Таким чином, наслідуючи переваги методу випадкового пошуку, ГА мають потенціал до значного прискорення знаходження оптимального розв'язку. Також варто виділити такі поняття як генотип і фенотип, які описують яким чином ГА може оперувати простором розв'язків зображеному на рисунку 1.2. Генотипом є представлення параметрів можливого розв'язку у вигляді генетичного коду – хромосоми, в свою чергу фенотип представляє собою реальні властивості або характеристики закодованого об'єкту [27-29]. В контексті задачі (1.1), в якості генотипу можуть виступати індекси простору розв'язків на рисунку 1.2, а в якості фенотипу – конкретні значення типу профілю і його геометричних характеристик. У процесі пошуку оптимального розв'язку за допомогою механізмів еволюції, ГА працюють з генотипами, а оцінка пристосованості визначається на основі фенотипу. Розглянемо, у який спосіб можуть бути закодовані варійовані параметри задачі оптимального проектування конструкції для подальшого використання їх у ГА. Як показано на рисунку 1.5, вектор варійованих параметрів у вигляді хромосоми представляє собою множину індексів, що визначають положення розмірів перерізів у трьохвимірному масиві, де номер шару (тип перерізу) визначається непарними індексами, номер рядка (типорозмір перерізу) визначається парними індексами [6]. Детальніше висвітлення питань практичного застосування ГА в задачах оптимального проектування конструкцій можна знайти в джерелах [6, 21, 30-39].

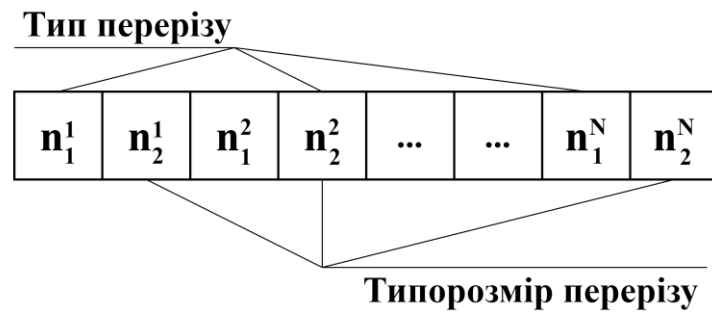


Рис. 1.5. Спосіб кодування хромосоми

Зважаючи на окреслені переваги та широку представленість використання ГА у роботах, присвячених оптимальному проектуванню конструкцій, робимо вибір на користь саме цього методу оптимізації. Однак враховуючи, що ГА не є ефективним методом за означенням (не гарантує знаходження оптимального розв'язку за поліноміальний час), постає питання – яким чином підвищити швидкість знаходження розв'язку задачі оптимального проектування. Як можна побачити на рис. 1, на кожній ітерації пошуку розв'язку обчислюється значення функції обмежень виду (1.2). Обчислення значень останньої, представляє собою розв'язання задачі довговічності, і, у випадку функціонування металевої конструкції у АС, потребує значних обчислювальних витрат. Тому далі будемо розглядати способи покращити ефективність розв'язання задачі оптимального проектування конструкцій за рахунок зменшення обчислювальних витрат при обчисленні функції обмежень (1.2).

1.1.2. Вплив агресивного середовища в задачі оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій

Процес обчислення значень функції обмежень (1.2) має свої особливості за умов, коли задача оптимального проектування розв'язується для ШСК, що буде функціонувати в АС. За таких умов, елементи конструкції будуть піддаватися впливу корозії, що з часом призведе до зміни початкових геометричних характеристик перерізів стержнів. Останнє безпосередньо

впливає на термін, впродовж якого конструкція виконуватиме свої функції – довговічність конструкції. Щоб враховувати зміни геометричних характеристик елементів конструкції у часі, необхідно мати математичну модель, яка описує процес корозійного деформування. В [7] розглядаються декілька моделей, які визначають залежність величини накопичення геометричних пошкоджень від швидкості корозії за допомогою двох складових – хімічної і енергетичної. В узагальненому вигляді ці моделі записуються у вигляді :

$$\frac{d\delta}{dt} = v_0 \cdot \Phi(\sigma(\delta)); \quad \delta|_{t=0} = 0; \quad (1.3)$$

де δ – значення глибини корозійного ураження (параметр пошкодження);

t – час;

v_0 – швидкість корозії при відсутності напруження (хімічна складова корозійного процесу);

Φ – деяка функція напруження (енергетична складова корозійного процесу);

σ – поточне напруження;

Припускаючи, що функція $\Phi(\sigma(\delta))$ n разів диференційована по напруженню і розклавши її у ряд по степеням σ буде отримано:

$$\frac{d\delta}{dt} = v_0 \cdot [1 + k_1\sigma + k_2\sigma^2 + \dots + k_n\sigma^n], \quad (1.4)$$

де k_1, k_2, \dots, k_n – деякі коефіцієнти, що враховують вплив напружень на швидкість корозії.

При цьому, спираючись на великий об'єм чисельних експериментів, в [7] зазначається, що лінійної апроксимації $\Phi(\sigma(\delta))$ достатньо для задовільних результатів порівняно з іншими відомими моделями. Зважаючи

на це, в якості частинного випадку, пропонується залишити тільки два перші члени степеневого ряду і отримати модель виду:

$$\frac{d\delta}{dt} = v_0 \cdot [1 + k\sigma]. \quad (1.5)$$

Записавши (1.5) для ШСК з N стержнів отримаємо СДР, яку і будемо використовувати далі в роботі:

$$\frac{d\delta_i(t)}{dt} = v_0 \cdot (1 + k \cdot \sigma_i(\bar{\delta})); \quad \delta_i(t)|_{t=0} = 0; \quad i = \overline{1, N}, \quad (1.6)$$

$\delta_i(t)$ – значення глибини корозійного ураження в i -му елементі конструкції (параметр пошкодження);

v_0 – швидкість корозії при відсутності напруження;

k – коефіцієнт впливу напруження на швидкість корозійного процесу;

σ_i – поточне напруження в i -му елементі конструкції;

$\bar{\delta}$ – вектор значень глибини корозійного ураження кожного елемента конструкції;

N – кількість елементів конструкції.

В моделі (1.3) вираз для поточного напруження $\sigma_i(A_i(\delta_i(t)), Q_i(\bar{\delta}))$ в i -ому стержневому елементі має вигляд:

$$\sigma_i = \frac{Q_i(\bar{\delta}(t))}{A_i(\delta_i(t))}, \quad (1.7)$$

Q_i – величина осевого зусилля в i -му елементі конструкції;

A_i – площа перерізу i -го елемента конструкції.

При цьому залежність площі перерізу A від глибини корозійного ураження δ визначається формулою [6, 7]:

$$A(\delta) = A_0 - P_0 \cdot \delta + a\delta^2, \quad (1.8)$$

де a – коефіцієнт форми перерізу ($a = 4$ для таких типів профілів як кутник, швелер, двотавр). Для обчислення σ_i у правих частинах СДР (16) використовуються рівняння механіки деформованого твердого тіла, які у вигляді системи рівнянь методу скінченних елементів [40] (МСЕ) мають вигляд:

$$\begin{cases} \bar{R} = K^{-1} \cdot \bar{u} \\ \bar{\varepsilon} = D \cdot \bar{u} \\ \bar{\sigma} = E \cdot \bar{\varepsilon} \end{cases}, \quad (1.9)$$

де K – матриця жорсткості,

D – матриця диференціювання,

E – матриця пружності,

\bar{R} – вектор вузлових навантажень,

\bar{u} – вектор переміщень,

$\bar{\varepsilon}$ – вектор деформацій,

$\bar{\sigma}$ – вектор напружень.

Матриця жорсткості для скінченного елемента ШСК має вигляд:

$$K = \frac{EA(t)}{L} \begin{bmatrix} \cos^2 \alpha & \cos \alpha \sin \alpha & -\cos^2 \alpha & -\cos \alpha \sin \alpha \\ \cos \alpha \sin \alpha & \sin^2 \alpha & -\cos \alpha \sin \alpha & -\sin^2 \alpha \\ -\cos^2 \alpha & -\cos \alpha \sin \alpha & \cos^2 \alpha & \cos \alpha \sin \alpha \\ -\cos \alpha \sin \alpha & -\sin^2 \alpha & \cos \alpha \sin \alpha & \sin^2 \alpha \end{bmatrix}, \quad (1.10)$$

де E – модуль пружності,

$A(t)$ – площа перерізу, яка залежить від значення часу t ,

L – довжина стержневого елемента,

α – кут нахилу стержневого елемента.

Оскільки площі перерізів елементів $A(t)$ змінюються в процесі корозійного зношення, то елементи матриці жорсткості конструкції, а, відповідно, і напруження σ_i в елементах є змінними у часі. Таким чином, при чисельному розв'язанні СДР (1.6) є необхідність в кожному вузлі скінченно-різницевої сітки розв'язувати систему рівнянь механіки (1.9). Останнє суттєво збільшує обчислювальні витрати при розв'язанні задачі оптимального проектування.

Якщо відомі розв'язки $\delta_i(t)$ диференціальних рівнянь виду (1.6) і граничні значення глибин корозійного ураження δ_i^* , тоді можна знайти такі значення часу $t_i = t_i^*$, на яких досягаються граничні значення δ_i^* . Найменше значення часу t^* серед знайдених t_i^* і буде шуканою довговічністю. Для розтягнутого стержня значення δ^* визначається із умови міцності, яка із врахуванням залежності площі перерізу від часу (1.8) має вигляд:

$$\frac{Q}{A_0 - P_0 \cdot \delta + a\delta^2} = [\sigma], \quad (1.11)$$

де $[\sigma]$ – відоме граничне значення напруження.

Для стиснутого стержня δ^* визначається із умови стійкості:

$$\sigma^* = \frac{\pi^2 EI_{\min}(\delta^*)}{AL^2}, \quad (1.12)$$

де σ^* – критичне напруження втрати стійкості;

E – модуль пружності;

L – довжина і стержневого елемента;

I_{\min} – мінімальний момент інерції перерізу.

З формули (1.12) випливає необхідність розрахунку мінімального моменту інерції I_{\min} , а, відповідно, і положень головних центральних осей

перерізу. Останні змінюються із часом у випадку несиметричних перерізів профілю таких як нерівнополковий кутик, що значно ускладнює моделювання кородуючого перерізу у порівнянні із випадком розтягнутого стержня. Детальний огляд підходів до моделювання кородуючого перерізу проводиться в [7, 8]. В [8] був запропонований вдосконалений підхід до моделювання перерізу, який базується на апроксимації криволінійного контуру перерізу ламаною лінією. Розглянемо визначення мінімального моменту інерції для типу перерізу нерівнополковий кутик згідно поданому в [8] опису підходу. Для подальших розрахунків модель даного перерізу представляється як сукупність трикутних фрагментів (рис. 1.6 - 1.7) [8].

Спочатку визначаються координати точок, де відбувається злам контуру. Положення точок на площині, в якій розташований переріз, визначається у правій декартовій системі координат (x, y) . Точки зламу контуру послідовно нумеруються, починаючи з довільної і рухаючись уздовж контуру, так, щоб матеріал перерізу залишався праворуч. В результаті на апроксимуючому контурі отримаємо $N+1$ точок з координатами (x_j, y_j) , де $j=1, \dots, N, N+1$.

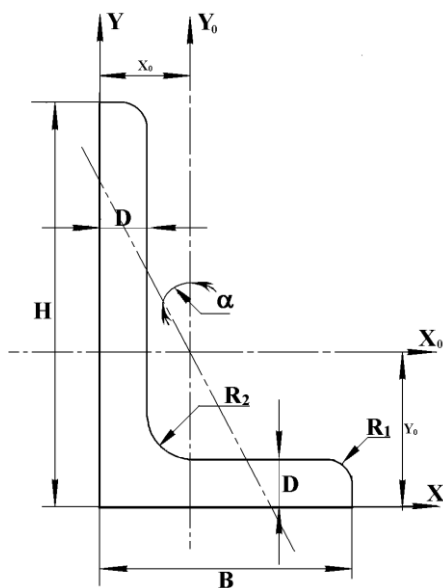


Рис. 1.6 – Реальний переріз нерівнополкового кутика

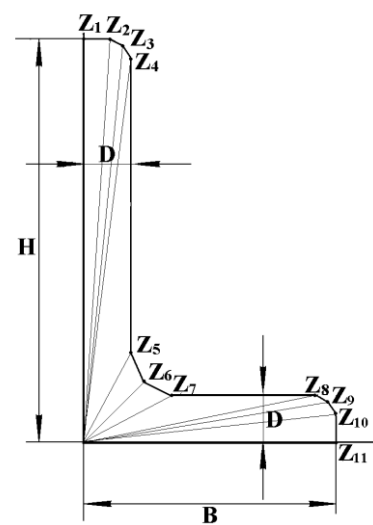


Рис. 1.7 – Модель перерізу нерівнополкового кутика у вигляді сукупності трикутних фрагментів

Координати точок на контурі перерізу визначаються через параметри реального перерізу (таблиця 1.2).

Таблиця 1.2 Значення координат точок зламу перерізу типа кутик

№ точки	x	y
Z_1	0	H
Z_2	$D - R_1$	H
Z_3	$D - R_1 + R_1 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$	$H - R_1 + R_1 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$
Z_4	D	$H - R_1$
Z_5	D	$D + R_2$
Z_6	$D + R_2 - R_2 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$	$D + R_2 - R_2 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$
Z_7	$D + R_2$	D
Z_8	$B - R_1$	D
Z_9	$B - R_1 + R_1 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$	$D - R_1 + R_1 \cdot \sin \frac{\pi}{4}$
Z_{10}	B	$D - R_1$
Z_{11}	B	0

Накопичення геометричних пошкоджень моделюється шляхом зміни параметрів перерізу на величину $\delta(t)$ і перерахунку координат точок контуру:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_1(\delta) = R_1^0 - \delta \\ R_2(\delta) = R_2^0 + \delta \\ B = B^0 - 2\delta \\ H = H^0 - 2\delta \\ D = D^0 - 2\delta \\ Z_i = Z_i(R_1, R_2, B, H, D) \end{array} \right. \quad (1.13)$$

Мінімальний момент інерції кутика визначається наступним чином:

$$I_{\min} = \frac{I_{x0} + I_{y0}}{2} - \sqrt{\frac{(I_{x0} - I_{y0})^2}{4} + I_{xy0}^2}, \quad (1.14)$$

де I_{x0}, I_{y0}, I_{xy0} – моменти інерції відносно центральних осей X_0 і Y_0 в деякий момент часу.

Положення центральних осей визначається системою рівнянь:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{S_y}{A} \\ y_0 = \frac{S_x}{A} \end{cases}, \quad (1.15)$$

Тут A – площа перерізу, S_x, S_y – статичні моменти інерції, які обчислюються наступним чином:

$$A = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^{10} A_i \quad (1.16)$$

$$S_x = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^{10} S_{x_i}, \quad S_y = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^{10} S_{y_i} \quad (1.17)$$

Слід зазначити, що площі трикутників A_i в формулі (1.16) знаходиться згідно формули визначення площі трикутника заданого координатами своїх вершин (у формулі (1.16) множник $\frac{1}{2}$ винесено за знак суми):

$$A = \frac{1}{2} \cdot ((x_1 \cdot y_2 + x_2 \cdot y_3 + x_3 \cdot y_1) - (y_1 \cdot x_2 + y_2 \cdot x_3 + y_3 \cdot x_1)). \quad (1.18)$$

Моменти інерції відносно центральних осей визначаються за наступними формулами:

$$I_{y0} = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{10} I_{yi} - I_0^2 \cdot A, \quad I_{x0} = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{10} I_{xi} - X_0^2 \cdot A \quad (1.19)$$

$$I_{xy0} = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{10} I_{xyi} - X_0 S_x - Y_0 S_y + X_0 \cdot Y_0 \cdot A \quad (1.20)$$

Тут I_{yi} , I_{xi} , I_{xyi} – моменти інерції, S_{xi} , S_{yi} – статичні моменти інерції, Y_0 , X_0 – центри тяжіння трикутника, які обчислюються за наступними формулами:

$$I_{yi} = (Zx_i^2 + Zx_i \cdot Zx_{i+1} + Zx_{i+1}^2) \cdot A_i, \quad I_{xi} = (Zy_i^2 + Zy_i \cdot Zy_{i+1} + Zy_{i+1}^2) \cdot A_i \quad (1.21)$$

$$I_{xyi} = (Zx_{i+1} \cdot Zy_i + 2 \cdot Zx_i \cdot Zy_i + 2 \cdot Zx_{i+1} \cdot Zy_{i+1} + Zx_i \cdot Zy_{i+1}) \cdot A_i, \quad (1.22)$$

$$S_{xi} = (Zx_i + Zx_{i+1}) \cdot A_i, \quad S_{yi} = (Zy_i + Zy_{i+1}) \cdot A_i, \quad (1.23)$$

$$Y_0 = (Zx_i + Zx_{i+1}) \cdot A_i, \quad X_0 = (Zy_i + Zy_{i+1}) \cdot A_i, \quad (1.24)$$

де $i = \overline{1,10}$

Наведена вище модель кордуючого перерізу дозволяє достатньо точно визначати геометричні параметри перерізу з урахуванням корозійного деформування. Однак при цьому, реалізація такої моделі як складової частині алгоритму розв'язання задачі довговічності, і, відповідно, задачі оптимального проектування кордуючої конструкції накладає додаткові обчислювальні витрати. Останні можуть бути доволі суттєвими в разі великої кількості вузлових точок скінченно-різницевої сітки при розв'язанні СДР (1.6), через необхідність перераховувати параметри перерізу у кожний новий момент часу.

Схема на рисунку 1.8 ілюструє процес розв'язання задачі оптимального проектування із урахуванням впливу корозійних процесів, де SSS – модуль розв'язання задачі напружено-деформованого стану (НДС), SDE – модуль розв'язання системи диференціальних рівнянь, OF – модуль обчислення цільової функції, CF – функція обмежень.

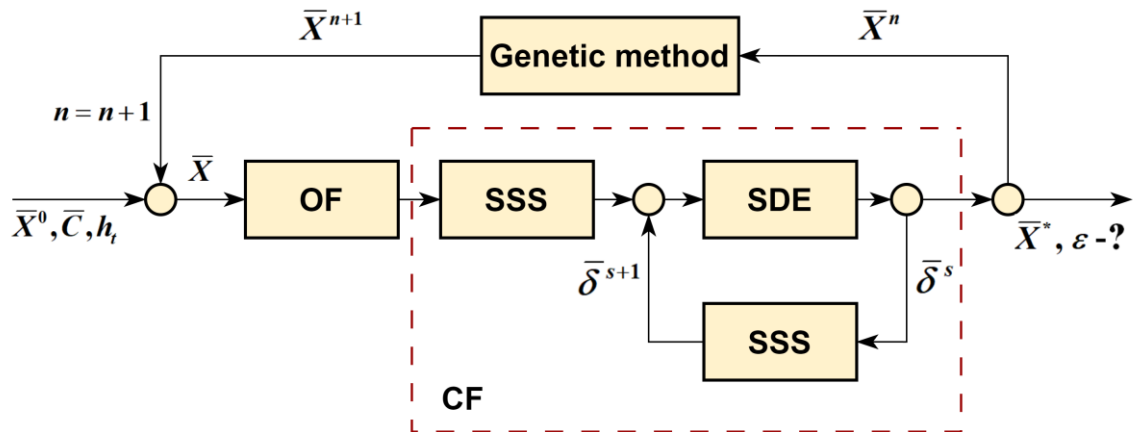


Рис. 1.8 – Схема розв'язання задачі оптимального проектування із врахуванням впливу АС.

Наведений на рисунку 1.8 процес розв'язання задачі оптимального проектування має дві основні проблеми. По-перше, мають місце високі обчислювальні витрати на етапі обчислення функції обмежень. Така проблема обумовлена необхідністю розв'язання задачі НДС в кожному вузлі скінченно-різницевої сітки чисельного розв'язання СДР (1.6). По-друге, відсутня можливість передбачити похибку, з якою обчислюється функція обмежень. Ця проблема виникає з наступної причини: похибка обчислення функції обмежень залежить від вектору параметрів конструкції \bar{X} , вектору параметрів агресивного середовища \bar{C} та параметру чисельного розв'язання h_i . Протягом ітераційного процесу розв'язання задачі (1.1), на кожній ітерації, внаслідок зміни вектора варійованих параметрів \bar{X} буде змінюватися і СДР (1.6). Якщо при цьому параметр h_i є незмінним то похибка розв'язку СДР (1.6) буде різною на кожній новій ітерації. Це робить похибку непрогнозованою і ставить під сумнів доцільність розв'язання оптимального проектування в цілому.

Далі будуть розглядатися відомі методи, які призначені зменшити обчислювальну складність розв'язання СДР (1.6) та забезпечити управління точністю отриманих результатів.

1.2. Переваги і недоліки існуючих методів чисельного розв'язання системи диференціальних рівнянь, що описує вплив агресивного середовища

Підвищення ефективності розв'язання задачі оптимального проектування за рахунок вибору більш ефективного методу оптимізації, як зазначалося раніше, не є можливим. Дискретна постановка задачі обмежує клас методів оптимізації, які можуть розглядатися як альтернативні. Але є можливість вплинути на спосіб обчислення функції обмежень. Наприклад, зменшити обчислювальні витрати за допомогою зниження кількості ітерацій методу обчислення ФО. Проте в такому разі знизиться і точність розв'язку задачі оптимального проектування. В загальному випадку, множину допустимих розв'язків можна розділити на три підмножини [6]:

$$D = D_1 \cup D_2 \cup D_3, \quad (1.24)$$

де D_1 – підмножина розв'язків, для яких похибка обчислень функції обмежень вища за гранично допустиму, тому будь-який розв'язок із цієї підмножини не можна вважати прийнятним;

D_2 – підмножина розв'язків, для яких похибка обчислень функції обмежень менша за гранично допустиму; отримання будь-якого розв'язку із цієї множини є неефективним з точки зору обчислювальних витрат;

D_3 – підмножина розв'язків, для яких похибка обчислень функції обмежень лежить в деякому околі гранично допустимої похибки; будь-який розв'язок із цієї множини є оптимальним з точки зору ефективності чисельного методу.

При використанні традиційного підходу до розв'язання задачі потужність множини D_3 незрівнянно менша, ніж двох інших. Співвідношення потужностей підмножин D_1 і D_2 залежить від вибору параметра чисельного розв'язання СДУ (1.6). Підвищення точності та ефективності чисельних

методів розв'язання задач розрахунку довговічності та оптимального проектування кородуючих конструкцій передбачає, таким чином, підвищення потужності підмножини D_3 , в ідеальному випадку – до потужності всієї множини допустимих рішень.

Метою цього розділу є огляд методів розв'язання СДР (1.6), які підвищують ефективність розв'язання задачі оптимального проектування і забезпечують прогнозовану точність отриманого результату.

1.2.1. Нейроконтролер як спосіб управління точністю розв'язку системи диференціальних рівнянь

Якщо параметр h_t (див. рис. 4) є незмінним протягом ітераційного процесу, то на кожній ітерації внаслідок зміни вектора варійованих параметрів СДР також змінюється, і похибка її розв'язку буде відрізнятися від попередньої. Таким чином похибка розв'язку задачі оптимізації не піддається прогнозу, що ставить під сумнів доцільність розв'язання задачі оптимального проектування. Для подолання цієї проблеми у свій час були використані підходи, що передбачали використання нейроконтролера для апроксимації залежностей між параметрами конструкційних елементів, параметрів агресивного середовища, параметром чисельного розв'язання та похибкою результату (рис. 1.9).

Вперше алгоритм управління точністю чисельного розв'язання СДР, які описують процес накопичення геометричних пошкоджень в конструкційних елементах, був запропонований в [41]. ШНМ виступала як контролер, що дозволяв визначити параметр чисельного розв'язання при конкретному значенні припустимої похибки для даного вектора варійованих параметрів. Такий алгоритм використовував одразу декілька ШНМ. В подальших його модифікаціях використовувалась лише одна ШНМ, для якої одним з вхідних параметрів було значення припустимої похибки [42, 43].

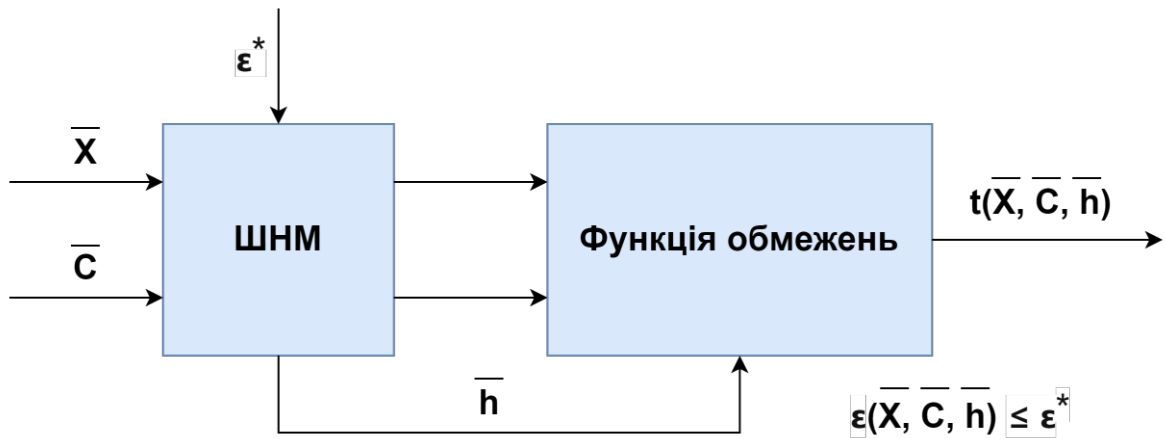


Рис. 1.9 Схema обчислення функції обмежень із використанням нейроконтролера

Для побудови вищезгаданої апроксимації залежності параметру чисельного розв'язання, параметрами конструкції і похибкою розв'язку в загальному випадку потрібні наступні кроки: визначити вхідні параметри функції апроксимації, отримати множину еталонних значень довговічності конструкції, обрати спосіб апроксимації. З метою отримання множини еталонних розв'язків, у підході із використанням нейроконтролеру пропонується перетворення СДР (1.6) в таку систему, для якої будуть виконуватися наступні умови:

- розв'язок перетвореної СДР можливо знайти із заданною точністю і ефективно з точки зору обчислювальних витрат;
- існує множина значень параметру чисельного розв'язку h , для якого похибка чисельного розв'язку ε_A початкової системи і похибка чисельного розв'язку ε_B перетвореної системи достатньо близькі, при чому самі розв'язки можуть не співпадати:

$$\exists h_t^*: \forall h_t \leq h_t^* \Rightarrow |\varepsilon_A - \varepsilon_B| \geq \Delta\varepsilon \quad (1.25)$$

Для того, щоб здійснити перехід від СДР (1.3) до системи із вищезгаданими властивостями використовується наступне припущення., що

у елементах конструкції відсутня зміна внутрішніх зусиль у часі (конструкція статично визначена і внутрішні зусилля знаходяться лише з рівнянь рівноваги). У цьому випадку СДР (1.6) набуває вигляду:

$$\frac{d\delta_i}{dt} = v_0 \cdot \Phi(\sigma_i(\delta_i)); \quad \delta_i|_{t=0} = 0; \quad i = \overline{1, N} \quad (1.26)$$

і фактично вже є не системою, а сукупністю диференціальних рівнянь. Для випадку, коли функція Φ у правій частині (1.26) є лінійною відносно напруження σ , сукупність диференціальних рівнянь набуває вигляду:

$$\frac{d\delta_i(t)}{dt} = v_0 \cdot (1 + k \cdot \sigma_i(A_i(\delta_i(t)), Q_i)); \quad \delta_i(t)|_{t=0} = 0; \quad i = \overline{1, N}. \quad (1.27)$$

Далі, якщо відомі розв'язки $\delta_i(t)$ диференціальних рівнянь виду (1.27) і граничні значення глибин корозійного ураження δ_i^* , тоді можна знайти такі значення часу $t_i = t_i^*$, на яких досягаються граничні значення δ_i^* . Найменше значення часу t^* серед знайдених t_i^* також називають довговічністю. Формула, за якою знаходиться довговічність окремого елемента конструкції при $Q_i = const$ має вигляд [44]:

$$t^* = \frac{\delta^*}{v_0} - \frac{2kQ}{v_0 d} \ln \left\{ \frac{(P_0 + d - 2a \cdot \delta^*)(P_0 - d)}{(P_0 - d - 2a \cdot \delta^*)(P_0 + d)} \right\}; \quad d \neq 0, \quad (1.28)$$

де $d = \sqrt{P_0^2 - 4ac}$; $c = A_0 + kQ$. Використовуючи (1.28) можна знайти довговічності всіх окремо взятих елементів конструкції $\{t_1^*(Q), t_2^*(Q), \dots, t_N^*(Q)\}$. Довговічність усієї конструкції визначається тим її елементом, який першим вийде з ладу – далі ведучий елемент. Виходячи з цього, довговічність конструкції при умові $Q_i = const$ визначається як:

$t^*(Q) = \min\{t_1^*(Q), t_2^*(Q), \dots, t_N^*(Q)\}$. Система (1.26) не заміняє повністю СДР (1.3) через те, що в (1.26) ігнорується зміна внутрішніх зусиль у часі (у припущенні, що $Q_i = \text{const}$), але її розв'язки можна використовувати для отримання еталонних значень довговічності для побудови апроксимаційної функції.

В ролі апроксимаційної функції в даному підході пропонується використання ШНМ. На рисунку 1.10 показана архітектура такої ШНМ для стержнів в залежності від типу навантаження; для розтягнутих і стиснутих стержнів.

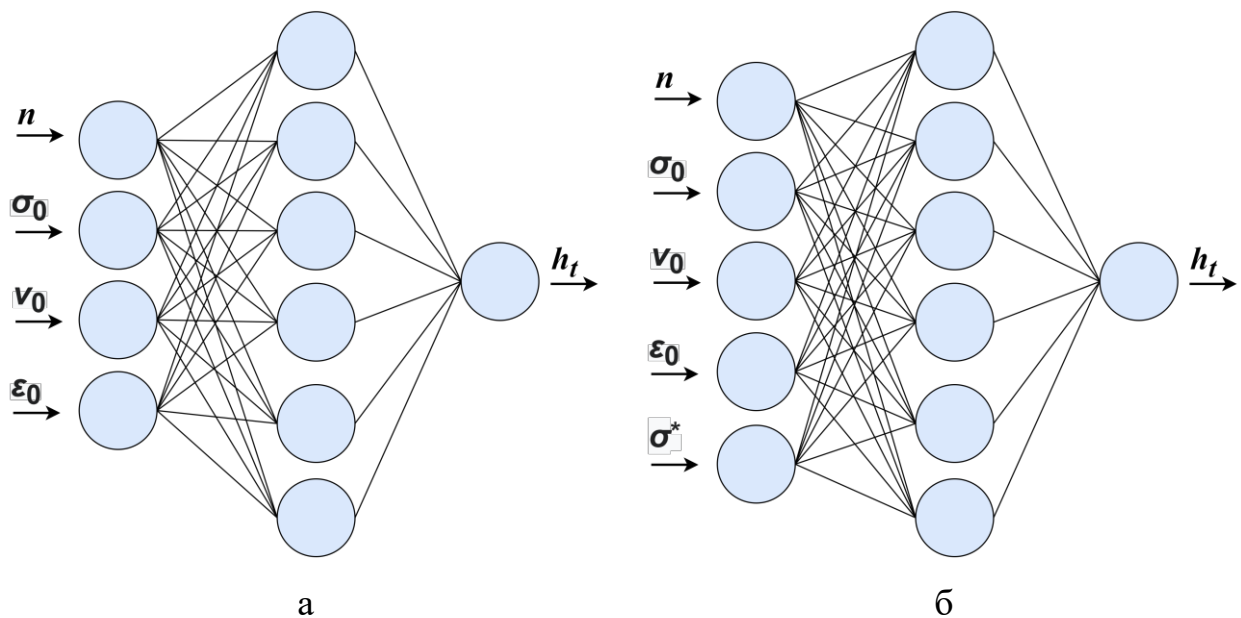


Рисунок 1.6. Архітектура нейроконтролера для розтягнутого (а) і стиснутого (б) стержнів

Переваги:

1. Метод дозволяє управляти точністю розв'язання СДР шляхом знаходження раціонального кроку інтегрування h_t .

2. Використання раціонального кроку інтегрування h_t підвищує ефективність методу за рахунок виключення надмірної кількості вузлових точок скінченно-різницевої сітки. Менша кількість вузлових точок означає

меншу кількість звернень до процедури МСЕ, а, відповідно, і меншу обчислювальну складність.

Недоліки:

1. Підходи із використанням нейроконтролеру не враховують при розв'язанні ЗДКК зміну внутрішніх зусиль у часі. Ігнорування останніх негативно впливає на точність розв'язання ЗДКК. Через це, знайдений за допомогою нейроконтролера крок інтегрування h_t не завжди буде забезпечувати задану точність розв'язання.

1.2.2. Метод декомпозиції системи диференціальних рівнянь як спосіб зменшення обчислювальних витрат

В роботах [11-13] для зменшення обчислювальних витрат при розв'язанні СДР (1.3) розглядався метод декомпозиції. Основна ідея цього методу полягала в створенні таких умов, за яких можна було б розв'язувати лише одне ДР з СДР (1.3). незалежно від інших. Для цього було запропоновано в кожне рівняння з СДР (1.3) ввести деяку функцію, яка б описувала вплив інших рівнянь. Зв'язок між рівняннями в СДР (1.3) визначається тим, що зусилля $Q(\bar{\delta})$ залежать від вектору значень глибини корозійного ураження $\bar{\delta}$ всіх елементів конструкції, при цьому елементи цього вектору змінюються у часі. Побудувавши апроксимуючу функцію $Q(t)$, яка б описувала зміну зусиль у часі в кожному окремому елементі, можна таким чином врахувати вплив інших рівнянь. Це дає можливість розв'язувати кожне рівняння окремо, замість розв'язку СДР. При цьому розбіжність між точним розв'язком СДУ (1.3) і розв'язком єдиного ДР буде визначатися похибкою побудованої апроксимації. Тим не менш, щоб побудувати апроксимуючу функцію $Q(t)$ для будь-якого елемента конструкції, необхідна інформація про зміну осьових зусиль у часі в цьому елементі. Таку інформацію можна

отримати лише розв'язавши СДУ виду (1.3). Щоб вирішити цю проблему автори в [11-13] пропонують розв'язувати ЗДКК в два етапи.

На першому етапі пропонується розв'язати СДР (3) із невеликою кількістю точок скінченно-різницевої сітки, а відповідно і невеликими обчислювальними витратами, з метою визначити елемент, що визначає довговічність всієї конструкції і побудувати апроксимацію залежності зміни осьових зусиль у часі для такого елемента. Апроксимацію зміни осьових зусиль у часі в [11-13] пропонується виконувати за допомогою поліному третього степеня виду:

$$Q(t) = Q_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3, \quad (1.29)$$

де Q_0 – значення зусиль в початковий момент часу;

a_1, a_2, a_3 – коефіцієнти поліному;

t – час.

Для знаходження коефіцієнтів такого поліному достатньо мати інформацію про значення осьових зусиль у чотирьох вузлових точках скінченно-різницевої сітки. Відповідно тільки чотири рази розв'язується задача напружено-деформованого стану кородуючої конструкції за допомогою МСЕ.

На другому етапі для знайденого ведучого елемента розв'язується відповідне йому ДР з (1.3) із більшою кількістю вузлових точок і з використанням побудованої на першому етапі апроксимації осьових зусиль:

$$\frac{d\delta}{dt} = v_0 \cdot \left(1 + k \cdot \frac{Q_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3}{A_0 - P_0 \cdot \delta + a \delta^2} \right). \quad (1.30)$$

Тобто замість обчислення значень осьових зусиль в кожній вузловій точці, обчислюється значення поліному (1.29) у відповідний момент часу. Таким

чином, може бути отриманий розв'язок ЗДКК із значно зменшеними обчислювальними витратами і при цьому із врахуванням зміни осьових зусиль у часі, що позитивно впливає на точність розв'язків.

Переваги методу:

В роботах [11-13] показано, що такий підхід дозволяє суттєво зменшити кількість звертань до процедури МСЕ, а відповідно і зменшити обчислювальні витрати.

Недоліки методу:

1. Модель кородуючого перерізу у випадку, коли довговічність ШСК визначається довговічністю стиснутого стержня, реалізується в кожному вузлі скінченно-різницевої сітки, що все ще негативно впливає на обчислювальну складність методу.

2. Метод декомпозиції та його модифікації, зокрема запропоновані у вищезгаданих роботах, не передбачають встановлення керованості за точністю методу.

1.2.3. Метод поправних функцій спосіб підвищення ефективності чисельного розв'язання системи диференціальних рівнянь

Подальший розвиток ідей методу декомпозиції було запропоновано у [14] у вигляді методу поправних функцій. Згідно даного методу, так само як і в методі декомпозиції, спочатку знаходиться наближений розв'язок ЗДКК із мінімальною кількістю вузлів скінченно-різницевої сітки. На основі інформації, отриманої із наближеного розв'язку, будується апроксимація залежності осьових зусиль від часу поліномом вигляду (1.29). На основі вхідних даних наближеного розв'язку та отриманих коефіцієнтів апроксимуючої функції, наближений розв'язок уточнюється за допомогою поправної. Тобто, чисельне розв'язання ЗДКК із великою кількістю вузлових точок, і, відповідно, великим числом перерахунку моделі кородуючого перерізу відбувається тільки на етапі підготовки поправної функції. На етапі

застосування методу, кількість звернень до процедури МСЕ і перерахунку моделі кородуючого перерізу визначається степенем поліному, що апроксимує залежність зусиль від часу. Нижче наведено стислий опис алгоритму запропонованого у [14] методу поправних функцій.

1) Для даного набору параметрів конструкції $(A_0, P_0, [\sigma])$ та параметрів середовища (ν_0, k) розв'язується задача напружено-деформованого стану і знаходяться початкові значення напружень σ_0 та зусиль Q_0 . На основі отриманих значень обчислюється довговічність усіх стержнів при постійному зусиллі, і визначається елемент із мінімальною довговічністю.

2) Для елемента із мінімальною довговічністю (ведучого елемента) за допомогою чисельно-аналітичного алгоритму, який включає в себе виклик процедури МСЕ, розв'язується ДР з (1.27). Кількість вузлів скінченно-різницевої сітки обирається достатньою для апроксимації залежності $Q(t)$ поліномом 3 степеня (в кожному вузлі матимемо пари $(t, Q(t))$). Результатом цього етапу є наближений розв'язок ЗДКК \tilde{t} та коефіцієнти полінома a, b, c , що апроксимує залежність $Q(t)$.

3) На основі даних про параметри перерізу ведучого елемента A_0, P_0 , початкового значення напруження σ_0 та коефіцієнтів поліному a_1, a_2, a_3 за допомогою наведеної для похибки $\varepsilon = \frac{t^* - \tilde{t}}{\tilde{t}}$ ШНМ обчислюється значення $\varepsilon(\bar{u})$, тобто $\varepsilon \approx \varepsilon(\bar{u})$.

4) На основі наближеного розв'язку ЗДКК \tilde{t} та отриманого значення $\varepsilon(\bar{u})$ знаходиться уточнений розв'язок $\tilde{t} \cdot \varphi(\varepsilon(\bar{u}))$, тобто:

$$t^* \approx \tilde{t} \cdot \varphi(\varepsilon(\bar{u})), \quad (1.31)$$

де $t^* = t^*(\bar{x}, \bar{y}, h)$ – еталонний розв'язок;

$\tilde{t} = \tilde{t}(\bar{x}, \bar{y}, \tilde{h})$ – наближений чисельний розв'язок ЗДКК;

$\bar{x} = (A_0, P_0, \sigma_0, [\sigma])$ – вектор параметрів конструкції;

A_0, P_0 – початкові площа та периметр перерізу;

$\sigma_0, [\sigma]$ – початкове та граничне напруження;

h, \tilde{h} – параметри (кроки) чисельного розв'язання диференціального рівняння з (1.27);

$\varphi(\varepsilon)$ – поправна функція від ε ;

$\bar{u} = (A_0, P_0, \sigma_0, a_1, a_2, a_3)$ – вектор параметрів, від яких залежить похибка наближеного розв'язку \tilde{t} .

$\bar{y} = (v_0, k)$ – вектор параметрів агресивного середовища.

Переваги:

Модель кородуючого перерізу використовується на етапі побудови поправної функції, тому немає необхідності обчислювати дану модель на кожній ітерації чисельного розв'язання оптимізаційної задачі.

Недоліки:

1. Точність методу поправних функцій може поступатися точності метода декомпозиції через додаткової похибку, що виникає на етапі навчання ШНМ.

2. Для метода поправних функцій не встановлена керованість за точністю метода.

Висновки до розділу 1

В даному розділі розглянуто задачу оптимального проектування ШСК. Наведено ряд особливостей та проблем при розв'язанні задачі оптимального проектування конструкції, що обумовлені дискретною постановкою задачі і необхідністю моделювати вплив АС на елементи конструкції. Встановлено, що підвищення ефективності розв'язання задачі оптимального проектування за рахунок методу оптимізації не є можливим. Натомість, підвищити

ефективність можна в частині обчислення функції обмежень – розв’язання задачі довговічності.

Проведено огляд існуючих методів чисельного розв’язання СДР, яке описує вплив АС на елементи конструкції. Найперспективнішим з точки зору підвищення ефективності обчислення функції обмежень в задачі оптимального проектування є метод поправних функцій. Даний метод дозволяє зменшити обчислювальні витрати розв’язання ЗДКК за рахунок меншого числа звернень до процедури МСЕ і винесення більшої частини розрахунків, пов’язаних із моделюванням кородуючого перерізу на етап навчання ШНМ. Однак цей метод також має свої недоліки, такі як відсутність керованості методу за точністю і меншу точність порівняно з методом декомпозиції. З огляду на це, метою подальшої роботи є дослідження методу поправних функцій і шляхів побудови такої модифікації методу, яка не буде містити вищезгаданих недоліків або зменшить їх негативний вплив.

РОЗДІЛ 2

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ ПОПРАВНИХ ФУНКЦІЙ В ЗАДАЧІ ДОВГОВІЧНОСТІ КОРОДУЮЧОЇ КОНСТРУКЦІЇ

Даний розділ присвячено дослідженню методу поправних функцій в задачі довговічності кородуючої конструкції. З цією метою виконані такі завдання:

1. Визначено вигляд поправної функції, як функції, що характеризує похибку наближеного розв'язку ЗДКК та яким чином така функція може бути отримана.

2. Для нейромережевої апроксимації значень похибки розв'язку ЗДКК описані основні параметри ШНМ: тип ШНМ, спосіб визначення її архітектури. Визначена мінімальна кількість ШНМ необхідних для розв'язання ЗДКК з урахуванням типу навантаження ведучого елемента конструкції,

3. Досліджено вплив степеня поліному, яким апроксимується залежність осьових зусиль від часу, на точність розв'язання ЗДКК.

4. Застосовано метод OBS для визначення значущих вхідних параметрів ШНМ.

5. Описано спосіб отримання вибірки для навчання ШНМ.

Матеріали даної глави представлені у роботах автора [1, 3, 4, 5].

2.1 Концепція побудови поправної функції

Поправна функція, що характеризує похибку наближеного розв'язку ЗДКК в постановці задачі (1.31) має наступний вигляд:

$$\varphi(\varepsilon) = 1 + \varepsilon, \tag{2.1}$$

де ε – похибка наближеного розв’язку. Похибка наближеного розв’язку визначається наступним чином:

$$\varepsilon = \frac{t^* - \tilde{t}}{\tilde{t}}, \quad (2.2)$$

де t^* – еталонний розв’язок ЗДКК; \tilde{t} – наближений розв’язок ЗДКК. Очевидно, що еталонне значення довговічності t^* може бути менше, ніж розрахункове наближене значення \tilde{t} , якщо зусилля в елементі росте із часом і тоді маємо похибку $\varepsilon < 0$. В такому випадку поправна функція приймає значення $\varphi(\varepsilon) = 1 + \varepsilon < 1$. Якщо зусилля в елементі зменшується з часом, то еталонне значення t^* буде більше, ніж наближене значення \tilde{t} . В такому разі значення похибки буде $\varepsilon > 0$ і поправна функція буде приймати значення $\varphi(\varepsilon) = 1 + \varepsilon > 1$.

Постає питання яким чином отримувати значення похибки наближеного розв’язку ε в процесі розв’язання ЗДКК. Для цього потрібно мати правило, за яким можна певним значенням вхідних параметрів ЗДКК поставити у відповідність значення ε . Таке правило можна отримати побудувавши апроксимацію залежності значень похибки наближеного розв’язку ε від деяких вхідних параметрів ЗДКК.

Підходи до апроксимації з точки зору джерела інформації можна поділити на наступні два: методи на основі даних і методи на основі знань. Методи на основі знань використовують апріорні знання, теоретичні моделі або експертні думки для побудови апроксимаційної моделі [45. 46]. Так, наприклад, якщо відомий аналітичний вигляд функції, то її розкладання в ряд Тейлора [47, 48] може бути використане для наближеного обчислення значень функцій, замість складних обчислень за допомогою оригінальних виразів функцій. Методи на основі даних використовують лише інформацію, яка міститься у вхідних даних для побудови апроксимаційної моделі [49, 50]. Ці методи використовуються в ситуаціях, коли у нас є велика кількість даних

та невідомі закономірності, які можна виявити за допомогою аналізу цих даних. До методів на основі даних відноситься машинне навчання, де модель навчається на основі великої кількості прикладів з метою здійснення прогнозу або класифікації для нових даних. Прикладом такого підходу може бути ШНМ. В нашому випадку, залежність між вхідними даними ЗДКК та похибкою наближеного розв'язку не є функцією, заданою аналітично. Натомість, вищезгадану залежність можна представити у вигляді таблиці, тобто у вигляді послідовності пар (\bar{x}_i, y_i) , де \bar{x}_i – вектор значень аргументів функції в точці i , y_i – значення функції в точці i . Для апроксимації залежності, заданої таблицею, є доцільним використання підходу на основі даних. Таким чином, для подальшої роботи необхідно мати вибірку, яка буде містити певну кількість прикладів (навчальних зразків) для формалізації залежності між вхідними даними ЗДКК та похибкою наближеного розв'язку. Спосіб отримання такої вибірки детальніше буде розглядатися в підрозділі 2.4.

В якості моделі для апроксимації поправної функції, як і було раніше запропоновано в [9], буде використовуватися ШНМ. Остання більш детально буде розглянута в підрозділі 2.2.

2.2 Нейромережева апроксимація поправної функції

Для нейромережевої апроксимації похибки наближеного розв'язку $\varepsilon = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, де n – кількість параметрів, що впливають на значення похибки, використовується багат шаровий персептрон із одним прихованим шаром [51, 52]. Архітектура такої ШНМ буде визначатися кількістю вхідних і вихідних параметрів (рисунок 2.1).

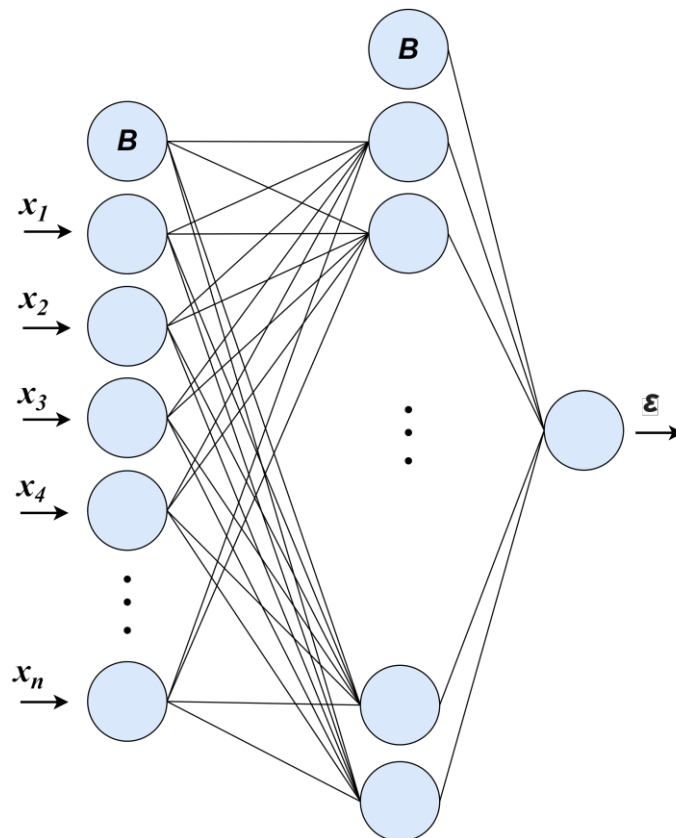


Рисунок 2.1 Схематичне представлення багатошарового перцептрону

Кількість нейронів вхідного і вихідного шару визначається кількістю вхідних і вихідних даних відповідно. Список вхідних параметрів обирається із урахуванням таких факторів: з одного боку ШНМ повинна бути достатньо компактною, що безпосередньо впливає на обчислювальну складність, з іншого боку, ШНМ повинна забезпечувати прийнятну точність апроксимації [53]. Спосіб визначення списку вхідних параметрів і архітектури ШНМ із вказаними властивостями буде розглядатися у розділі 2.4. Вихідним значенням ШНМ буде виступати значення похибки наближеного розв'язку відносно еталонного, якому буде відповідати один вихідний нейрон.

Виходячи з архітектури ШНМ відома загальна кількість нейронів, які вона містить. Це дає змогу оцінити кількість навчальних зразків, які необхідні для навчання ШНМ з такою архітектурою. Зокрема існує емпіричне правило для визначення необхідної кількості навчальних зразків для достатнього узагальнення даних ШНМ [54, 55]:

$$N > \frac{M}{\varepsilon}, \quad (2.3)$$

де M – загальна кількість нейронів; ε – допустима похибка.

Окремо слід зауважити, що для розв'язання ЗДКК знадобиться декілька ШНМ в залежності від типу навантаження та типу перерізу стержня. У випадку, коли стержень працює на розтягнення, то ми можемо обійтись однією ШНМ для всіх типів перерізу такого елемента. Будь-який профіль, що працює на розтягнення, ми можемо привести до кільцевого типу перерізу, якщо нам відомі площа та периметр такого елемента. Обумовлюється це тим, що в розтягнутому стержні для визначення критичного напруження має значення тільки площа перерізу. Тобто, якщо попередньо прогнозовано, що першим вийде з ладу стержень, який працює на розтягнення, то ми можемо використовувати одну ШНМ, незалежно від типу перерізу такого стержня. Якщо стержень, який визначає довговічність працює на стиснення, то ймовірно він втратить стійкість. Якщо він втрачає стійкість, то критичне напруження втрати стійкості розраховується вже не за формулою (1.11), а за формулою Ейлера (1.12), для якої потрібно розраховувати мінімальний момент інерції. Для кожного типу перерізу моменти інерції, а, відповідно, і мінімальний момент інерції, розраховується по різним правилам. Таким чином, якщо розглядати чотири типи перерізів стержнів (двотавр, швелер, рівнополковий і нерівнополковий кутики), то треба мати п'ять окремих ШНМ: одна ШНМ для розтягнутого стержня будь-якого перерізу і чотири ШНМ для випадку стиснутого стержня в залежності від типу перерізу.

2.3 Вплив степенів поліномів, що апроксимують значення залежності зусиль від часу на точність розв'язку задачі довговічності кородуючої конструкції

В роботі про метод поправних функцій [14] автори пропонують використання поліному третього степеня для апроксимації залежності осьових зусиль від часу в елементах кородуючої ШСК. У цьому підрозділі буде досліджено вплив степеня поліному виду (1.29) на точність розв'язку ЗДКК.

Розв'язок ЗДКК будемо шукати в постановці (1.31). Вектор параметрів $\bar{u} = (A_0, P_0, \sigma_0, a_1, a_2, a_3)$, від яких залежить похибка наближеного розв'язку, містить параметри a_1, a_2, a_3 – коефіцієнтів полінома, що апроксимує залежність внутрішніх зусиль у стержневих елементах конструкції від часу. Припускається, що ступінь апроксимуючого полінома та спосіб його побудови істотно впливатиме на значення поправної функції та точність розв'язання задачі в цілому [56-59]. При цьому значення коефіцієнтів мають бути визначені під час реалізації алгоритму отримання наближеного розв'язку задачі довговічності..

Для отримання наближеного розв'язку пропонується використовувати чисельно-аналітичний метод розв'язання СДР виду (1.6), який наведено в [7]. Для елемента кородуючої ШСК відома аналітична формула (1.28), яка дозволяє визначити час, за який напруження в ньому збільшується від σ_0 до $[\sigma]$ при постійному значенні осьового зусилля Q . У відомих чисельно-аналітичних алгоритмах пропонується використовувати рівномірний крок по напруженню $\Delta\sigma = \frac{[\sigma] - \sigma_0}{n} = const$, а відповідне значення Δt знаходити із аналітичного виразу (1.28). Очевидно, що точність чисельно-аналітичного алгоритму залежатиме від кількості точок розбиття інтервалу $(\sigma_0; [\sigma])$.

Для проведення експерименту, в якості модельної конструкції, було розглянуто статично невизначену ШСК із п'яти стержнів (рис. 2.2). Параметри ШСК та агресивного середовища приймалися наступні: висота і ширина конструкції $L = 200$ см; модуль пружності $E = 2,1 \times 10^5$ МПа; гранично допустиме значення напруження $[\sigma] = 240$ МПа; швидкість корозії $v_0 = 0,1$ см/рік, $k = 0,003$ МПа⁻¹; величина зовнішнього навантаження $P = 250$ кН.

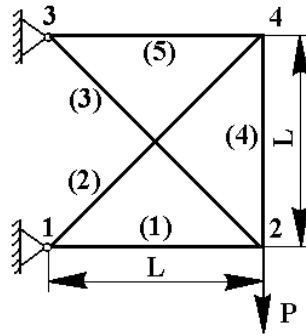


Рис. 2.2 – Розрахункова схема ШСК

Всі стержні конструкції мали перерізи, що відповідають стандартним фасонним профілям (швеллер, двотавр, рівнополковий і нерівнополковий кутики) різних типорозмірів. Чисельні експерименти проводилися для різних параметрів стержнів, які вибиралися випадковим чином.

Для подальших досліджень було обрано дві ШСК, які відрізняються лише параметрами стержневих елементів. Їх довговічність визначалася довговічністю елементів (рис. 2.2): елементом (2), працюючим на стиснення (конструкція А, $t_A^* = 2,688$ року), і елементом (3), працюючим на розтягнення (конструкція Б, $t_B^* = 2,126$ року). Графіки зміни внутрішніх зусиль у часі для ведучих елементів конструкції А та конструкції Б показано на рисунку 2.3 ((а) та (б) відповідно). Для наочності значення часу та зусилля наведено у безрозмірних величинах.

Вибір конструкцій обумовлений характером змін зусиль. Для конструкції А графік функції $Q_A(t)$ є гладкою кривою; для конструкції Б має точки максимуму і перегину. Очевидно, що поліноміальна апроксимація $Q_A(t)$ є більш складною задачею, ніж апроксимація $Q_B(t)$, тому доцільно розглядати вплив степеня апроксимуючого поліному для обох випадків.

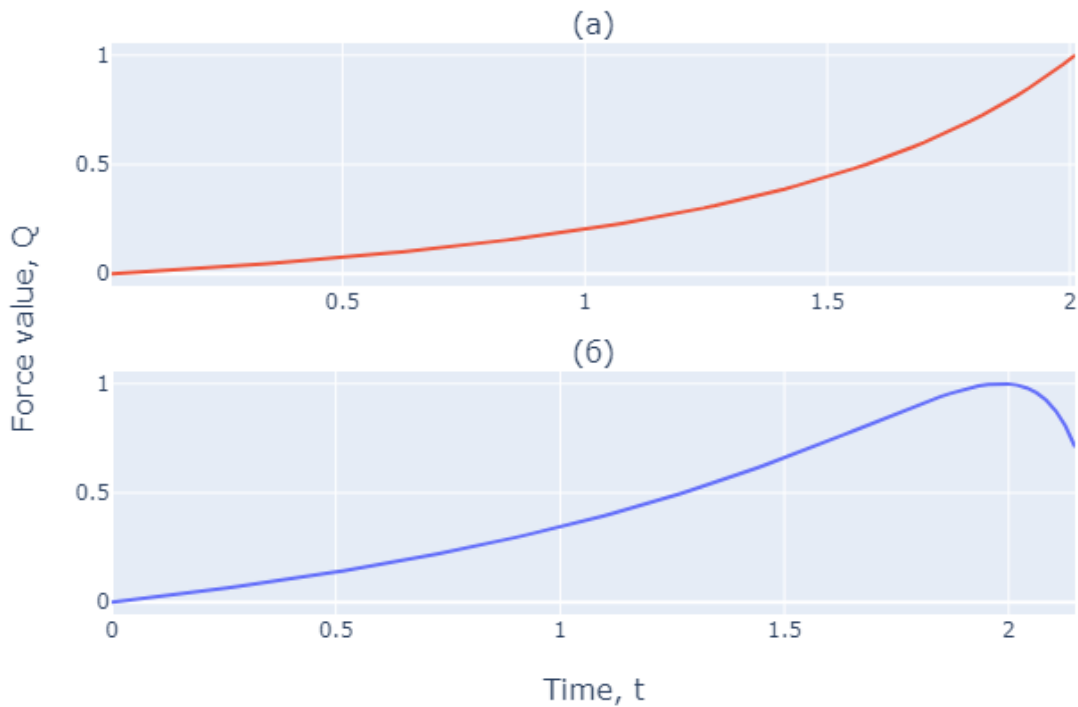


Рис. 2.3 – Зміна внутрішніх зусиль у часі ведучого елемента конструкції А (а) і конструкції Б (б)

Для кожного варіанта було отримано еталонне рішення завдання довговічності. Система (1.3) розв'язувалась чисельно, з допомогою методу Рунге-Кутти 2-го порядку точності [60]. Параметр чисельного розв'язання приймався рівним $\Delta t = 0,005 \cdot t^*$, де $t^* = \min \{t^*_1, t^*_2, t^*_3, t^*_4, t^*_5\}$ – значення довговічності елемента, розраховане за формулою (1.28) і яке визначає довговічність конструкції в цілому. Внутрішні зусилля і напруження в елементах ШСК визначалися за допомогою МСЕ (1.9). Формула (1.28) дозволяє одержати точний розв'язок задачі довговічності лише тому випадку, коли внутрішні зусилля в стержневих елементах конструкції залишаються постійними протягом усього періоду її експлуатації, тобто. для статично визначеної конструкції. З іншого боку, якщо відомий номер елемента, довговічність якого визначає довговічність конструкції в цілому, та закон зміни зусилля в ньому, то розв'язок єдиного диференціального рівняння виду:

$$\frac{d\delta_m}{dt} = v_0 \cdot \Phi \left(\frac{Q_m(t)}{A_m^0 - P_m^0 \delta + a\delta^2} \right) \quad (2.4)$$

буде співпадати з розв'язком системи (1.6). Апроксимуємо залежність $Q_m(t)$ поліномом степеня n :

$$Q_m(t) = P_n(t) = \sum_{k=0}^n \alpha_k \cdot t^k. \quad (2.5)$$

Для визначення коефіцієнтів полінома необхідна інформація про напружено-деформований стан ШСК в $(n+1)$ вузлових точках, включаючи початковий момент часу $t = 0$. Застосування чисельно-аналітичного методу дозволить отримати наближений розв'язок \tilde{t} при мінімальних обчислювальних витратах (кількість звернень до процедури МСЕ визначається порядком полінома (2.5)) і при цьому визначити номер елемента, що визначає довговічність конструкції, та значення коефіцієнтів полінома. Таким чином, спосіб обчислення коефіцієнтів полінома (2.5) визначається методом одержання наближеного рішення. Далі необхідно визначити степінь полінома, що забезпечує необхідну точність розрахунку.

При отриманні еталонних розв'язків завдання довговічності було отримано табличні значення функцій $Q_A(t)$ і $Q_B(t)$. Будемо використовувати ці функції при чисельному розв'язанні диференціального рівняння (2.4). В цьому випадку результати збігатимуться з відповідними еталонними рішеннями задачі довговічності конструкцій (А) та (Б). Якщо при чисельному розв'язанні (6) використовувати апроксимуючі поліноми виду (2.5), то розбіжність результатів залежатиме лише від їхнього степеня. Як критерій якості поліноміальної апроксимації приймемо відносну похибку чисельного розв'язку ДР (2.4) з використанням поліному виду (2.5).

Деякі результати досліджень, щодо впливу степеня апроксимуючого поліному на точність апроксимації наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1. Результати експериментів

$P_n(t)$	Конструкція (А) $t_A^* = 2,688$ року		Конструкція (Б) $t_B^* = 2,126$ року	
	t_n , років	ε , %	t_n , років	ε , %
2	2,871	6,809	2,215	4,191
3	2,775	3,244	2,148	1,032
4	2,727	1,434	2,239	0,533
5	2,713	0,922	2,209	0,391

Як випливає з наведених результатів, збільшення ступеня апроксимуючих поліномів не призводить до суттєвого підвищення точності розрахунків і при цьому вимагає більшої кількості вузлових точок скінченно-різницевої сітки для побудови апроксимації.

2.4 Визначення значущих параметрів штучної нейронної мережі за допомогою методу *Optimal Brain Surgeon*

Метою цього підрозділу є обґрунтоване визначення раціональної структури ШНМ і вхідних параметрів, які суттєво впливають на її вихідні значення. З огляду на те, що у методах, описаних в підрозділі 1.2, вхідні параметри ШНМ визначалися інтуїтивно або на підставі чисельних експериментів щодо ізольованого впливу окремих параметрів, автор вважає доцільним розглянути більш обґрунтований підхід. З цією метою розглядається застосування методів зменшення розмірності даних та оптимізації структури ШНМ.

В якості методів зменшення розмірності даних для навчання ШНМ розглядалися такі відомі підходи як нейронна мережа аналізу головних компонент (PCANN) і нейронна мережа аналізу незалежних компонент

(ICANN), в якості методу оптимізації структури ШНМ – метод OBS [54]. Принцип роботи PCANN і ICANN полягає у проектуванні простору вхідних даних у новий простір меншої розмірності (простір ознак) і, як результат, виокремлення інформативних ознак.

В результаті застосування PCANN отримуємо простір ознак, де кожна головна компонента є лінійною комбінацією вхідних даних [61]. Такий підхід може призвести до втрати інформації про структуру даних, яка не є лінійною. З огляду на те, що в методі поправних функцій буде використовуватися багатошаровий перцептрон із нелінійними функціями активації, допускається припущення, що нелінійні зв'язки в даних можуть відігравати значну роль для успішного навчання такої ШНМ. Тому PCANN виключається із подальшого розгляду.

В результаті застосування ICANN дані проектуються на новий простір, де кожна незалежна компонента є нелінійною комбінацією вихідних ознак, які виокремлюються за принципом максимізації статистичної незалежності [62]. Такий підхід на відміну від PCANN враховує нелінійні зв'язки в даних. Але і в PCANN, і в ICANN результатом є штучно створені ознаки, які може бути важко інтерпретувати.

На відміну від вищезгаданих методів, OBS видаляє лише незначущі параметри із списку наявних. Як наслідок, результуюча модель має меншу кількість параметрів, що дозволяє легше аналізувати, які частини моделі відповідають за конкретні результати. Ще однією перевагою методу OBS є відсутність навчання окремох ШНМ для відбору вхідних ознак – метод OBS застосовується до вже навченої ШНМ, що дещо спрощує процедуру. При цьому, слід зауважити, що для успішного застосування методу OBS важливу роль відіграє якість навчання ШНМ. Виходячі з необхідності працювати із нелінійними залежностями в даних та наявністю інтерпретованості отриманих результатів, далі будемо використовувати метод OBS. В таблиці 2.2. наведено основні відомості про вищезгадані методи.

Таблиця 2.2. Методи для зниження розмірності вхідних даних та оптимізації структури ШНМ

Метод	PCANN	ICANN	OBS
Принцип роботи	Застосування аналізу головних компонент (PCA) для зниження розмірності даних перед навчанням ШНМ.	Застосування аналізу незалежних компонент (ICA) для знаходження статистично незалежних компонент в даних перед навчанням ШНМ.	Оптимізація структури навченої ШНМ шляхом видалення нейронів, які найменше впливають на функцію помилки.
Метод зниження розмірності	PCA (аналіз головних компонент).	ICA (аналіз незалежних компонент).	Видалення вагових коефіцієнтів шляхом аналізу других частинних похідних функції похибки.
Метод навчання ШНМ	Узагальнений алгоритм Хебба (GHA).	Навчання Хебба із використанням методів Infomax або FastICA.	Оптимізується структура вже навченої ШНМ.
Застосовність	Дані з лінійними залежностями.	Дані з нелінійними залежностями.	Оптимізація структури вже навченої ШНМ.
Інтерпретованість результатів	Результатом є множина штучних вхідних параметрів, що може ускладнити інтерпретацію.		Результатом є підмножина початкової множини вхідних параметрів, що спрощує інтерпретацію.

Для визначення значущих параметрів, будемо спиратися на математичну модель процесу корозійного деформування. Зокрема, будемо використовувати формулу довговічності стержневого елемента при одноосному навантаженні (1.28). Формула (1.28), виведення якої достатньо детально наведено в [44], одержана лише для частинного випадку корозійної

взаємодії, а саме – коли функція напружень близька до лінійної (1.5). Через це, висновки про значущі параметри, що одержані на підставі аналізу формули (1.28) не можуть вважатися вичерпними. Однак, дана формула буде корисна для визначення параметрів, які окрім коефіцієнтів апроксимуючого поліному виду (2.5), впливають на значення довговічності. При цьому повний список параметрів формули (1.28) може бути надлишковим, так як важливим фактором також є інтервали значень параметрів, в яких змінюються дані параметри.

Список значущих вхідних параметрів будемо визначати за допомогою методу OBS, який насамперед призначений для задачі спрощення структури ШНМ. В даному контексті, задача спрощення структури нейронної мережі полягає у тому, щоб на підставі аналізу матриці Гессе функції похибки визначити множину параметрів (вагових коефіцієнтів), виключення яких з мережі призведе до мінімального збільшення функції похибки. Однак, як було зазначено в підрозділі 2.2, кількість вхідних нейронів ШНМ визначається кількістю вхідних параметрів. Якщо спочатку в якості так званого «довгого списку» параметрів використати множину всіх параметрів формули (1.28), то виключивши нейрони, які відповідають певним вхідним параметрам і не мають суттєвого впливу на похибку ШНМ, ми отримаємо «короткий список» значущих параметрів.

Основна ідея методу OBS полягає у використанні інформації про другі частинні похідні функції похибки. Достатньо детально метод OBS описаний в [54]. Нижче будуть наведені лише основні математичні викладки, без яких викладення підходу, що пропонується застосовувати, суттєво ускладнюється.

Функція похибки нейронної мережі має вигляд:

$$E(\bar{W}) = \frac{1}{2N} \sum_{s=1}^N \sum_{j=1}^k (t_j^s - y_j^s(\bar{W}))^2, \quad (2.4)$$

де \bar{W} – вектор вагових коефіцієнтів; y_j^s та t_j^s – вихідний сигнал j -го нейрону вихідного шару та відповідний йому еталонний сигнал для s -го навчального зразку.

Рішення про вилучення деяких вагових коефіцієнтів приймається після завершення процедури навчання нейронної мережі. При цьому приймаються такі припущення:

– при мінімізації функції похибки (2.4) досягнутий локальний екстремум \bar{W}^* , отже її градієнт є настільки близьким до нуля, що ним можна знехтувати при побудові квадратичної апроксимації;

– поверхня функції похибки в околі локального мінімуму близька до квадратичної, тому залишковий елемент ряду Тейлора можна не враховувати.

Приріст функції похибки знайдеться таким чином:

$$\Delta E(\bar{W}) = E(\bar{W} + \Delta \bar{W}) - E(\bar{W}) = \frac{1}{2} \Delta \bar{W}^T \cdot H(\bar{W}) \cdot \Delta \bar{W}, \quad (2.5)$$

де $\Delta \bar{W}$ – приріст вектору вагових коефіцієнтів;

$H(\bar{W})$ – матриця Гессе.

Нехай ω_i – деякий ваговий коефіцієнт. Видалення цього параметру з мережі еквівалентно умові $\omega_i + \Delta \omega_i = 0$, або

$$\bar{I}_i^T \cdot \Delta \bar{W} + \omega_i = 0, \quad (2.6)$$

де \bar{I}_i^T – одиничний вектор, $I_k = \begin{cases} 0, & \text{якщо } i \neq k \\ 1, & \text{якщо } i = k \end{cases}$.

Математична постановка задачі формулюється таким чином. Необхідно мінімізувати приріст функції похибки (2.5) за приростом вагових коефіцієнтів $\Delta \bar{W}$ при обмеженні (2.6). Після цього потрібно мінімізувати

результат відносно індексу i . Функція Лагранжа для такої постановки має вигляд:

$$L(\Delta\bar{W}, \lambda) = \frac{1}{2} \Delta\bar{W}^T \cdot H(\bar{W}) \cdot \Delta\bar{W} + \lambda \cdot (\bar{I}_i^T \cdot \Delta\bar{W} + \omega_i), \quad (2.7)$$

де λ – множник Лагранжа.

Диференціюючи (7) по $\Delta\bar{W}$ одержимо:

$$\Delta\bar{W} = -\frac{\omega_i}{(H^{-1})_{i,i}} \cdot H^{-1} \cdot \bar{I}_i, \quad (2.8)$$

де $(H^{-1})_{i,i}$ – елемент оберненої матриці Гессе з індексом (i, i) . Підставляючи (8) в (7) одержимо остаточно:

$$L_i = \frac{\omega_i^2}{2(H^{-1})_{i,i}}. \quad (2.9)$$

Функція Лагранжа L_i , яка оптимізована по $\Delta\bar{W}$, визначає ступінь опуклості, відповідну коефіцієнту ω_i . Якщо $L_i \ll E$, то даний ваговий коефіцієнт можна видалити.

Перевага методу OBS полягає в тому, що має значення не тільки величина ω_i , але і відповідний діагональний елемент оберненої матриці Гессе, тобто друга частинна похідна. Таким чином, якщо величина елемента $(H^{-1})_{i,i}$ велика (кривизна мала), це означає, що вагові коефіцієнти навіть з суттєво ненульовим абсолютним значенням майже не впливають на величину функції похибки та можуть бути видалені з нейронної мережі. Цим ваговим коефіцієнтам надається нульове значення, після чого відбувається корегування інших ваг згідно з формулою (2.8).

Як визначалося у підрозділі 2.2. ШНМ призначається для апроксимації деякої функції $y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Очевидно, кількість нейронів вхідного шару відповідатиме кількості аргументів функції. Припустимо, що після реалізації описаної вище процедури виявиться, що усі вагові коефіцієнти, які пов'язані з i -м вхідним нейроном (аргументом x_i), дорівнюють нулю. Це буде означати, що насправді даний параметр не впливає на значення функції та не є її аргументом.

З формули (1.28) слідує, що довговічність стержневого кородуючого елементу формально залежить від параметрів: $t^* = F(A_0, P_0, a, k, \nu_0, Q, \delta^*)$. Як модель розглянемо стержневий елемент кільцевого перерізу зовнішнім радіусом R та внутрішнім r . Впливу агресивного середовища підлягає тільки зовнішня поверхня стержню. Площа та периметр перерізу визначиться через наступні параметри: $A_0 = \pi(R^2 - r^2)$; $P_0 = 2\pi R$. Глибина корозійного ураження δ^* , яка відповідає граничному стану елемента, при активних обмеженнях по міцності визначиться з умови:

$$\sigma^* = \frac{Q}{A(\delta^*)} = \frac{Q}{\pi((R - \delta^*)^2 - r^2)} \Rightarrow \delta^* = R - \sqrt{\frac{Q}{\pi \cdot \sigma^*} + r}, \quad (2.11)$$

де σ^* – гранично припустиме значення напруження (для низьковуглецевих сталей $\sigma^* = 240$ МПа).

Таким чином, можна бачити, для параметрів A_0, P_0, Q та δ^* існує рівняння зв'язку (2.11), отже параметр δ^* можна вважати зайвим.

Вхідними параметрами нейронної мережі, що призначається для апроксимації функції довговічності (1.28) було обрано:

- зовнішній радіус стержня R ;
- коефіцієнт $\eta = \frac{r}{R}$;
- коефіцієнт форми перерізу a ;

- коефіцієнт впливу напруження на швидкість корозії k ;
- величина, обернена швидкості корозії $\zeta = \frac{1}{v_0}$;
- початкове значення напруження σ_0 (значення зусилля визначалось через σ_0 та початкову площу перерізу: $Q = \sigma_0 \cdot \pi(R^2 - r^2)$).

На підставі цього було обрано попередню архітектуру нейронної мережі: 6-13-1. Кількість вагових коефіцієнтів дорівнювала 105. В якості функцій активації було обрано логістичну функцію [63, 64]:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha \cdot z)}; \quad z \in [-\infty; \infty]; \quad f(z) \in (0; 1), \quad (2.12)$$

де z – вхідний сигнал нейрону;

α – параметр, який визначає кут нахилу функції.

Значення аргументів при формуванні навчальної, контрольної та тестової вибірок для навчання НМ обирались з інтервалів: $R \in [4.0; 18.0]$ см; $\eta \in [0.5; 0.8]$; $a \in [3.14; 4.0]$; $k \in [0.003; 0.0035]$ МПа⁻¹; $\zeta \in [6.5; 20.0]$ рік/см; $\sigma_0 \in [80.0; 160.0]$ МПа.

Усі вхідні дані та цільова функція були масштабовані на відрізок $[0; 1]$ з метою виключити фактор впливу розмірності вхідних параметрів та забезпечення відповідності значень цільової функції області визначення функції активації вихідного нейрону [65].

Для реалізації методу OBS використовувалась відповідна комп'ютерна програма [4]. Навчання нейронної мережі було виконано методом Полака-Ріб'єра [66] з точністю 0,0001. Найкраще значення функції похибки після навчання НМ – $\varepsilon = 0.000074$.

Далі до навченої ШНМ було застосовано метод OBS. Початкова та отримана архітектури ШНМ представлені на рис. 2.4 та рис. 2.5 відповідно.

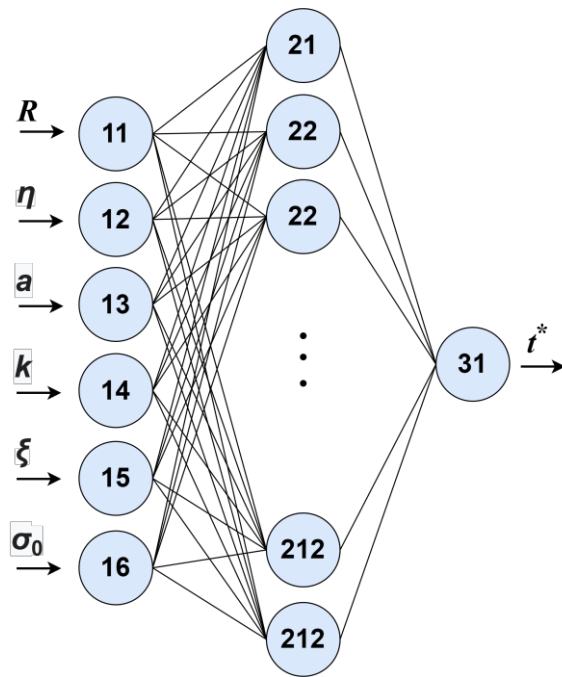


Рис. 2.4 – Початкова архітектура

НМ

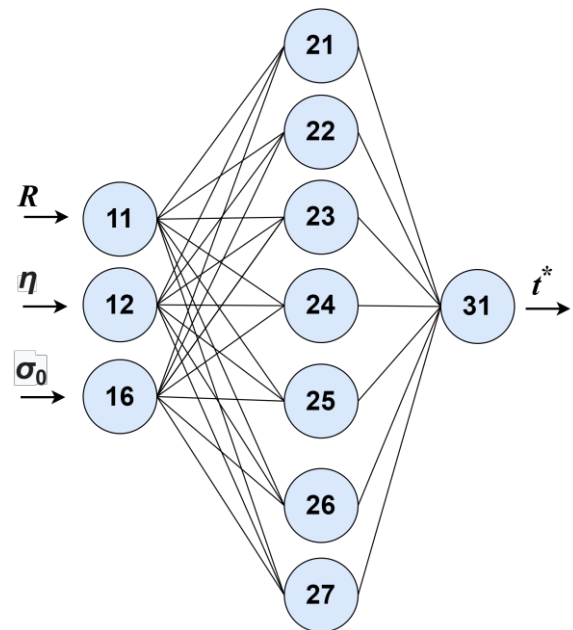


Рис. 2.5 – Отримана архітектура

НМ

Після перших трьох ітерацій методу усі вагові коефіцієнти нейронів (13) та (14) і частка ваг нейрону (15) перетворились на нулі. Далі нейронна мережа донавчалася; найкраще значення функції похибки після донавчання склало $\varepsilon = 0.000088$. Після наступних п'яти ітерацій на нуль перетворилися усі вагові коефіцієнти нейрону (15).

На підставі одержаних результатів остаточно архітектура нейронної мережі була прийнята: 3-7-1. Найкраще значення функції похибки після навчання $\varepsilon = 0.000092$. Для задачі апроксимації значень довговічності стержневого елементу при одноосному навантаженні вдалося скоротити список вхідних параметрів ШНМ вдвічі (рис. 2.5).

Вилучення з нейронної мережі вхідних нейронів, що відповідають параметрам a та k можна пояснити вузькими інтервалами їх зміни та незначним впливом на значення функції довговічності (2). Насправді, якщо площа в будь-який час дорівнює $A(\delta) = A_0 - P_0\delta + a\delta^2$, то при тому що $\delta < 1$, а $P_0 > a$ очевидно, що внесок доданку $a\delta^2$ є дуже малим в величину площі перерізу. Довговічність елементу, на перший погляд суттєво залежить від

швидкості корозії v_0 , але, як випливає з формули (1.28), лінійно залежить від

$\zeta = \frac{1}{v_0}$, тому є сенс винести його окремо від моделі у вигляді коефіцієнта.

Але насамперед, всі вилучені вхідні параметри об'єднує той факт, що вагові коефіцієнти цих параметрів відповідають найменшим степеням опуклості, що є характеристикою впливу на функцію похибки. Можливість пошуку таких вагових коефіцієнтів за допомогою методу OBS дозволяє приймати обґрунтоване рішення щодо вилучення тих чи інших вхідних параметрів ШНМ. При цьому, враховується той факт, що вхідні параметри можуть підсилювати вплив один одного при одночасному застосуванні в ШНМ, на відміну від методів, де досліджується вплив кожного параметру окремо від інших.

Порівнюючи початкову та отриману архітектуру ШНМ, можна побачити, що кількість вагових коефіцієнтів скоротилась зі 105 до 36, тобто майже втричі у порівнянні з початковим варіантом. При цьому при одній і тій самій кількості ітерацій навчання ШНМ значення функції похибки незначно зросло з 0.000074 до 0.000092, яке автор вважає цілком припустимим. Таким чином, за рахунок незначних втрат у точності апроксимації вдалося досягти зниження обчислювальних витрат для подальшого навчання та роботи ШНМ.

2.5 Спосіб отримання вибірки для навчання штучної нейронної мережі

Алгоритмічна реалізацію процедури генерації навчальних зразків можна представити наступним чином:

1. Визначення діапазонів значень для параметрів середовища (такі як швидкість корозії, початкове напруження), типу перерізу стержня і множини його типорозмірів.

2. Генерація випадковим чином параметрів середовища із визначених діапазонів і вибір випадкового типорозміру стержня.

3. Обчислення площі, периметру перерізу стержня. Якщо стержень працює на стиснення обчислюється також момент інерції.
4. Нормалізація даних на відрізок $[0, 1]$.
5. Отримання точного (аналітичного) розв'язку t_{an} для даного набору вхідних параметрів при $Q = const$ за допомогою формули (1.28).
6. Отримання еталонного чисельного розв'язку t^* при $h_t = 0,005t_{an}$.
7. Отримання наближеного чисельного розв'язку \tilde{t} та знаходження коефіцієнтів апроксимуючого поліному $Q(t)$.
8. Обчислення значення похибки наближеного розв'язку.
9. Нормалізація значення поправної функції и формування рядка матриці навчальних зразків.
10. Якщо досягнута потрібна кількість зразків то 11, інакше перехід до генерації наступного зразка 2.
11. Завершення процедури генерації.

Нижче розглянемо детальніше деякі кроки наведеного алгоритму. Як вхідні дані для навчання ШНМ будуть використовуватися метадані (таблиця 2.3) отримані з вхідних даних ЗДКК. В таблиці 2.3 A_0 – початкове значення площі перерізу, см^2 ; P_0 – початкове значення периметру перерізу, см ; σ_0 – початкове значення напруження, кг/см^3 ; \bar{a} – вектор параметрів функції, що апроксимує зусилля в елементі; ε – похибка наближеного розв'язку.

Таблиця 2.3 Приклад вибірки навчальних зразків без масштабування

i	$A_0, \text{см}^2$	$P_0, \text{см}$	$\sigma_0, \text{кг/см}^3$	a_1	a_2	a_3	ε
1	48.64	14.40	529.14	0.00585	-0.01027	0.03085	0.00135
2	63.40	19.86	531.38	0.01395	-0.01703	0.12202	-0.01573
...							
m	70.98	22.93	619.97	-0.01236	0.01838	-0.07441	0.020634

Вхідними даними задачі ЗДКК є набір геометричних параметрів елементів конструкції та початкові параметри середовища, в якому конструкція буде експлуатуватися (таблиця 2.4)

Таблиця 2.4. Вихідні дані для розв'язання ЗДКК

Параметр	Опис
B	Ширина полки, см
H	Висота профілю, см
D	Товщина стійки, см
T	Товщина полки, см
ν_0	Швидкість корозії, см/рік
σ_0	Початкове значення напруження, кг/см ³

Використовуючи геометричні параметри перерізу стержня із таблиці 2.4 обчислюються початкові значення площі A_0 і периметру P_0 перерізу. Для отримання еталонного значення похибки ε , яке буде вихідним значенням ШНМ необхідно мати еталонний розв'язок ЗДКК t^* і наближений розв'язок ЗДКК \tilde{t} . Для отримання наближеного розв'язку ЗДКК \tilde{t} чисельно розв'язується ДР виду (1.27) з використанням скінченно-різницевої схеми Ейлера на нерівномірній сітці [7]. Згідно цього підходу, довговічність конструкції при визначається як:

$$t^* = \sum_{j=1}^n \Delta t^j + \Theta \cdot \Delta t^n, \quad (2.5)$$

де Δt^j – довжина j -го кроку інтегрування ДР (1.27);

Θ – уточнена довжина кроку інтегрування для виходу на границю допустимої області розв'язку, яка визначається по значенням функції на $(n-1)$ -м, n -м і $(n+1)$ -м кроках, наприклад методом парабол.

n – номер кроку, починаючи з якого напруження в елементі кородуючої конструкції досягає своїх граничних значень.

Нерівномірна довжина кроку в формулі (2.5) виникає через те, що спочатку задається приріст глибини корозії $h_{\sigma}^j = \frac{[\sigma] - \sigma_0}{J} = const$, де $j = \overline{1, J}$; J – кількість вузлів скінченно-різницевої сітки, а відповідний йому приріст у часі за допомогою формули (1.28) визначається як:

$$h_t^j = \frac{h_{\sigma}^j}{v_0} - \frac{2kQ^{j-1}}{v_0 d} \ln \left\{ \frac{(P^{j-1} + d - 2ah_{\sigma}^j)(P^{j-1} - d)}{(P^{j-1} - d - 2ah_{\sigma}^j)(P^{j-1} + d)} \right\}; \quad j = \overline{1, J}, \quad (2.6)$$

де $d = \sqrt{P_0^2 - 4ac}$; $c = A_0 + kQ$.

На рисунку 2.6. наведено вигляд схеми чисельного розв'язку при рівномірному розбитті інтервалу зміни напруження від σ_0 до $[\sigma]$.

Кількість вузлів J скінченно-різницевої сітки для знаходження наближеного розв'язку рекомендується обирати якнайменшим, з метою мінімізувати кількість звернень до процедури МСЕ (1.9), однак достатнім для визначення коефіцієнтів функції, що апроксимує залежність $Q(t)$. З огляду на те, що в даному дослідженні використовується поліном виду (1.29), який має степінь три, то як базовий варіант кількості вузлів пропонується $J = 4$.

Еталонний розв'язок знаходиться з використанням метода Рунге-Кутти 2-го порядку точності. При цьому параметр чисельного розв'язку Δt відносно знайденого аналітично значення довговічності при постійному зусиллі дорівнює $\Delta t = 0.005 \cdot t_{ан}$.

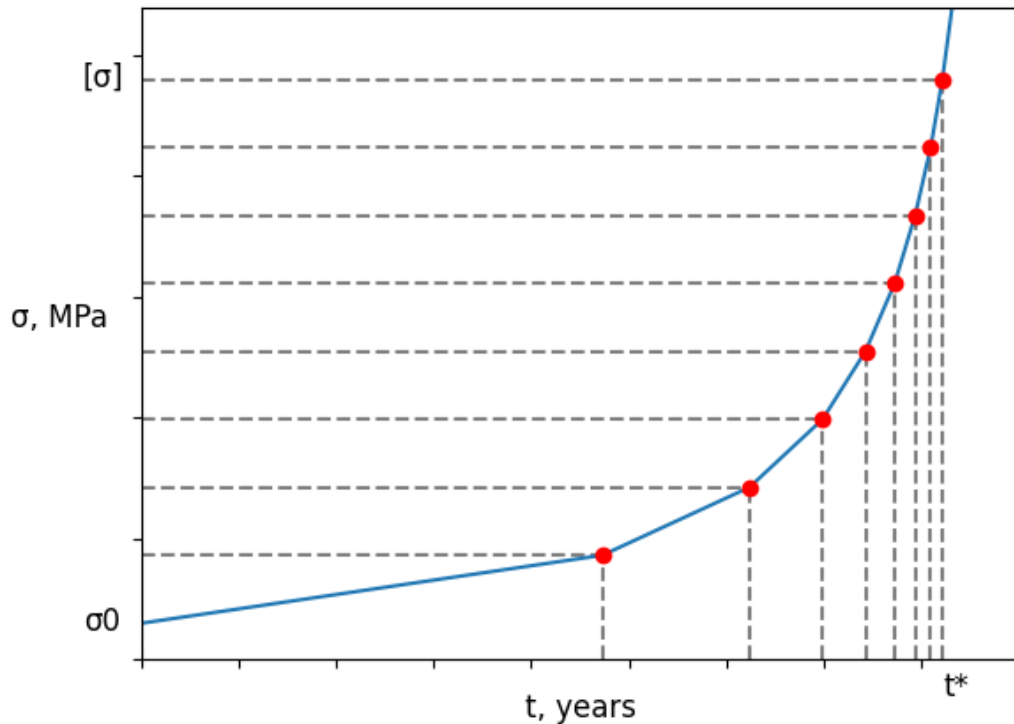


Рисунок 2.6. Вузлові точки чисельного розв'язку при рівномірному кроці по напруженню

Важливо зазначити, що, на кожному кроці чисельного розв'язку, площа і периметр уточнюються з урахуванням впливу корозійного процесу. Визначається критичне значення глибини корозійного ураження δ^* за допомогою рівнянь (1.11) і (1.12) в залежності від виду навантаження на стержень. Якщо стержень працює на стиснення, то для визначення критичного δ^* необхідно ще розрахувати момент інерції із використанням моделі кородуючого перерізу, який наведено в підрозділі 1.1.2, що негативно впливає на обчислювальну складність розв'язку. Але при розв'язанні реальної задачі, вже не буде необхідності знаходити еталонний розв'язок задачі з великою кількістю вузлів скінченно-різницевої сітки так, як це робилось сітки на етапі навчання ШНМ. Розв'язок задачі буде знаходитись із невеликою кількістю вузлів і уточнюватись за допомогою ШНМ навченої для певного типу перерізу та виду навантаження на стержня. Таким чином, обчислювальні витрати на моделювання моделі кородуючого перерізу зменшені і визначаються кількістю вузлових точок наближеного розв'язку.

Висновки до розділу 2

В даному розділі:

1. Для методу поправних функцій розв'язання ЗДКК досліджено вигляд поправної функції, способи її визначення та побудови за допомогою апроксимації залежності похибки наближеного розв'язку від вхідних параметрів. Побудова даної апроксимації проводиться за допомогою ШНМ, що вказує на необхідність наявності вибірки для навчання.

2. Розглянуто архітектуру ШНМ, яка використовується для апроксимації поправної функції. Використовується багат шаровий перцептрон із одним прихованим шаром, архітектура якого визначається кількістю вхідних і вихідних параметрів. Для побудови такої мережі необхідно визначити список вхідних параметрів із дотриманням балансу між обчислювальною складністю та точністю апроксимації. Також вказано, що для різних типів навантаження та перерізів стержнів можуть потрібні окремі ШНМ.

3. Розглянуто метод апроксимації залежності осьових зусиль від часу в елементах конструкції за допомогою поліномів різних степенів. Для цього обирався поліном відповідного степеня, коефіцієнти якого визначалися в процесі отримання наближеного розв'язку. Експерименти проводились на п'яти-стержневій статично невизначеній конструкції з різними типами перерізів. Результати показують, що збільшення ступеня апроксимуючих поліномів не суттєво підвищує точність розрахунків.

4. Визначено значущі вхідні параметри ШНМ для апроксимації значень аналітичної функції довговічності. Для цього було застосовано метод OBS. Основна ідея методу полягає у використанні інформації про другі частинні похідні функції похибки для визначення множини параметрів, які можна вилучити з мережі без суттєвого збільшення похибки. Після застосування методу OBS кількість параметрів в ШНМ скоротилась втричі, при цьому збільшення функції похибки було прийнятним. Таким чином, вдалося

зменшити обчислювальні витрати для навчання та роботи ШНМ, зберігаючи при цьому достатню точність апроксимації.

5. Описано алгоритм генерації навчальних зразків для ШНМ, зокрема, спосіб отримання еталонного і наближеного чисельних розв'язків для обчислення значень поправної функції.

Проведене в розділі 2 дослідження методу поправних функцій і визначення необхідних для його побудови компонентів і їх властивостей дозволяє перейти до проблем уточнення методу і встановлення керованості за точністю.

РОЗДІЛ 3

УТОЧНЕННЯ І КЕРОВАНІСТЬ ЗА ТОЧНІСТЮ МЕТОДУ ПОПРАВНИХ ФУНКЦІЙ

Як було зазначено в розділі 1, запропонований в [14] метод поправних функцій (далі Метод) суттєво зменшує обчислювальні витрати на розв'язання ЗДКК. Але при цьому має і недоліки у вигляді відсутності керованості за точністю методу і накопичення похибки розв'язку внаслідок апроксимації поправної функції, яка в свою чергу використовує результати апроксимації залежності осьових зусиль від часу. Також в [14] і в споріднених підходах [11-13] не враховується наявність залежності виходу ШНМ від набору початкових значень вагових коефіцієнтів ШНМ [67, 68], що є реалізацією деякої випадкової величини, тобто в залежності від тієї чи іншої реалізації останньої вихід ШНМ, взагалі кажучи, буде різним [69-71]. Тому є доцільним розглядати не окремий результат у вигляді виходу ШНМ, а ті чи інші характеристики розподілу таких результатів, наприклад, математичне сподівання.

Таким чином, наслідуючи Метод в [14], будемо вивчати проблему його уточнення і керованості за точністю. Під точністю методу будемо розуміти значення математичного сподівання цільової метрики – $E(\text{RMSE})$; під уточненням методу – визначення умов, що дозволяють зменшити значення $E(\text{RMSE})$ у порівнянні з відповідним значенням наслідованого методу без, щонайменше, збільшення обчислювальних витрат; під керованістю за точністю – визначення залежності між значеннями $E(\text{RMSE})$ і параметрами наближеного розв'язку.

Матеріали даної глави представлені у роботі автора [2].

3.1 Постановка проблеми

Для уточнення Методу будемо виконувати наступні кроки:

1) змінюючи вхідні набори параметрів ШНМ будемо за допомогою Методу розв'язувати ЗДКК, тобто навчатимемо моделі згідно Методу на різних вхідних наборах, в тому числі на запропонованому Методом наборі;

2) створимо множину V , що містить L різних наборів початкових значень вагових коефіцієнтів $\{w_p\}_{p=1}^P, w_p \in [0,1]$, де P – кількість вагових коефіцієнтів, і виконаємо процедуру з попереднього кроку для кожного вхідного набору параметрів і для кожного елементу множини V , після чого для кожного вхідного набору матимемо розподіл значень цільової метрики, параметри якого будемо оцінювати методом максимальної правдоподібності [72-74];

3) для кожного розподілу знайдемо математичне сподівання і порівняємо отримані значення;

4) набір вхідних параметрів, на якому досягається найменше значення математичного сподівання, є шуканою умовою, що уточнює Метод, у разі, якщо на ньому принаймні не збільшуються обчислювальні витрати на етапі застосування отриманого уточнення. Зауваження: будемо нехтувати змінами обчислювальних витрат, що з'являються за рахунок деякого збільшення кількості вхідних параметрів ШНМ, оскільки етап застосування Методу передбачає наявність вже навченої ШНМ.

З метою встановлення керованості за точністю Методу для знайденого найкращого набору побудуємо декілька множин $M_{u_0}(j)$ об'єму L' кожна, де $j \in J$, для кожної з яких знайдемо значення $E(\text{RMSE}(j))$. Апроксимуючи точки $(j, E(\text{RMSE}(j)))$, $j \in J$, побудуємо залежність $y = g(x)$, $x \in [2, \infty)$, $y \in (0, \infty)$. Функція $h(y) = [g^{-1}(y)]^{\sim}$, $h(y) \in \{2, 3, \dots, j', \dots\}$, де $[\cdot]^{\sim}$ означає операцію округлення до найближчого цілого, є шуканою залежністю між значеннями $E(\text{RMSE})$ і кількістю необхідних вузлів j , що є параметрами наближеного розв'язку.

3.2 Уточнення методу поправних функцій

Розглянемо детальніше наведені кроки щодо уточнення Методу.

Вибірка для навчання. Генерується вибірка об'єму n з навчальними зразками, що містить параметри конструкції $A_0, P_0, [\sigma]$, параметри середовища (v_0, k) , значення t^* еталонного розв'язку ЗДКК, значення часу та осьових зусиль (T_j, Q_j) в $j = 4$ вузлових точках $T_j = \{t_1, t_2, \dots, t_j\}$, де t_j дорівнює значенню \tilde{t} наближеного розв'язку ЗДКК, коефіцієнти (a, b, c) полінома степеня 3, що апроксимує залежність $Q(t)$ по точках (T_j, Q_j) . В якості цільової

функції задається похибка $\varepsilon = \frac{t^*}{\tilde{t}}$ між еталонним і наближеним розв'язками ЗДКК.

Навчання моделей. З метою уточнення Методу, будемо розглядати набори вхідних параметрів, що збільшують інформацію про зміну осьових зусиль у часі у порівнянні з запропонованим у Методі. Зафіксуємо множину V , і на наступних наборах вхідних параметрів ШНМ: $u_{a,b,c} = (A_0, P_0, \sigma_0, a, b, c)$, $u_{a,b,c,T_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, a, b, c, T_j)$, $u_{Q_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, Q_j)$, $u_{Q_j,T_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, Q_j, T_j)$ будемо навчати відповідно по L моделей (рис. 3.1., 3.2). Множини цих L моделей позначатимемо $M_{(a, b, c)}$, $M_{((a, b, c), T)}$, $M_{(Q)}$, $M_{(Q, T)}$, або просто M_u , коли мова йде про множину моделей, що відповідає деякому із визначених вище наборів u . Зауважимо, що $u_{a,b,c} = (A_0, P_0, \sigma_0, a, b, c)$ є набором, який використовується в самому Методі, тому цей набір будемо далі називати базовим набором, а множину $M_{(a, b, c)}$ – відповідно множиною базових моделей. В якості метрики, що мінімізується при навчанні ШНМ будемо розглядати $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \varepsilon_i(u))^2$, де ε_i – значення цільової функції для i -го зразка, $\varepsilon_i(u)$ – вихідне значення моделі з M_u для i -го зразка, n – кількість зразків у тестовій вибірці. Уточнений розв'язок ЗДКК матиме вигляд $t^*(u) = \tilde{t} \cdot \varepsilon(u)$, тобто $t^* \approx t^*(u)$.

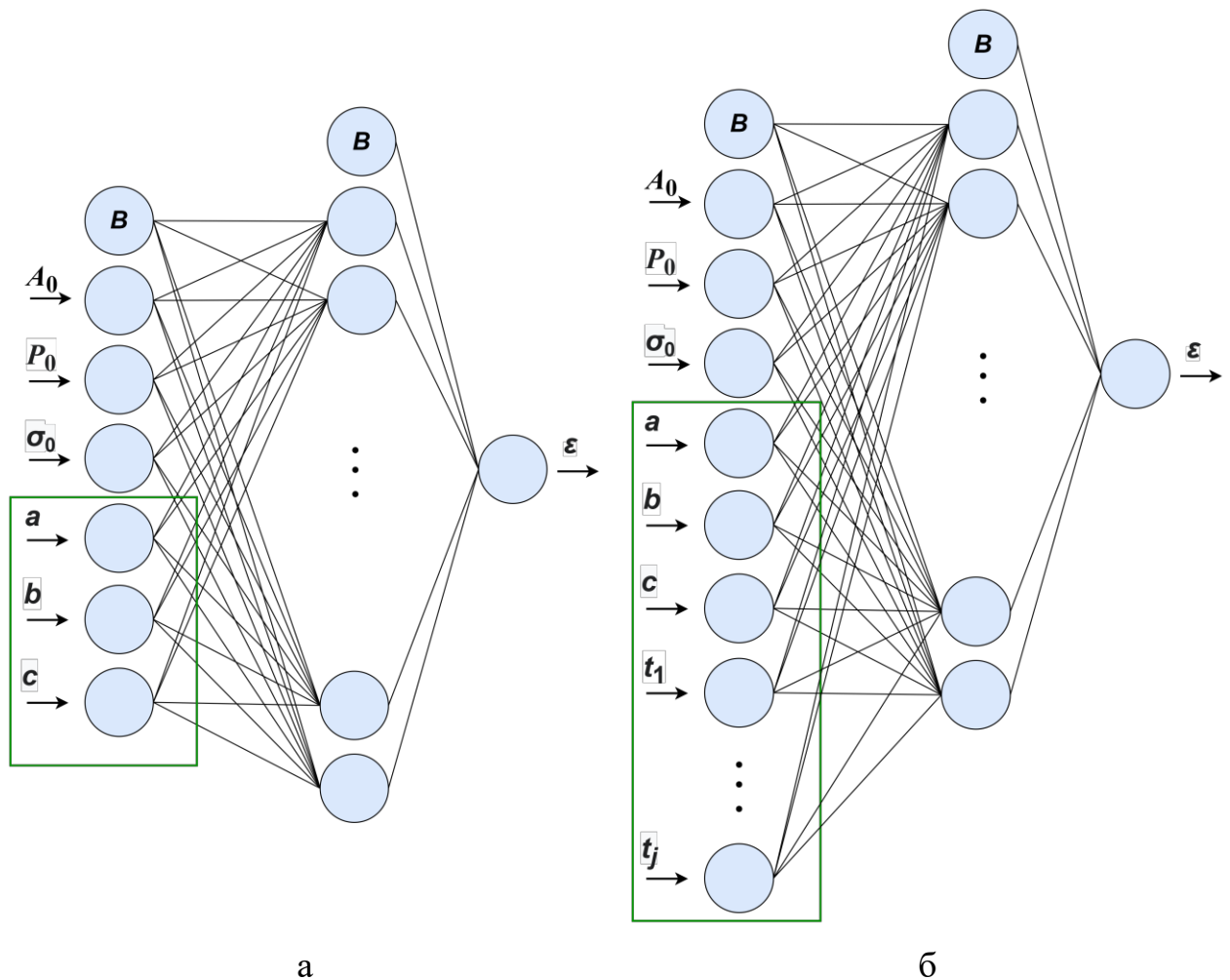


Рис. 3.1. Архітектури ШММ для набору $u_{a,b,c} = (A_0, P_0, \sigma_0, a, b, c)$ (а) і набору $u_{a,b,c,T_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, a, b, c, T_j)$ (б)

Побудова розподілів. Кожній моделі із M_u поставимо у відповідність значення цільової метрики $RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i^* - t_i^*(u))^2\right)}$, де t_i^* , $t_i^*(u)$ – еталонний та наближений розв’язки ЗДКК для i -го зразка. Як вище згадувалось, значення метрики MSE зокрема залежить від набору початкових значень вагових коефіцієнтів ШММ $\{w_p\}_{p=1}^P, w_p \in [0,1]$, що є реалізацією деякої випадкової величини W , (на практиці зустрічається, наприклад, $W \sim U([0,1])$). Таким чином, за визначених умов MSE, а отже і RMSE, зокрема є функціями від випадкової величини W . Отримавши множину M_u обсягом L моделей, де останні відрізнятимуться лише за початковими

наборами $\{w_p^l\}$, $p = \overline{1, P}$, $l = \overline{1, L}$, де P – кількість вагових коефіцієнтів, можемо для кожної множини M_u побудувати розподіл цільової метрики RMSE, знайти оцінки його параметрів і обчислити математичне сподівання $E(\text{RMSE})$.

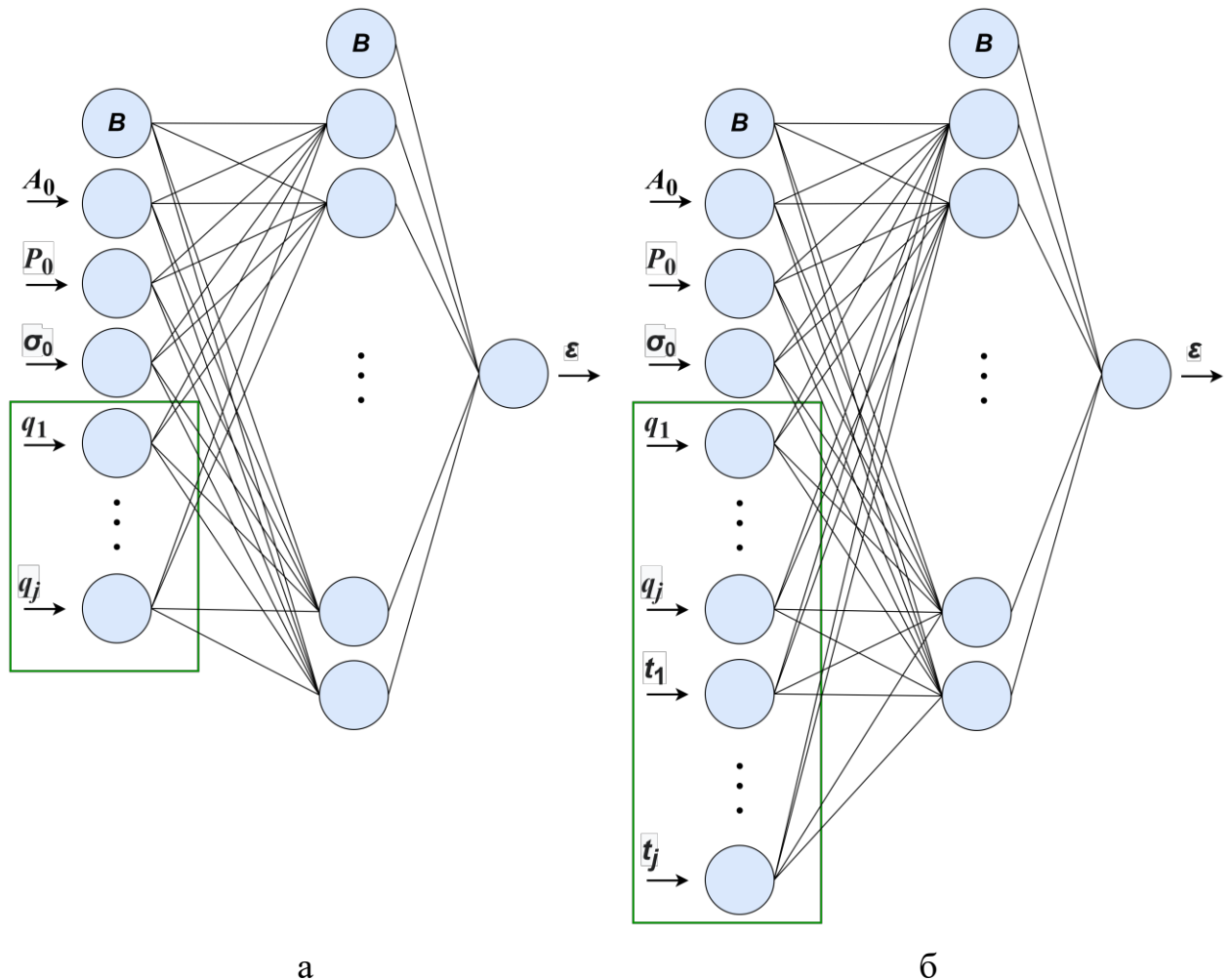


Рис. 3.2. Архітектури ШНМ для набору $u_{Q_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, Q_j)$ (а) і набору $u_{Q_j, T_j} = (A_0, P_0, \sigma_0, Q_j, T_j)$ (б)

Уточнення Методу. Набір u_0 , що відповідає найменшому значенню математичного сподівання (або найкращий набір), є шуканою умовою, що уточнює Метод.

Для подальшого дослідження були розглянуті два випадки за характером зміни осьових зусиль Q від часу t в елементах ШСК, що

відрізняються кількістю проміжків монотонності. Для випадку А маємо один проміжок монотонності, для випадку Б – два проміжки монотонності. Графіки зміни осьових зусиль у часі та їх апроксимація поліномом 3 степеня по 4 вузлам зображено на рисунку 3.3 та рисунку 3.4 для випадку А та випадку Б відповідно.

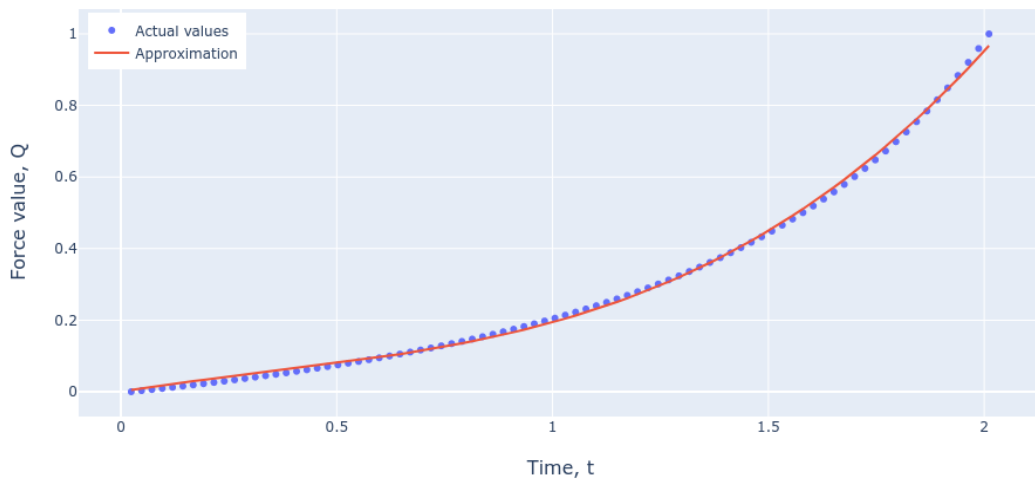


Рис. 3.3 – Випадок А. Один проміжок монотонності.

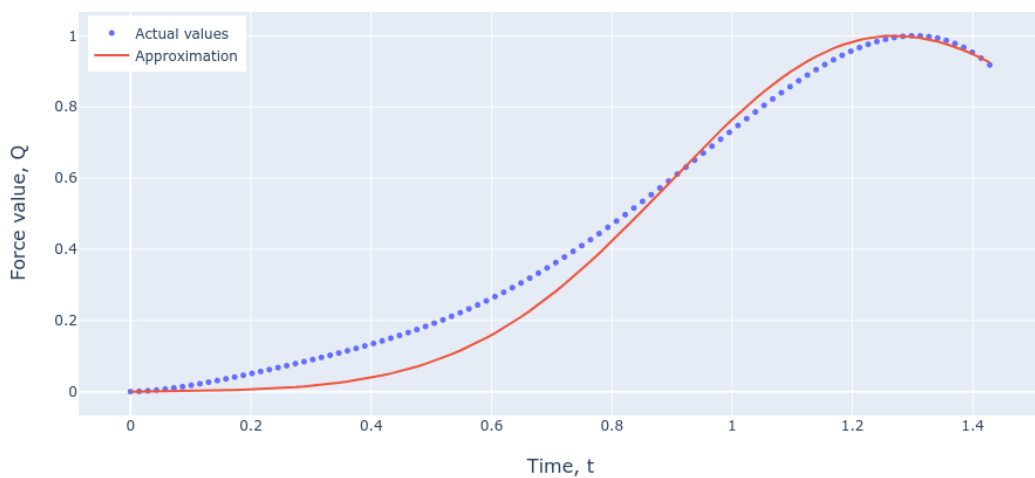


Рис. 3.4 – Випадок Б. Два проміжки монотонності.

Для чисельних експериментів було згенеровано дві вибірки для випадку А та випадку Б об'ємом 20000 зразків кожна. В якості типу профіля ведучого елемента ШСК було обрано двотавр. Початкові геометричні параметри двотавра для кожного зразка обираються випадковим чином із множини типорозмірів визначених для даного типу профіля. Вибірki були розділені на тренувальну і тестову у співвідношенні 70% до 30% [75], тобто розмір тренувальної вибірки 14000 зразків, тестової – 6000 зразків.

Архітектура ШНМ має вигляд багат шарового перцептрону [76] розмірності $d \times s \times 1$, d – кількість нейронів вхідного шару, що дорівнює кількості ознак вхідного набору, $s = 2 \cdot d + 1$ – кількість нейронів прихованого шару відповідно до теореми Хехт-Нільсена [77]. Функція активації для прихованого і вихідного шарів – логістична [63]. Кожна модель навчалася 1000 епох з алгоритмом навчання RPROP [78-80] в пакетному режимі.

Кількість моделей L для уточнення методу дорівнює 100. Кількість моделей для визначення керованості за точністю L' дорівнює 500. Відповідно до значень L і L' генеруються множини V і V' значень random seed [81] з дискретного рівномірного розподілу, що еквівалентно створенню множин наборів початкових значень вагових коефіцієнтів.

Для отримання розподілів значень RMSE моделей із множин M_u , $M_{u_0}(j)$, $j \in J = \{2, 3, 4, 6, 8, 12, 16\}$, в якості гіпотетичного розподілу розглядається двопараметричний обернений гамма-розподіл [82, 83], функція

щільності ймовірності якого має вигляд
$$f(x, \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \left(\frac{1}{x}\right)^{\alpha+1} \cdot \exp\left(-\frac{\beta}{x}\right).$$

Оцінка параметрів α і β здійснюється методом максимальної правдоподібності, а математичне сподівання обчислюється як $\frac{\beta}{\alpha - 1}$, для $\alpha > 1$.

Програмна реалізація даного підходу виконувалась в середовищах PyCharm, Jupyter Notebook [84] за допомогою мови програмування Python [85, 86] та наступних бібліотек: Numpy [87], Pandas [88], scikit-learn [89] для

попередньої обробки та маніпуляцій з даними; Plotly [90] для візуалізації даних. Для роботи з ШНМ було обрано фреймворк машинного навчання PyTorch [91-93]. Обчислення виконувались на CPU 3.7 GHz AMD Ryzen 9 5900X, GPU GeForce RTX 3060 та 32GB RAM.

Для кожного набору M_u було побудовано L моделей із різними початковими значеннями вагових коефіцієнтів. На основі результатів цих моделей побудовані розподіли для значень RMSE. В табл. 3.1 наведені середні значення RMSE та математичні сподівання $E(\text{RMSE})$ для множин отриманих моделей.

Таблиця 3.1 – Результати побудови моделей

	$M_{(Q,T)}$	$M_{(Q)}$	$M_{(a,b,c,T)}$	$M_{(a,b,c)}$
Випадок А, mean(RMSE)	$1.20626 \cdot 10^{-3}$	$1.47549 \cdot 10^{-3}$	$1.91016 \cdot 10^{-3}$	$2.13634 \cdot 10^{-3}$
Випадок А, $E(\text{RMSE})$	$1.20624 \cdot 10^{-3}$	$1.47031 \cdot 10^{-3}$	$1.91096 \cdot 10^{-3}$	$2.13673 \cdot 10^{-3}$
Випадок Б, mean(RMSE)	$4.311255 \cdot 10^{-2}$	$4.376519 \cdot 10^{-2}$	$4.730537 \cdot 10^{-2}$	$4.762757 \cdot 10^{-2}$
Випадок Б, $E(\text{RMSE})$	$4.311258 \cdot 10^{-2}$	$4.376514 \cdot 10^{-2}$	$4.730537 \cdot 10^{-2}$	$4.772759 \cdot 10^{-2}$

Таким чином у порівнянні з базовим набором маємо для випадку А значення математичного сподівання, що відповідає найкращому набору, є меншим на $\frac{(0.002136 - 0.001206)}{0.002136} \cdot 100\% \approx 43.5\%$; а для випадку Б відповідно на $\frac{(0.047727 - 0.043113)}{0.047727} \cdot 100\% \approx 9.7\%$.

Побудовані розподіли для випадку А та випадку Б наведені на рис. 3.4 та рис. 3.5 відповідно.

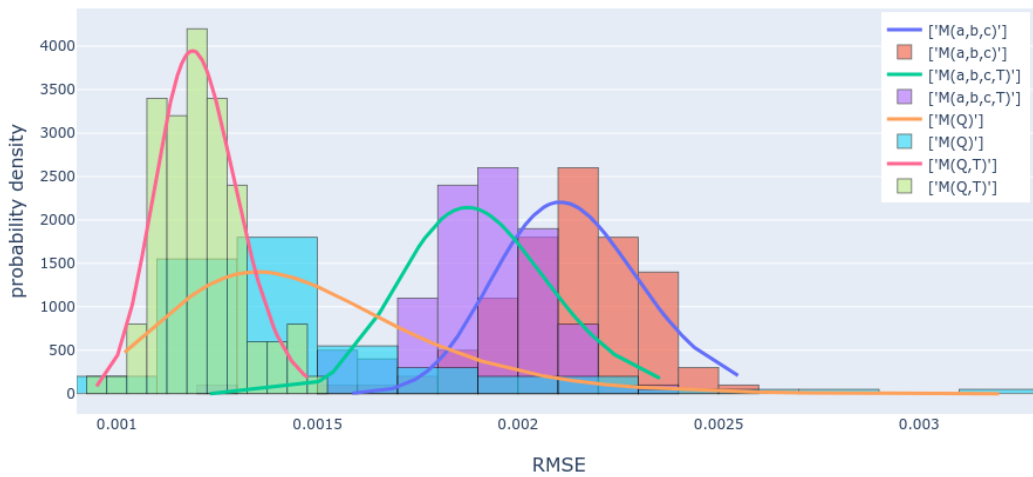


Рис. 3.5 – Розподіли RMSE побудованих моделей для випадку А.

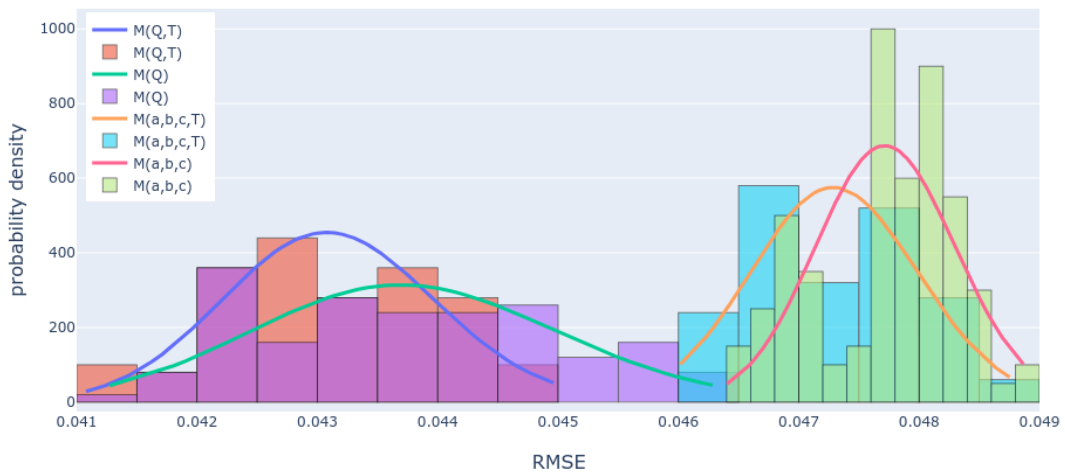


Рис. 3.6 – Розподіли RMSE побудованих моделей для випадку Б.

Найменше значення математичного сподівання цільової метрики $E(\text{RMSE})$ і для випадку А і для випадку Б відповідає набору $u_{Q,T}$. При цьому значення $E(\text{RMSE})$ базового набору $u_{a,b,c}$ є найбільшим для обох випадків. Це дозволяє зробити висновок, що всі запропоновані набори уточнюють результати Методу. Зауважимо, що набір $u_{a,b,c}$ містить найменше інформації про зміну осьових зусиль у часі у порівнянні з іншими наборами. Окрім

цього, моделі з множини $M_{(Q,T)}$ не потребують окремої апроксимації залежності осьових зусиль при отриманні вхідних даних для ШНМ. Останнє зменшує обчислювальні витрати при розв'язку ЗДКК.

3.3 Керованість за точністю методу поправних функцій

Для найкращого набору u_{Q_j, T_j} було побудовано L' моделей для кожної кількості вузлів j із J . Для кожної множини отриманих моделей побудовані розподіли і знайдено математичні сподівання $E(\text{RMSE})$. На рис. 3.7 наведено відповідність значень $E(\text{RMSE})$ кількості вузлів j , їх апроксимація функцією $y = g(x) = a \cdot (x+c)^b$, яка отримана по точках $j \in \{2, 3, 4, 6\}$ та середні значення RMSE до уточнення розв'язку штучною нейронною мережею (середнє значення RMSE в точці $j = 2$ дорівнює 0.10217255).

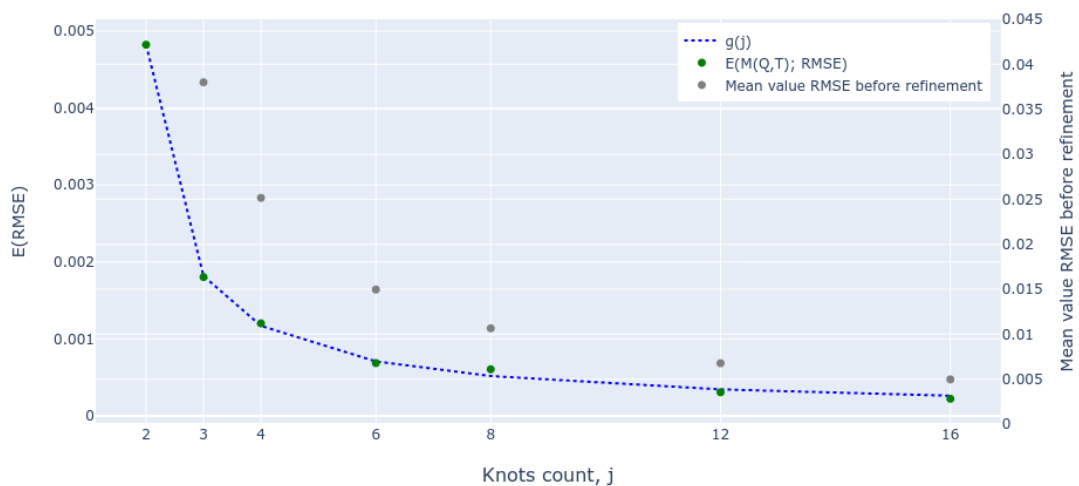


Рис. 3.7 – Графік апроксимованої залежності $E(\text{RMSE})$ від кількості вузлів.

В табл. 3.2 наведено консолідовану інформацію щодо результатів апроксимації залежності $E(\text{RMSE})$ від кількості вузлів j .

Таблиця 3.2 – Результати апроксимації залежності $E(\text{RMSE})$ від кількості вузлів j .

j	$E(\text{RMSE})$	$g(j)$
2	0.0048214	0.0048209
3	0.0018037	0.0018175
4	0.0012030	0.0011706
6	0.0006873	0.0007089
8	0.0006061	0.0005188
12	0.0003082	0.0003457
16	0.0002238	0.0002631

За допомогою функції $g^{-1}(y)$ була побудована функція:

$$h(y) = [g^{-1}(y)]^{\sim} = \left[\left(\frac{y}{a} \right)^{\frac{1}{b}} - c \right]^{\sim}, \quad (3.1)$$

де $a = 0.00249686$, $b = -0.84226492$, $c = -1.54206767$, що є шуканим законом керуваності Метода за точністю. Графік отриманого закону керуваності за точністю зображено на рис. 3.8.

Отриманий закон керуваності методу за точністю (3.1) має вид кусково-лінійної функції. Він дозволяє для бажаного значення математичного сподівання RMSE одразу знаходити необхідну кількість вузлів скінченно-різницевої сітки. Далі використовуючи отримане значення кількості вузлів j як параметр пошуку наближеного розв'язку \tilde{t} , можна побудувати множину $M_{u_0}(j)$, якій належатиме модель, що відповідає бажаному значенню RMSE.

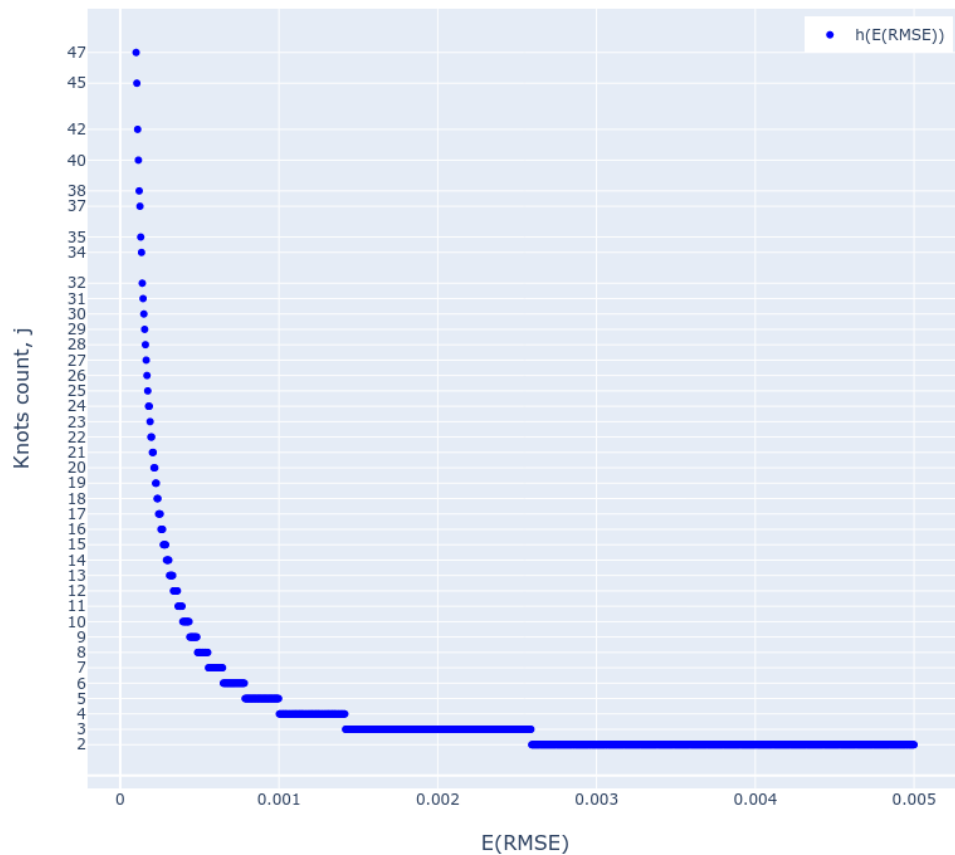


Рис. 3.8 – Графік функції управління точністю $h(y)$

Аналізуючи графік на рис. 3.7, можна побачити, що із збільшенням кількості вузлів j відстань між середнім значенням RMSE до уточнення розв'язку та відповідним значенням $E(\text{RMSE})$ після уточнення зменшується. Це можна інтерпретувати наступним чином: чим більше вузлових точок ми використовуємо для знаходження наближеного розв'язку, тим ближче він стає до еталонного розв'язку. Відповідно все менше значення похибки залишається для уточнення ШНМ.

В залежності від вимог до точності методу, замість математичного сподівання можуть розглядатися інші характеристики розподілу, наприклад, значення квантилів, тощо. Також, може бути доречним додавання штрафу за помилки, які призводять до завищеної оцінки довговічності конструкції в метрику, що оптимізується.

Висновки до розділу 3

Отримав розвиток метод розв'язання ЗДКК із використанням ШНМ. Існуючий метод було вдосконалено шляхом перегляду вхідних параметрів до ШНМ та як наслідок відмова від підходу попередньої апроксимації залежності осьових зусиль від часу. Останнє зменшує обчислювальні витрати на етапі застосування методу. За результатами чисельних досліджень було встановлено, що в залежності від розглядуваного випадку, уточнення дозволило зменшити похибку в середньому на 43.5% і 9.7% порівняно з оригінальним методом. При оцінці моделей враховано факт залежності виходу ШНМ від випадкових початкових значень вагових коефіцієнтів. Потенційний ефект від впровадження запропонованого підходу полягає в більш точному прогнозуванні довговічності кородуючих ШСК в сенсі математичного сподівання, що зменшує ризик настання аварійних ситуацій і пов'язаних з цим фінансових та екологічних наслідків.

Визначено залежність математичного сподівання цільової метрики від параметрів чисельного розв'язку, що робить метод керованим за точністю. Керованість методу за точністю дозволяє розв'язувати ЗДКК із необхідною точністю і при цьому зменшити виконання надлишкових обчислень.

Перспективами подальших досліджень є розгляд можливості введення штрафу за помилки, що призводять до завищення прогнозованого часу виходу з ладу ШСК для метрики, що оптимізується, та дослідження застосування запропонованого підходу в інших споріднених задачах, наприклад, для обчислень функції обмежень в задачі оптимізації ШСК.

Далі буде розглянуто практичне застосування методу поправних функцій із запропонованими автором модифікаціями підходу в задачі оптимального проектування кородуючої ШСК.

РОЗДІЛ 4

РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТУВАННЯ ШСК

У даному розділі застосування поправних функцій для розрахунку довговічності буде проілюстровано на прикладі задачі вагової оптимізації шарнірно-стержневих конструкцій, що підлягають впливу агресивного середовища. Там, де це можливо, результати, які одержані з використанням авторських поправних функцій, будуть порівняні з результатами, отриманими іншими дослідниками, та з використанням інших підходів.

4.1 Розв'язання практичної задачі

Як модельну конструкцію розглянемо статично-невизначену 15-стержневу ШСК (рис. 4.1). Вибір цієї конструкції обумовлений такими причинами:

- відносно невелика кількість елементів та, як наслідок, варійованих параметрів дає можливість одержати розв'язки оптимізаційної задачі за реальний час;

- використання даної розрахункової схеми іншими дослідниками [6, 9, 14] дає можливість порівняти результати та зробити висновки щодо ефективності запропонованої автором розробки;

- з'являється можливість відстежити у часі процес накопичення геометричних пошкоджень, зміни геометричних характеристик перерізів стержневих елементів, а також внутрішніх зусиль та напружень в них.

Для наведеної розрахункової схеми розглянемо дві постановки задачі, які відрізняються кількістю варійованих параметрів.

В першій постановці як варійовані параметри приймаються тип та типорозмір кожного елемента (загальна кількість ВП – 15).

В другій постановці стержні об'єднуються в 4 групи, а саме: елементи верхнього поясу, елементи нижнього поясу, стойки та розкоси (загальна

кількість ВП – 4). Відповідність номеру ВП та номерів стержневих елементів наведена в таблиці 4.1.

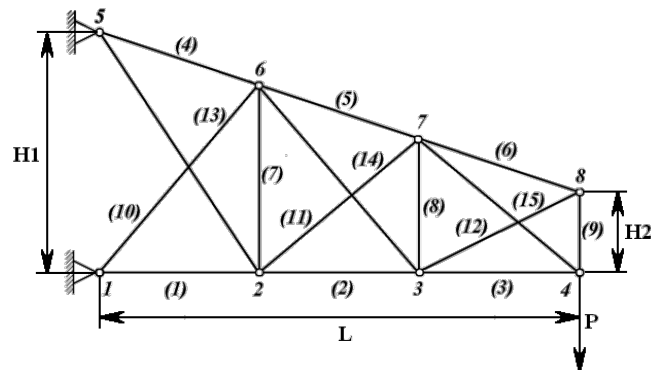


Рис. 4.1 – Розрахункова схема ШСК

Таблиця 4.1. Відповідність ВП номерам елементів конструкції

№ ВП	№ елементів	Група елементів
1	1, 2, 3	Верхній пояс
2	4, 5, 6	Нижній пояс
3	7, 8, 9	Стойки
4	10 - 15	Розкоси

Загальна постановка оптимізаційної задачі наведена в розділі 1 та має вигляд (1.1).

Нижче пропонується короткий опис генетичного методу щодо розв'язання сформульованої задачі.

4.1.1. Застосування генетичного методу

У цьому підрозділі розглядаються способи кодування хромосом та основні генетичні оператори.

Для визначеності обмежимо кількість типів перерізу до чотирьох (швелер, двотавр, рівнобічні та нерівнобічні кутики), а кількість типорозмірів до десяти. Таким чином, кількість варіантів вибору кожного стержневого

елементу дорівнює 40; загальна кількість альтернатив для першої постановки – 40^{15} .

Як визначалося раніше, інформація про тип та типорозмір профілю стержневого елемента дозволяє однозначно визначити геометричні характеристики його перерізу в довільний момент часу, отже, цієї інформації достатньо для обчислення функції обмежень (1.2). На підставі цього хромосому особини, що відповідає даній альтернативі, можна представити як сукупність пар натуральних чисел (індексів), у якій перше число визначає тип перерізу, друге – його типорозмір.

Чисельні значення розмірів перерізу містяться у строках тривимірного масиву (рис. 1.4), у якому номери шарів визначаються непарними генами, а номери строк – парними. Геометричні характеристики перерізів (периметр, площа, моменти інерції) обчислюються за відомими правилами.

Таким чином, генотипом особини є послідовність індексів, фенотипом – розрахункова схема ШСК зі всіма даними, що необхідні для реалізації перелічених в 1.1 математичних моделей, обчислення цільової функції та функції обмежень.

При формуванні початкової популяції значення генів обирались випадковим чином:

- непарні гени з інтервалу [1; 4];
- парні гени з інтервалу [1; 10].

Як оператор кросоверу використовувався одноточковий кросовер [94].

Оператор мутації використовувався лише для парних генів, які визначали типорозмір перерізу. Дозволялась зміна значення гену в більшу або меншу сторону на одиницю.

Точка розриву хромосоми в операторі кросоверу та номер мутуючого гену в операторі мутації обирались випадковим чином.

Повний набір особин після реалізації операторів кросоверу та мутації складав шість особин: 2 батьківські особини, 2 нащадка та 2 нащадка-мутанта. Реалізація оператора відбору полягала у тому, що місця двох

батьківських особин обов'язково займали дві з цих шести особин (у тому числі ті самі батьківські особини) за критерієм якості.

Як критерії досягнення мети розглядались наступні.

1. Повна збіжність популяції [95]. Поняття повної збіжності популяції в генетичних алгоритмах відображає ситуацію, коли всі індивіди в популяції мають однаковий генотип. Це може статися, коли виконуються певні умови, що обмежують різноманітність індивідів та ефективність операцій кросоверу та мутації. В даному випадку, з метою перевірки критерію повної збіжності популяції, для кожного покоління визначаються дві особини, для яких значення фітнес-функції є мінімальним та максимальним:

$$\bar{H}_{\min}^k = \arg \min \{F(\bar{H}_i^k)\}; \quad \bar{H}_{\max}^k = \arg \max \{F(\bar{H}_i^k)\}; \quad i = \overline{1, M}, \quad (4.1)$$

де k – номер покоління; M – об'єм популяції.

Далі вимірюється відстань між такими особинами. В якості метрики використовується відстань Хеммінга [96], при чому остання повинна зменшуватися із кожним новим поколінням особин:

$$d(\bar{H}_{\min}^k, \bar{H}_{\max}^k) \geq d(\bar{H}_{\min}^{k+1}, \bar{H}_{\max}^{k+1}). \quad (4.2)$$

Таким чином, теоретично існує таке значення k^* , для якого відстань Хеммінга між $\bar{H}_{\min}^{k^*}$ та $\bar{H}_{\max}^{k^*}$ буде дорівнювати нулю:

$$\exists k^*: \forall K \geq k^* \Rightarrow d(\bar{H}_{\min}^K, \bar{H}_{\max}^K) = 0. \quad (4.3)$$

Це означає, що всі індивіди у популяції матимуть однаковий генотип, що може вказувати на досягнення локального екстремуму. У випадку повної збіжності популяції, оператор кросоверу не призводить до появи нових

індивідів з різними генотипами, а оператор мутації може лише погіршувати ступінь пристосованості індивідів.

2. Збіжність за цільовою функцією (фітнес-функцією). Протягом декількох поколінь зміни фітнес-функції для «найкращої» особини популяції не перевищує деяку величину ε :

$$\forall K \geq k^* \Rightarrow d(\bar{H}_{\min}^K, \bar{H}_{\min}^{K+1}) \leq \varepsilon. \quad (4.4)$$

У цьому випадку ймовірність досягнення локального екстремуму менша, ніж при повній збіжності популяції.

3. Обмеження на кількість поколінь. Як розв'язок задачі приймається «найкраща» особина популяції останнього покоління.

4.1.2. Використання методу штрафних функцій

Задача оптимального проектування (1.1), (1.2) є задачею на умовний екстремум. Для розв'язання таких задач використовуються два принципово різних підходи:

- методи лінійної апроксимації, які передбачають побудову гіперплощини, дотичній до поверхні функції обмеження в граничній точці, та визначення проекції градієнту цільової функції на цю гіперплощину;
- методи штрафних функцій, які дозволяють перетворити задачу на умовний екстремум до безумовно-екстремальної задачі.

Перший клас методів неможливо використовувати, оскільки вони можуть працювати лише сумісно з градієнтними методами. Таким чином, при розв'язанні задачі в роботі використовувався метод зовнішніх штрафних функцій [97-99].

Замість цільової функції

$$F(\bar{x}) = \sum_{i=1}^N L_i A_i(\bar{x}) \rightarrow \min; \bar{x} \in X_D \quad (4.5)$$

будемо використовувати об'єднану штрафну функцію

$$P(\bar{x}) = \sum_{i=1}^N L_i A_i(\bar{x}) + H \cdot \frac{t^* - t(\bar{x})}{t^*} \rightarrow \min; \bar{x} \in X_D, \quad (4.5)$$

$$\text{де } H = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t^* \leq t(\bar{x}) \\ H^*, & \text{якщо } t^* > t(\bar{x}) \end{cases}$$

Метод зовнішніх штрафних функцій передбачає пошук оптимального розв'язку не тільки в допустимій області X_D , але й за її межами. Ступінь можливого порушення обмеження регулюється шляхом зміни коефіцієнта H^* .

В наступному підрозділі пропонується аналіз результатів чисельних експериментів та висновки відносно ефективності та точності авторської розробки.

4.2 Порівняння отриманих результатів із іншими підходами

Для чисельного експерименту обиралась модельна конструкція з такими розмірами: $L = 600$ см; $H_1 = 300$ см; $H_2 = 100$ см. Характеристики матеріалу та агресивного середовища: $E = 2,1 \times 10^5$ МПа; $[\sigma] = 240$ МПа; $\nu_0 = 0,1$ см/рік; $k = 0,003$ МПа⁻¹. Величина зовнішнього навантаження $P = 100$ кН. Проектна довговічність конструкції $t^* = 2,5$ роки.

При проведенні чисельного експерименту передбачалось, що у місцях з'єднання стержнів корозійний процес відбувається саме так, як у конструкції в цілому.

Як визначалося вище, для виготовлення стержневих елементів обирались чотири типа профілів, для кожного з котрих призначались десять типорозмірів.

Початкова популяція складалась з 2500 особин для першої та 5000 особин для другої постановки. На рис. 4.2 представлений приклад генотипу особини (прототипу конструкції, що оптимізується), а в таблиці 4.1 – відповідний йому фенотип.

4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Рис. 4.2. Генотип особини прототипу конструкції, що оптимізується

Таблиця 4.1. Фенотип особини – прототипу

Номер елемента	Номера вузлів		Довжина елемента (см)	Площа перерізу (см ²)	Момент інерції (см ⁴)	Кут нахилу (град)	Тип перерізу
	1	2					
1	1	2	200.000	17.760	69.737	0.000	Кутик-2
2	2	3	200.000	17.760	69.737	0.000	Кутик-2
3	3	4	200.000	17.760	69.737	0.000	Кутик-2
4	5	6	210.819	17.760	69.737	-18.435	Кутик-2
5	6	7	210.819	17.760	69.737	-18.435	Кутик-2
6	7	8	210.819	17.760	69.737	-18.435	Кутик-2
7	2	6	233.333	17.760	69.737	90.000	Кутик-2
8	3	7	166.667	17.760	69.737	90.000	Кутик-2
9	4	8	100.000	17.760	69.737	90.000	Кутик-2
10	1	6	307.318	17.760	69.737	49.399	Кутик-2
11	2	7	260.342	17.760	69.737	39.806	Кутик-2
12	3	8	223.607	17.760	69.737	26.565	Кутик-2
13	2	5	360.555	17.760	69.737	123.690	Кутик-2
14	3	6	307.318	17.760	69.737	130.601	Кутик-2
15	4	7	260.342	17.760	69.737	140.194	Кутик-2

Об'єм прототипу – 61306,5 см³.

В таблиці 4.2 наведені дані про внутрішні зусилля та напруження в стержневих елементах прототипу

Таблиця 4.2. Зусилля та напруження в елементах прототипу

Номер елемента	Q (кг)	σ_0 (кг/см ²)	σ^* (кг/см ²)	Коеф. запасу
1	-18577.3	1046.0	2034.6	1.945
2	-14433.3	812.7	2034.6	2.504
3	-5644.8	317.8	2034.6	6.401
4	19567.0	1101.7	2400.0	2.178
5	15496.8	872.6	2400.0	2.751
6	6684.4	376.4	2400.0	6.377
7	84.0	4.7	2400.0	507.127
8	303.6	17.1	2400.0	140.400
9	5292.9	298.0	2400.0	8.053
10	-2176.2	122.5	861.7	7.032
11	-3455.6	194.6	1200.7	6.171
12	-6930.3	390.2	1627.7	4.171
13	2596.5	146.2	2400.0	16.416
14	3816.6	214.9	2400.0	11.168
15	7539.4	424.5	2400.0	5.654

Довговічність прототипу визначалась елементом (1), якій в початковий момент часу мав мінімальний запас несучої здатності, та складала 0,883 року. Для цього елемента активні обмеження по стійкості, тому при обчисленні його довговічності використовувалась модель кородуючого перерізу, яка була представлена в підрозділі 1.1.2.

Оптимальні розв'язки для першої та другої постановок були одержані за 842 та 613 епох генетичного методу відповідно. В обох випадках був реалізований критерій повної збіжності популяції, це дає підстави вважати, що одержані розв'язки відповідають локальним екстремумам.

На рис. 4.3 та в таблиці 4.3 представлені генотип та фенотип особини, яка є оптимальним проєктом.

4	7	3	4	3	2	4	7	4	7	4	3	4	2	4	2	4	3	3	2	3	2	3	3	4	2	4	3	4	4
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Рис. 4.3. Генотип особи оптимального проекту

Таблиця 4.3. Фенотип особи оптимального проекту

Номер елемента	Номера вузлів		Довжина елемента (см)	Площа перерізу (см ²)	Момент інерції (см ⁴)	Кут нахилу (град)	Тип перерізу
	1	2					
1	1	2	200.000	25.000	120.558	0.000	Кутик-2
2	2	3	200.000	21.690	133.056	0.000	Кутик-1
3	3	4	200.000	15.360	60.006	0.000	Кутик-1
4	5	6	210.819	25.000	120.558	-18.435	Кутик-2
5	6	7	210.819	25.000	120.558	-18.435	Кутик-2
6	7	8	210.819	12.400	23.356	-18.435	Кутик-2
7	2	6	233.333	8.400	12.650	90.000	Кутик-2
8	3	7	166.667	8.400	12.650	90.000	Кутик-2
9	4	8	100.000	12.400	23.356	90.000	Кутик-2
10	1	6	307.318	15.360	60.006	49.399	Кутик-1
11	2	7	260.342	15.360	60.006	39.806	Кутик-1
12	3	8	223.607	16.960	80.531	26.565	Кутик-1
13	2	5	360.555	8.400	12.650	123.690	Кутик-2
14	3	6	307.318	12.400	23.356	130.601	Кутик-2
15	4	7	260.342	13.760	32.201	140.194	Кутик-2

В таблицях 4.4. та 4.5 наведена інформація про зусилля та напруження в елементах оптимального проекту в початковий момент часу та після 2,5 років експлуатації.

Довговічність оптимального проекту визначалась елементом (3) та складала 2,607 року. В початковий момент часу мінімальний запас несучої здатності був у елемента (4), але з часом внутрішні зусилля в ньому зменшились майже на 30%. Довговічність елемента (3) визначалась обмеженнями по стійкості.

Таблиця 4.4. Зусилля та напруження в елементах оптимальному проєкту в початковий момент часу

Номер елемента	Q (кг)	σ_0 (кг/см ²)	σ^* (кг/см ²)	Коеф. запасу
1	-18217.9	728.7	2400.0	3.293
2	-14154.9	652.6	2400.0	3.678
3	-5725.0	372.7	2024.2	5.431
4	19944.7	797.8	2400.0	3.008
5	15797.4	631.9	2400.0	3.798
6	6593.9	531.8	2400.0	4.513
7	851.9	101.4	2400.0	23.665
8	580.2	69.1	2400.0	34.748
9	5217.5	420.8	2400.0	5.704
10	-2727.8	177.6	857.3	4.827
11	-3846.5	250.4	1194.6	4.770
12	-6907.5	407.3	1968.3	4.833
13	1949.3	232.1	2400.0	10.342
14	3357.9	270.8	2400.0	8.863
15	7561.7	549.5	2400.0	4.367

Таблиця 4.5. Зусилля та напруження в елементах оптимальному проєкті після 2.5 років експлуатації

Номер елемента	Q (кг)	σ_0 (кг/см ²)	σ^* (кг/см ²)	Коеф. запасу
1	-14311.2	2221.3	2400.0	1.081
2	-16544.1	2052.9	2400.0	1.169
3	-6708.1	1966.4	2024.2	1.029
4	14117.3	2089.2	2400.0	1.181
5	12580.6	2133.9	2400.0	1.125
6	8822.7	2114.8	2400.0	1.135
7	1042.1	1122.2	2400.0	2.139
8	633.2	684.1	2400.0	3.509
9	4556.8	1927.8	2400.0	1.245
10	-2498.1	774.7	857.3	1.107
11	-4207.0	1151.5	1194.6	1.037
12	-7103.8	1411.9	1968.3	1.395
13	1922.1	1732.4	2400.0	1.386
14	3034.7	1637.1	2400.0	1.466
15	7311.3	1403.6	2400.0	1.710

Остаточні результати чисельного експерименту наведені в таблиці 4.6. Результати даються у порівнянні з оптимальними розв'язками, які були одержані з використанням попередніх стратегій, що описані в 1.2, а саме – нейроконтролеру та методу декомпозиції.

Таблиця 4.6. Результати чисельного експерименту

Метод	Кількість звернень до процедури МСЕ	Час розв'язання задачі
Генетичний метод	10 239 415 / 4 391 143	54 хв 17,2 с / 31 хв 22,2 с
Нейроконтролер	3 733 101 / 1 600 411	22 хв 34,3 с / 14 хв 31,8 с
Метод декомпозиції	1 534 212 / 558 803	12 хв 18,9 с / 11 хв 12,7 с
Метод поправних функцій	1 525 311 / 530 756	9 хв 47,3 с / 7 хв 29,3 с

Отримані результати дозволяють зробити висновок, що метод поправних функцій із запропонованими автором модифікаціями дійсно має перевагу перед іншими методами. При досягненні більшої точності, порівняно з оригінальним методом поправних функцій та встановленій керованості за точністю, модифікований метод при цьому забезпечує найменшу обчислювальну складність.

Висновки до розділу 4

В даному розділі розв'язано практичну задачу оптимального проектування кородуючої ШСК із запропонованими автором модифікаціями поправних функцій. Порівняння з результатами інших авторів та інших підходів показало, що запропонована автором модифікація методу поправних функцій має найнижчу обчислювальну складність.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну задачу, що полягає у підвищенні ефективності методів розв'язання задач оптимального проектування шарнірно-стержневих конструкцій (ШСК), призначених для експлуатації в агресивних технологічних середовищах, шляхом вдосконалення методу поправних функцій і забезпечення його керованості за точністю

У ході досліджень були отримані такі результати.

1. Розглянуто задачу оптимального проектування кородуючої ШСК та визначено основні проблеми, пов'язані з її розв'язанням, такі як дискретна постановка задачі та необхідність моделювання впливу агресивного середовища на конструкцію. Встановлено, що підвищення ефективності розв'язання за рахунок методів оптимізації не є можливим, проте можливе поліпшення ефективності на етапі обчислення функції обмежень, зокрема, розв'язання ЗДКК. Проведено огляд існуючих методів розв'язання ЗДКК і їх керованості за точністю. Обґрунтовано вибір методу розв'язання ЗДКК для основи дисертаційного дослідження.

2. Досліджено метод поправних функцій для розв'язання ЗДКК. Визначено вигляд поправної функції та методи її побудови за допомогою апроксимації. Розглянуто архітектуру ШНМ, яка використовується для апроксимації поправної функції. Досліджено вплив степеня поліному на точність апроксимації залежності осьових зусиль від часу. Запропоновано використання методу OBS для обґрунтованого вибору значущих параметрів ШНМ. Наведено спосіб генерації вибірки для навчання ШНМ.

3. Метод поправних функцій для розв'язання ЗДКК було вдосконалено шляхом перегляду списку вхідних параметрів ШНМ. За результатами проведених експериментів, запропоноване уточнення показало зменшення похибки, в залежності від розглядуваного випадку, в середньому на 43.5% і 9.7% порівняно з оригінальним методом. При оцінці моделей було враховано

залежність вихідних значень ШНМ від випадкових початкових значень вагових коефіцієнтів. Згідно запропонованій автором модифікації зникає необхідність в попередній апроксимації осьових зусиль перед застосуванням поправної функції, що позитивно впливає на обчислювальну складність методу. Для уточненого методу поправних функцій було встановлено керування за точністю методу шляхом визначення залежності математичного сподівання цільової метрики від параметрів чисельного розв'язку. Останнє дозволяє знаходити баланс між обчислювальною складністю методу і необхідною точністю розв'язку.

4. Розв'язано практичну задачу оптимального проектування кородуючої ШСК декількома методами, включно із методом поправних функцій із запропонованими автором модифікаціями. Порівняння з результатами інших авторів та інших підходів показало, що модифікований метод поправних функцій забезпечує найменшу обчислювальну складність. При цьому для методу покращено точність розв'язків, порівняно з оригінальним методом поправних функцій та встановлено керування за точністю.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Zelentsov D. G., Brychkovskyi O. D. Research of polynomial approximation of forces in rod elements of corroding structures. *System technologies*. 2022. Vol. 5, no. 142. P. 106–115. URL: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-142-2022-10>.
2. Brychkovskyi O. D. Refinement and accuracy control of the solution method for the durability problem of a corroding structure using neural network. *Radio electronics, computer science, control*. 2024. No. 1. P. 96. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-1-9>.
3. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Using the method of optimal brain surgeon for determining significant parameters in approximation problems. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university*. 2024. Vol. 144, no. 1. P. 148–155. URL: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.1.19>.
4. Зеленцов Д.Г., Бричковський О.Д. Комп'ютерна програма «Спрощення структури штучної нейронної мережі з використанням методу оптимальної хірургії мозку»: авт.свід. України № 120261. 03.07.2023.
5. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Use of polynomial approximation of forces in the method of correction functions. *International scientific and technical conference Information technologies in metallurgy and machine building*. 2024. P. 138–140. URL: <https://doi.org/10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.036>.
6. Zelentsov D. G., Korotka L. I. Technologies of computational intelligence in problems of modeling dynamic systems : монографія. Dnipro : Balans-Klub, 2018. 179 p.
7. Зеленцов Д. Г., Ляшенко О. А., Науменко Н. Ю. Информационное обеспечение расчетов корродирующих объектов. Математические модели и концепция проектирования систем : монографія. Днепропетровск : УГХТУ, 2012. 264 с.

8. Денисюк О. Р. Моделі та методи керованого за точністю чисельного аналізу кородуючих шарнірно-стержневих конструкцій : дис. ... канд. техн. наук : 01.05.02. Дніпро, 2017. 200 с.
9. Зеленцов Д. Г. Модели и методы решения задач строительной механики конструкций с изменяющимися геометрическими характеристиками : дис. ... д-ра техн. наук : 05.23.17. Днепропетровск, 2006. 317 с.
10. Коротка Л. І. Нечіткі та нейромережеві технології під час розв'язання деяких класів систем диференціальних рівнянь. *Вісник Кременчуцького національного університету ім. М.Остроградського*. 2023. Т. 4, № 141. С. 92–99. URL: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2023.4.11>.
11. Короткая Л. И., Зеленцов Д. Г., Науменко Н. Ю. Декомпозиционный метод решения систем дифференциальных уравнений, моделирующих процесс коррозионного деформирования конструкций. *Труды международной научно-практической конференции «Ауэзовские чтения – 14: Инновационный потенциал науки и образования Казахстана в новой глобальной реальности*. 2016. Т. 3. С. 127–133.
12. Зеленцов Д. Г., Денисюк О. Р. Алгоритм розв'язання систем диференціальних рівнянь, що моделюють корозійний процес у шарнірно-стержневих конструкціях. *Вісник НТУ «ХПИ». Серія: Математичне моделювання в техніці та технологіях*. 2016. Т. 16, № 1188. С. 36–42.
13. Zelentsov D. G., Liashenko O. A. Decomposition method for solution of differential equations systems is the problems of modeling corrosion deformation processes. *Комп'ютерне моделювання: аналіз, управління, оптимізація. Збірник наукових праць*. 2017. Vol. 2, no. 2. P. 28–34.
14. Zelentsov D. G., Korotka L. I., Denysiuk O. R. The method of correction functions in problems of optimization of corroding structures. *Advances in computer science for engineering and education III. ICCSEEA 2020*.

- Advances in intelligent systems and computing*. 2021. Vol. 1247. P. 132–142. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_12.
15. Zelentsov D. G., Denysiuk O. R. Neural network algorithm for accuracy control in modelling of structures with changing characteristics. *Advances in computer science for engineering and education. ICCSEEA 2018. Advances in intelligent systems and computing*. 2019. Vol. 754. P. 507–516. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_51.
16. Пелешко І. Д., Юрченко В. В. Оптимальне проектування металевих конструкцій на сучасному етапі (огляд праць). *Металеві конструкції*. 2009. Т. 15, № 1. С. 13–21.
17. Хома М. С. Стан і перспективи розвитку досліджень у галузі корозії та протикорозійного захисту конструкційних матеріалів в Україні: За матеріалами доповіді на засіданні Президії НАН України 27 жовтня 2021 року. *Вісник НАН України*. 2021. № 12. С. 99–106. URL: <https://doi.org/10.15407/visn2021.12.099>.
18. Зеленцов Д. Г., Ляшенко О. А., Науменко Н. Ю. Информационное обеспечение расчетов корродирующих объектов. Математические модели и концепция проектирования систем: монографія. Днепропетровск: УГХТУ, 2012. 264 с.
19. Metal and steel products. URL: <https://metalkonstrukcijas.lv/en/metal-trading/> (дата звернення: 17.05.2024).
20. ДСТУ 3436-96. Швелери сталеві гарячекатані. Сортамент 2012 (62400). Чинний від 1999-01-01. Вид. офіц. Київ: Держстандарт України, 1996. 10 с.
21. Батищев Д. И., Неймарк Е. А., Старостин Н. В. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации. Н. Новгород, 2007. 85 с.
22. Пелешко І. Д., Юрченко В. В. Застосування генетичних алгоритмів для пошуку оптимальних проектних рішень металевих конструкцій. *VIII Українська науково-технічна конференція «Металлические*

- конструкции: взгляд в прошлое и будущее». Сборник докладов. 2004. С. 250–260.
23. Nelder A., Mead R. A simplex method for function minimization. *The computer journal*. 1965. Vol. 7. P. 308–313.
24. Di Y., Mukai H. Stochastic discrete optimization. *SIAM journal on control and optimization*. 1992. Vol. 30, no. 3. P. 594–612. URL: <https://doi.org/10.1137/0330034>.
25. Gallagher K., Sambridge M., Drijkoningen G. Genetic algorithms: An evolution from Monte Carlo Methods for strongly non-linear geophysical optimization problems. *Geophysical research letters*. 1991. Vol. 18, no. 12. P. 2177–2180. URL: <https://doi.org/10.1029/91GL02368>.
26. Holland J. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. USA: University of Michigan, 1975. 211 p. URL: <https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.001.0001>.
27. Carlos G.-M., Rodriguez F., Lozano M. Genetic algorithms. *Handbook of heuristics*. Cham: Springer international publishing, 2018. P. 431–464. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-07124-4_28.
28. Reeves C. Genetic algorithms. *Handbook of metaheuristics*. Boston, 2010. P. 109–139. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5_5.
29. Rowe J. Genetic algorithms. *Springer handbook of computational intelligence*. Berlin, 2015. P. 825–844. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-662-43505-2_42.
30. Alapati M. Optimization of truss structure using genetic algorithm. *International journal of recent development in engineering and technology*. 2014. Vol. 3, no. 1. P. 105–111. URL: https://www.ijrdet.com/files/Volume3Issue1/IJRDET_0714_19.pdf.
31. Ashlock D. Evolutionary computation for modeling and optimization. New York: Springer, 2006. 572 p. URL: <https://doi.org/10.1007/0-387-31909-3>.

32. Coello C. C. Discrete optimization of trusses using genetic algorithms. *EXPERTSYS-94. The sixth international conference on artificial intelligence and expert systems applications*. 1994. P. 331–336.
33. Czarnecki S. Multithreaded genetic program in truss shape optimization. *Теоретичні основи будівництва. Theoretical foundations of civil engineering*. 2000. No. 8. P. 556–560.
34. Czarnecki S. Optimal structural design using a genetic algorithm. *Теоретичні основи будівництва. Theoretical foundations of civil engineering*. 1999. No. 7. P. 201–210.
35. Gutkowski W. Discrete structural optimization. Vienna : Springer, 1997. 250 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-7091-2754-4>.
36. Rajeev S., Krishnamoorthy C. S. Discrete optimization of structures using genetic algorithms. *Journal of structural engineering*. 1992. Vol. 118, no. 5. P. 1233–1250.
37. Wu S. J., Chow P. T. Steady-state genetic algorithms for discrete optimization of trusses. *Computers & structures*. 1995. Vol. 56, no. 6. P. 979–991.
38. Mitchell M. An introduction to genetic algorithms. London : The MIT Press, 1998. 221 p. URL: <https://doi.org/10.7551/mitpress/3927.001.0001>.
39. Coello C. C., Rudnick M., Christiansen A. D. Using genetic algorithms for optimal design of trusses. *Proceedings sixth international conference on tools with artificial intelligence*. 1994. P. 88–94. URL: <https://doi.org/10.1109/TAI.1994.346509>.
40. Haug E., Arora J. Applied optimal design: mechanical and structural systems. New York : Wiley-Interscience, 1979. 520 p.
41. Зеленцов Д. Г., Коротка Л. І. Використання нейронних мереж при розв'язанні задач довговічності кородуючих конструкцій. *Вісник Кременчуцького національного університету ім. М. Остроградського*. 2011. Т. 3, № 68. С. 24–27.

42. Denysiuk O. R., Zelentsov D. G. Use of genetic algorithms in problems of corroding hinged-rod structures optimal design. *Проблеми обчислювальної механіки і міцності конструкцій. Збірник наукових праць*. 2016. No. 25. P. 40–50. URL: <https://pommk.dp.ua/index.php/journal/article/view/337>.
43. Denysiuk O. R. Determination of rational numerical solution parameters for some classes of systems of differential equations. *Visnyk of Kherson national technical university*. 2016. Vol. 3, no. 58. P. 208–212.
44. Зеленцов Д. Г. Расчет конструкций с изменяющейся геометрией в агрессивных средах. Стержневые системы. : монографія. Днепропетровск : УГХТУ, 2002. 167 с.
45. Mangasarian O. L., Shavlik J. W., Wild E. W. Knowledge-based kernel approximation. *Journal of machine learning research*. 2004. Vol. 5. P. 1127–1141.
46. On the inference and approximation properties of belief rule based systems / Y. W. Chen et al. *Information sciences*. 2013. Vol. 234. P. 121–135. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.01.022>.
47. Hlawitschka W. The empirical nature of Taylor-series approximations to expected utility. *The american economic review*. 1994. Vol. 84, no. 3. P. 713–719.
48. Riley K. F., Hobson M. P., Bence S. J. Mathematical methods for physics and engineering: a comprehensive guide. 3rd ed. Cambridge : Cambridge University Press, 2006. 1359 p. URL: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810763>.
49. Data based linear power flow model: investigation of a least-squares based approximation / Z. Shao et al. *IEEE transactions on power systems*. 2021. Vol. 36, no. 5. P. 4246–4258. URL: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2021.3062359>.
50. Hokanson J. M., Constantine P. G. Data-driven polynomial ridge approximation using variable projection. *SIAM journal on scientific*

- computing*. 2018. Vol. 40, no. 3. P. 1566–1589.
URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.05859>.
51. Pinkus A. Approximation theory of the MLP model in neural networks. *Acta numerica*. 1999. Vol. 8. P. 143–195.
52. Trenn S. Multilayer perceptrons: approximation order and necessary number of hidden units. *IEEE transactions on neural networks*. 2008. Vol. 19, no. 5. P. 836–844. URL: <https://doi.org/10.1109/tnn.2007.912306>.
53. Kuri-Morales A. Closed determination of the number of neurons in the hidden layer of a multi-layered perceptron network. *Soft computing*. 2017. Vol. 21. P. 597–609. URL: <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2416-3>.
54. Haykin S. *Neural Networks: a comprehensive foundation*. Upper Saddle River : Prentice Hall, 1999. 842 p.
55. Widrow B., Stearns S. *Adaptive signal processing*. Prentice-Hall, 1985. 474 p.
56. Adcock A., Platte R. B. A mapped polynomial method for high-accuracy approximations on arbitrary grids. *SIAM journal on numerical analysis*. 2016. Vol. 54, no. 4. P. 2256–2281. URL: <https://doi.org/10.1137/15M1023853>.
57. Kawaguchi M. F., Da-te T. Connections of accuracy of least-square polynomial approximation with degree of polynomials. *Electronics and communications in Japan*. 1988. Vol. 71, no. 6. P. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1002/ecja.4410710601>.
58. Smyth G. K. Polynomial approximation. *Encyclopedia of biostatistics*. 1998. Vol. 13. P. 101–127. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-540-85268-1_4.
59. Dikusar N. D. Higher-order polynomial approximation. *Mathematical models and computer simulations*. 2016. Vol. 8. P. 183–200. URL: <https://doi.org/10.1134/S2070048216020058>.
60. Hairer E., Wanner G. Runge–Kutta methods, explicit, implicit. *Encyclopedia of applied and computational mathematics*. Berlin, 2015. P. 1282–1285. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-540-70529-1_144.

61. Principal component analysis–artificial neural network-based model for predicting the static strength of seasonally frozen soils / Y. Sun et al. *Scientific reports*. 2023. Vol. 13. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43462-7>.
62. Karhunen J., Oja L., Wang R. A class of neural networks for independent component analysis. *IEEE transactions on neural networks*. 1997. Vol. 8, no. 3. P. 486–504. URL: <https://doi.org/10.1109/72.572090>.
63. Szandała T. Review and comparison of commonly used activation functions for deep neural networks. *Bioinspired neurocomputing. Studies in computational intelligence*. Singapore, 2021. P. 203–224. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-15-5495-7_11.
64. Activation functions / M. Goyal et al. *Deep learning: algorithms and applications. Studies in computational intelligence*. Cham, 2020. Vol. 865. P. 1–28. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-31760-7_1.
65. Callan R. The essence of neural networks. New York : Prentice Hall Europe, 1992. 232 p.
66. Neculai A. Nonlinear conjugate gradient methods for unconstrained optimization: Springer optimization and its applications. Cham : Springer, 2020. 498 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-42950-8>.
67. Narkhede M. V., Bartakke P. P., Sutaone M. S. A review on weight initialization strategies for neural networks. *Artificial intelligence review*. 2022. Vol. 55, no. 1. P. 291–322. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10033-z>.
68. On the importance of initialization and momentum in deep learning / I. Sutskever et al. *Proceedings of the 30th international conference on machine learning*. 2013. Vol. 28, no. 3. P. 1139–1147.
69. Napolitano G., Serinaldi F., See L. Impact of EMD decomposition and random initialisation of weights in ANN hindcasting of daily stream flow series: an empirical examination. *Journal of hydrology*. 2011. Vol. 406,

no. 3-4.

P. 199–214.

URL: <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2011.06.015>.

70. Schmidt W. F., Kraaijveld M. A., Duin R. P. W. Feedforward neural networks with random weights. *Proceedings., 11th IAPR international conference on pattern recognition. vol.ii. conference B: pattern recognition methodology and systems*, The Hague, Netherlands. URL: <https://doi.org/10.1109/icpr.1992.201708>.
71. Thimm G., Fiesler E. High-order and multilayer perceptron initialization. *IEEE transactions on neural networks*. 1997. Vol. 8, no. 2. P. 349–359. URL: <https://doi.org/10.1109/72.557673>.
72. Pan J.-X., Fang K.-T. Maximum likelihood estimation. *Growth curve models and statistical diagnostics*. New York, NY, 2002. P. 77–158. URL: https://doi.org/10.1007/978-0-387-21812-0_3.
73. Руденко В. М. Математична статистика : навчальний посібник. Київ : Центр учбової літератури, 2012. 304 p.
74. Vapnik V. N. The nature of statistical learning theory. 2nd ed. New York : Springer, 2000. 314 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1>.
75. Vrigazova B. The proportion for splitting data into training and test set for the bootstrap in classification problems. *Business systems research journal*. 2021. Vol. 12, no. 1. P. 228–242. URL: <https://doi.org/10.2478/bsrj-2021-0015>.
76. Alpaydin E. Multilayer perceptrons. *Introduction to machine learning*. 2014. P. 267–316.
77. Hecht–Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *IEEE first annual int. conf. on neural networks*. 1987. Vol. 3. P. 11–13.
78. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm. *IEEE international conference on neural networks*, San Francisco, CA, USA. URL: <https://doi.org/10.1109/icnn.1993.298623>.

79. Mushgil H. M., Alani H. A., George L. E. Comparison between resilient and standard back propagation algorithms efficiency in pattern recognition. *International journal of scientific & engineering research*. 2015. Vol. 6, no. 3. P. 773–778.
80. Bailey T. M. Convergence of Rprop and variants. *Neurocomputing*. 2015. Vol. 159. P. 90–95. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.02.016>.
81. Picard D. Torch. manual_seed (3407) is all you need: on the influence of random seeds in deep learning architectures for computer vision. *ArXiv preprint*. 2021. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.08203>.
82. Cook J. D. Inverse gamma distribution. *Technical Report*. URL: https://www.johndcook.com/inverse_gamma.pdf.
83. Mead M. E. Generalized inverse gamma distribution and its application in reliability. *Communications in statistics - theory and methods*. 2013. Vol. 44, no. 7. P. 1426–1435. URL: <https://doi.org/10.1080/03610926.2013.768667>.
84. Jupyter Notebooks – a publishing format for reproducible computational workflows / T. Kluyver et al. *Positioning and power in academic publishing: players, agents and agendas*. 2016. P. 87–90. URL: <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-649-1-87>.
85. Van Rossum G., Drake F. L. Python 3 reference manual. Scotts Valley : CreateSpace, 2009. 242 p.
86. Hunt J. Advanced guide to python 3 programming. Cham : Springer International Publishing, 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-40336-1>.
87. Array programming with NumPy / C. R. Harris et al. *Nature*. 2020. Vol. 585, no. 7825. P. 357–362. URL: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>.
88. Pandas documentation. *pandas - Python Data Analysis Library*. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/> (дата звернення: 04.03.2023).

- 89.Scikit-learn: machine learning in Python. *scikit-learn: machine learning in Python*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/index.html> (дата звернення: 04.03.2023).
- 90.Plotly. *Data Apps for Production* | Plotly. URL: <https://plotly.com/python/> (дата звернення: 20.09.2023).
- 91.Ketkar N., Moolayil J. Introduction to PyTorch. *Deep learning with python*. Berkeley, CA, 2021. P. 27–91. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5364-9_2.
- 92.Stevens E. E., Antiga L. L., Viehmann T. T. *Deep learning with pytorch*. Manning Publications Company, 2020. 520 p.
- 93.PyTorch: an imperative style, high-performance deep learning library / A. Paszke et al. *Advances in neural information processing systems* 32. 2019. P. 8024–8035.
- 94.Poli R., Langdon W. B. Genetic programming with one-point crossover. *Soft computing in engineering design and manufacturing*. 1998. P. 180–189. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0427-8_20.
- 95.Barrios D., Malumbres L., Ríos J. Convergence conditions of genetic algorithms. *International journal of computer mathematics*. 1998. Vol. 68, no. 3-4. P. 231–241. URL: <https://doi.org/10.1080/00207169808804691>.
- 96.Hamming distance. *Encyclopedia of biometrics*. Boston, MA, 2009. P. 668. URL: https://doi.org/10.1007/978-0-387-73003-5_956.
- 97.A modified genetic algorithm for multi-objective optimization on running curve of automatic train operation system using penalty function method / Y. Liang et al. *International journal of intelligent transportation systems research*. 2018. Vol. 17, no. 1. P. 74–87. URL: <https://doi.org/10.1007/s13177-018-0158-6>.
- 98.C. Barbosa H. J., C. Lemonge A. C. An adaptive penalty method for genetic algorithms in constrained optimization problems. *Frontiers in evolutionary robotics*. 2008. URL: <https://doi.org/10.5772/5446>.

- 99.Khan A. A. Optimization of constrained function using genetic algorithm. *Computer engineering and intelligent systems*. 2017. Vol. 8. P. 11–15.

ДОДАТОК А
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:

1. Zelentsov D. G., Brychkovskyi O. D. Research of polynomial approximation of forces in rod elements of corroding structures. *System technologies*. 2022. Vol. 5, no. 142. P. 106–115. DOI: 10.34185/1562-9945-5-142-2022-10. URL: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-142-2022-10>. **(Фаховий (категорія Б)).**
2. Brychkovskyi O. D. Refinement and accuracy control of the solution method for the durability problem of a corroding structure using neural network. *Radio electronics, computer science, control*. 2024. No. 1. P. 96. DOI: 10.15588/1607-3274-2024-1-9. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-1-9>. **(Web of Science, Фаховий (категорія А)).**
3. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Using the method of optimal brain surgeon for determining significant parameters in approximation problems. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university*. 2024. Vol. 144, no. 1. P. 148–155. DOI: 10.32782/1995-0519.2024.1.19. URL: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.1.19>. **(Фаховий (категорія Б)).**

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

Авторське свідоцтво:

1. Зеленцов Д.Г., Бричковський О.Д. Комп'ютерна програма «Спрощення структури штучної нейронної мережі з використанням методу оптимальної хірургії мозку» : авт.свід. України № 120261. 03.07.2023.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації

1. Zelentsov D., Brychkovskyi O. Use of polynomial approximation of forces in the method of correction functions. *International scientific and technical conference Information technologies in metallurgy and machine building*. 2024. P. 138–140. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.036. URL: <https://doi.org/10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.036>.

ДОДАТОК Б

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

ЗАТВЕРДЖУЮ
Проректор
з науково-педагогічної роботи
Українського державного університету
науки і технологій



АКТ
про використання в навчальному процесі результатів дисертаційної роботи
на здобуття ступеня доктора філософії

Результати дисертаційної роботи здобувача кафедри інформаційних систем Бричковського Олексія Дмитровича впроваджені в навчальний процес підготовки фахівців за напрямками 122 Комп'ютерні науки і 121 Інженерія програмного забезпечення навчально-наукового інституту «Український державний хіміко-технологічний університет» Українського державного університету науки і технологій та використовуються при викладанні дисципліни «Нейронні мережі», змістовий модуль «Оптимізація структури нейронних мереж».

Завідувач кафедри
інформаційних систем,
д.т.н., професор

Дмитро ЗЕЛЕНЦОВ

Декан факультету
комп'ютерних наук та інженерії
к.т.н., доцент

Ігор ЛЕВЧУК

Заступник керівника
ННЦ ЗЯО,
к.т.н., професор

Роман СМОТРАЄВ