

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РАЦІОНАЛЬНИХ ПАРАМЕТРІВ ЧИСЕЛЬНОГО РОЗВ'ЯЗКУ СИСТЕМ ДИФЕРЕНЦІАЛЬНИХ РІВНЯНЬ**Л. І. Коротка**

Державний вищий навчальний заклад «Український державний хіміко-технологічний університет»

ORCID: 0000-0003-0780-7571

Метою роботи є удосконалення обчислювальних методів при розв'язанні систем диференціальних рівнянь, які описують накопичення геометричних ушкоджень конструкцій, які функціонують в агресивному зовнішньому середовищі. Отримання чисельного результату з наперед заданою похибкою потребує параметрів чисельного інтегрування, які б забезпечували необхідну точність. Обчислювальні витрати при вирішенні задачі прогнозування довговічності кородуючих конструкцій припадають саме на розв'язання вказаної системи диференціальних рівнянь. У випадках, коли вирішується задача оптимального проектування, тоді вибір раціональних параметрів чисельних процедур з керуванням по точності стає необхідним. З метою підвищення ефективності обчислювальних методів розв'язання вказаного класу систем диференціальних рівнянь у роботі пропонується використовувати елементи обчислювального інтелекту, якими є штучні нейронні мережі. Запропоновано застосувати для отримання параметрів чисельного інтегрування адаптивну нейронну мережу на основі нечіткого логічного виведення, яка дозволяє формалізувати багатовимірні дані, що використовуються для налаштування нечіткої системи. Такий підхід дозволяє застосовувати нейро-нечітку мережу для прогнозування кроку інтегрування із врахуванням параметрів, які на нього впливають. Результати чисельних експериментів свідчать про те, що адаптивна нейро-нечітка система після навчання вміє узагальнювати вхідні дані та пропонувати параметри чисельних процедур, які забезпечують необхідну точність отриманого результату. Чисельні експерименти, які базуються на порівнянні зарезервованих даних та результатів роботи мережі, доводять, що адаптивна система може бути використана з метою підвищення ефективності обчислювальних методів при розв'язанні вказаного класу задач.

Ключові слова: адаптивна нейро-нечітка мережа, система диференціальних рівнянь, прогнозування довговічності, кородуючі конструкції.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Проблемам моделювання поведінки складних динамічних систем, які функціонують в агресивних зовнішніх середовищах, присвячено достатньо робіт. При проектуванні таких систем необхідно точно визначити час їх роботи та початкові геометричні характеристики, при яких об'єм конструкції буде мінімальним [1, 2].

Очевидно, що розв'язання задач такого класу потребують значних обчислювальних витрат, тому ефективності використовуваних методів приділяється значна увага. Аналіз проблемних аспектів моделювання поведінки кородуючих конструкцій (КК) надає можливість стверджувати, що існуючі методи та алгоритми їх реалізації потребують удосконалення та модифікації [2–5].

Окремих питань є похибка отриманого результату, тому що кількісна оцінка точності розв'язку ускладнюється тим, що для її отримання необхідне еталонне рішення, яке може бути одержано аналітично або чисельно, але з контрольованою похибкою.

Обчислювальні витрати при розв'язанні задач прогнозування довговічності (пряма задача) є важливими тому, що вони автоматично впливають на ресурсні затрати при розв'язанні оберненої задачі: оптимального проектування, в якій час виступає параметром. Таким чином, не зважаючи на те, що задача прогнозування довговічності є самостійною задачею, але її слід розглядати як частину більш загальної задачі оптимізації. У цьому випадку точність отриманого результату є актуальною, тому що при вирішенні оберненої задачі приходиться обробляти десятки або навіть сотні тисяч точок простору розв'язків.

З метою зменшення обчислювальних витрат при розв'язанні вказаного класу задач пропонуються різні підходи: детерміновані, ймовірнісні [4] та нетрадиційні, у тому числі з використанням обчислювального інтелекту [6, 7]. У роботах [6–13] пропонується використовувати штучні нейронні мережі, еволюційне моделювання, нечітку логіку та/або комбіновані підходи. Зауважимо, що останні достатньо добре себе зарекомендували, тому що дозволяють отримати множину розв'язків задачі, яка не є надлишковою з точки зору обчислювальних витрат [12–16]. Інтерес до цієї проблеми говорить про те, що вона не розв'язана повністю та викликає цікавість дослідників у цій предметній області.

Метою роботи є удосконалення методів розв'язання задач прогнозування довговічності кородуючих конструкцій з використанням елементів штучного інтелекту.

Як вже зазначалося, що підходи до розв'язання цього класу задач пропонувалися різні, як наслідок, маємо достатню кількість даних, які містять приховану залежність змінних, що впливають на точність результату прогнозування довговічності кородуючої конструкції.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. При роботі з багатовимірними масивами даних, які можуть бути як структурованими так і ні, і, які використовуються в різних предметних областях, приходиться стикатися з багатьма проблемами. В залежності від того яка прикладна задача вирішується, то і робота з такими даними обумовлюється поставленим завданням. У тому випадку, коли маємо структуровані масиви, подальша робота з ними потребує чи то кластеризації, чи то масштабування, чи то статистичного аналізу, тощо. Формалізація інформації

при вирішенні задач прогнозування довічності КК може бути виконана різними способами [13, 17].

Математична модель деформування конструкції, яка функціонує у агресивному зовнішньому середовищі, включає: систему диференціальних рівнянь (СДР), яка описує корозійний знос конструкції; систему рівнянь методу скінченних елементів; рівняння граничного стану (умови міцності та стійкості).

При розв'язанні СДР, що описує накопичення геометричних ушкоджень КК, значна частка обчислювальних витрат приходить на чисельне диференціювання, причому воно відбувається у кожному вузлі тимчасової сітки. При вирішенні СДР можливі наступні випадки:

- 1) розв'язок отримано з недостатньою точністю (і тоді необхідно розв'язувати задачу знову, але з іншими параметрами чисельного диференціювання);
 - 2) розв'язок отримано з надмірною точністю;
 - 3) розв'язок отримано з необхідною точністю $[\varepsilon]$.
- Очевидно, що остання множина розв'язків є найменш потужною, але представляє найбільший інтерес з обчислювальної точки зору.

Постановку задачі керування точністю чисельного розв'язку СДР можна сформулювати наступним чином: необхідно визначити оптимальні параметри чисельного диференціювання, які б дозволяли отримувати розв'язок з наперед заданою точністю.

Математичну постановку задачі алгоритму керування точністю чисельного результату при заданій похибці розв'язку задачі прогнозування довговічності кородуючих конструкцій сформулюємо [18]:

$$\begin{cases} h_t(\varepsilon, \bar{c}) \rightarrow \max \\ \varepsilon(\bar{c}, h_t) \leq [\varepsilon] \end{cases} \quad (1)$$

Тут h_t – параметр чисельних процедур; $\bar{c} = \{\sigma_0, v_0, A_0, P_0\}$ – вектор факторів, які впливають на величину кроку інтегрування, у який входять: параметри агресивного середовища v_0 – швидкість корозії; A_0, P_0 – відповідно площа та периметр перерізу елемента КК; σ_0 – початкові напруження; $\varepsilon, [\varepsilon]$ – відповідно отримане та гранично допустиме значення похибки чисельного розв'язку.

В якості моделі корозійного зносу використовується математична модель В. М. Долинського [3, 14, 15]:

$$\frac{d\delta}{dt} = v_0 \cdot [1 + k \cdot \sigma_{eq}], \quad (2)$$

де k – коефіцієнт впливу напружень на швидкість корозії, який у роботі прийнято $k=0,003 \text{ МПа}^{-1}$; σ_{eq} – абсолютне значення напруження.

Допоки виконується наступна система обмежень, конструкція зберігає свою несучу здатність:

$$\begin{cases} [\sigma] - \sigma_i(t, \bar{c}) \geq 0; & i = \overline{1, N} \\ \sigma_j^*(t) - \sigma_j(t, \bar{c}) \geq 0; & j \in J \end{cases} \quad (3)$$

де $[\sigma]$ – допустиме напруження; $\sigma_i(t)$ – поточне напруження в i -му елементі; σ_j^* – критичне напруження втрати стійкості; J – множина елементів, які працюють на стискання; N – кількість елементів системи; t – довговічність. Перша система нерівностей визначає умову міцності конструкційних елементів, а друга – умову стійкості.

Визначення напружень у прямих частинах системи (2) представляє собою обчислювальний алгоритм, який означає, що дана система може бути розв'язана тільки чисельно та, як вже зазначалося, обчислення напружень відбувається у кожному вузлі тимчасової сітки. У тому випадку, коли задача прогнозування довговічності КК є складовою частиною оптимізаційної задачі, тоді проблема ефективності обчислювальних витрат стає особливо актуальною.

Фактори, які впливають на похибку чисельного розв'язку вже є встановленими $\varepsilon(v_0, A_0, P_0, \sigma_0, [\sigma], h_t)$ – це багатовимірні дані, які включають геометричні характеристики елементів кородуючої конструкції; параметри агресивного середовища; навантаження та параметр чисельного інтегрування системи диференціальних рівнянь (2).

Фактично маємо функцію багатьох змінних, аналітичний вигляд якої невідомий, але є масиви даних, які фактично містять приховану залежність між вказаними факторами та параметром чисельних процедур. Очевидно, що отримання аналітичної залежності не є необхідною умовою, так як використання елементів обчислювального інтелекту дозволяє встановити залежність між значенням функції h_t та її незалежними змінними $(v_0, A_0, P_0, \sigma_0, [\sigma], \varepsilon)$, де виконується умова: $\varepsilon \leq [\varepsilon]$.

Стратегія використання детермінованих підходів не вирішує проблему підвищення ефективності обчислювальних методів, тому що крок інтегрування h_t обирається експертом у предметній області дуже інтуїтивно. Очевидно, що мови про керування точністю отриманого результату не ведеться.

В роботах [12–15] пропонується використовувати нейромережеві модулі, або комбіновані підходи: нейронні мережі та генетичні алгоритми, нейромережі та нечіткі множини. Звичайно, що такі підходи дозволяють керувати точністю отриманого результату, але є деякі проблеми при навчанні та тестуванні нейронних мереж. Можливі підходи кластерного аналізу при роботі з такими даними. Застосування чіткої і нечіткої кластеризації наведено [18, 19]. Очевидно, що використання того чи іншого підходу пов'язане з конкретною задачею, складністю реалізації обраних методів, вибір їх залежить від розробника такої системи.

Альтернативою наведеним раніше підходам, які використовують елементи обчислювального інтелекту, є застосування нейро-нечітких мереж. Такий вибір обумовлюється перш за все тим, що дозволяє поєднати нейромережеві підходи та формалізувати нечіткі вхідні дані, які описуються лінгвістичними змінними із заданою кількістю термів. Як відомо,

мінімально необхідна кількість термів для лінгвістичної змінної (ЛЗ) дорівнює двом, а достатня кількість залежить від проєктувальника такої системи. Нейро-нечіткі мережі потребують настроювання параметрів функцій належності.

У роботі вперше пропонується використовувати нечітке управління, яке застосовує нейро-нечіткі технології для отримання раціонального параметру чисельного диференціювання із наперед заданою точністю отриманого результату. Маємо функцію п'ятох незалежних змінних $h_t = \varphi(v_0, A_0, P_0, \sigma_0, \varepsilon)$ та шестивимірний простір (R^6) задачі.

Для апроксимації такої функції необхідна деяка система, яка дозволяє формалізувати вхідні дані та навчити її обирати параметри чисельних процедур, які надають можливість контролювати похибку розв'язку задачі прогнозування довговічності. В якості модуля нечіткого регулятора з гібридними нейронними мережами пропонується використати систему нечіткого виведення на основі адаптивної мережі (adaptive neuro-fuzzy inference system – ANFIS). Як відомо, ця мережа використовує алгоритм зворотного поширення похибки для настроювання параметрів функцій належності.

В цілому загальний алгоритм розв'язання задачі прогнозування довговічності з використанням нейро-нечітких мереж для визначення раціонального кроку інтегрування СДР (2) можна представити наступним чином:

Крок 1. Розв'язується задача напружено-деформованого стану для даного вектору параметрів. Знаходяться початкові значення сил та напружень у стрижнях. Міцність усіх елементів розраховується з використанням отриманих значень сил та системи диференціальних рівнянь, що описує процес корозійного зносу (2). Визначається елемент, який першим вийде з ладу, тобто ведучий елемент.

Крок 2. Використовуючи дані про параметри ведучого елементу, початкових навантажень у ньому, задану похибку, та застосовуючи навчену нейро-нечітку мережу, отримуємо раціональний крок інтегрування СДР (2).

Важливим етапом є навчання нейро-нечіткої мережі. Використовується вибірка, яка вже неодноразово застосовувалася при навчанні штучних нейронних мереж та дозволяє проводити порівняльний аналіз чисельних експериментів. Цей масив даних можна розглядати як набір нечітких множин. Практично це і було використано при побудові нечіткої бази знань у роботі [18, 19]. У даній роботі пропонується альтернативне вирішення: використання вказаної навчальної вибірки для настроювання параметрів функцій належності (ФН) вхідних змінних $v_0, A_0, P_0, \sigma_0, \varepsilon$ для нейро-нечіткої мережі.

В роботі кожна вхідна змінна розглядається як лінгвістична з двома термами: низьке та високе значення (умовно). Без обмеження суджень використовується мінімальний набір термів. При такому підході нескладно визначити мінімальну кількість правил, яка буде прописана у базі знань: $r=2^5=32$, тоді кількість параметрів для усіх функцій належності повинна бути не менше $p=38$. Слід зауважити, що

умова чисельної повноти отриманої бази правил підтверджується чисельними експериментами.

У якості функцій належності використано «колоколоподібну» функцію, загальний вид якої:

$$\mu(x,a,b,c) = \frac{I}{\left|1 + \frac{(x-c)^2}{a}\right|^{2b}},$$

де параметр $b \in$ додатним, c визначає центр кривої, a контролює ширину «колоколоподібної» форми. Для опису термів використовується або ліва, або права хвиля «колоколоподібної» функції.

У якості нечіткої моделі використано типове правило моделі Сугено [20, 21], яке можна в загальному вигляді представити:

Правило: R^k :
якщо $\left\langle \begin{aligned} A_0 = T_j^k \wedge P_0 = T_j^k \wedge \sigma_0 = T_j^k \wedge \\ \wedge v_0 = T_j^k \wedge \varepsilon = T_j^k \end{aligned} \right\rangle,$

$$h_t^k = b_{k_0} + b_{k_1} \cdot A_0 + b_{k_2} \cdot P_0 + b_{k_3} \cdot \sigma_0 + b_{k_4} \cdot v_0 + b_{k_5} \cdot \varepsilon,$$

тоді

де k – номер правила $k = \overline{1, 32}$; j – індекс встановленого терму $j = \overline{1, 2}$; h_t^k – відповідне значення кроку інтегрування для k -го правила.

Проєктувальнику нейро-нечіткої системи залишається навчити мережу правильно виконувати прогнозування. Для цього, без обмеження суджень, було розглянуто вибірку об'ємом 1000 зразків. Для навчання, як завжди, зарезервовано дві третини, а для тестування було залишено одна третина від усього об'єму навчальної вибірки.

Далі наведено етапи, які необхідно виконати при подальшій роботі з системою та, які є достатньо відомими спеціалістам, які працюють з нейро-нечіткими мережами. Як вже зазначалося, що в якості моделі нечіткої системи обрано модель типу Сугено, в якій було використано наступні оператори:

- об'єднання нечітких вхідних значень в антецедент нечіткого правила та заданого як «Prod», тобто добуток нечітких вхідних значень;
- для об'єднання нечітких вхідних значень у антецедент нечіткого правила та вказаного як «Max», тобто обирається максимум нечітких вхідних значень.

Для визначення чіткого (дефазіфікованого) вихідного значення нечіткої системи (у роботі крок інтегрування h_t) було обрано середньозважений метод, який використовує α -рівні, що отримано при роботі з мережею:

$$h_{t_{def}} = \frac{\sum_{k=1}^{32} \alpha_k \cdot h_t^k}{\sum_{k=1}^{32} \alpha_k}.$$

При навчанні мережі використано алгоритм зворотного поширення похибки.

Після навчання нейро-нечіткої системи було отримано шукані параметри функцій належності для усіх змінних. Структура такої мережі наведена на рис. 1.

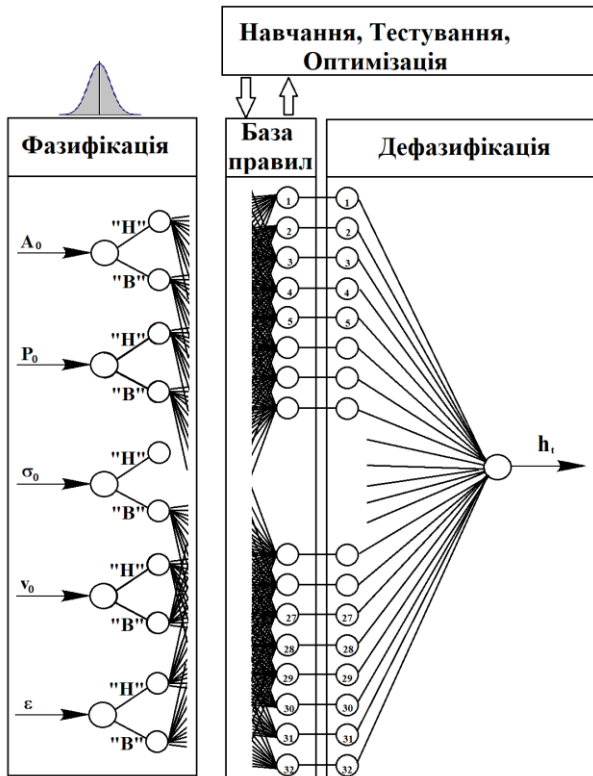


Рисунок 1 – Структура адаптивної нейро-нечіткої мережі

Значення похибки від одного циклу до іншого наведено на рис. 2.

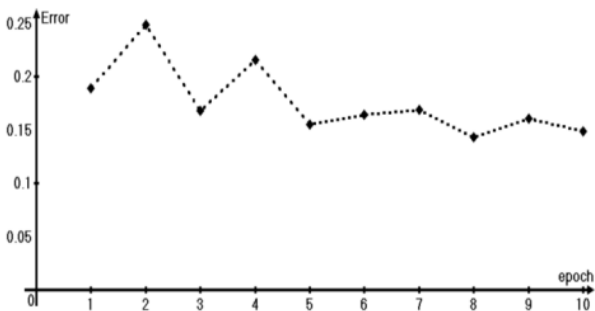


Рисунок 2 – Похибка навчання нейро-нечіткої мережі

Слід зауважити, що похибку, яку представлено на рисунку, наведено без множника-коефіцієнта $k_{error}=10^{-3}$.

Деякі чисельні результати, які отримано при роботі з навченою мережею, представимо далі. Для визначеності розглянуто вхідну змінну: початкове напруження σ_0 . Оптимальні параметри функції належності цієї лінгвістичної змінної та її двох термів (низьке та високе значення) у табл. 1.

Таблиця 1 – Параметри ФН для лінгвістичної змінної напруження σ_0

Значення терму ЛЗ	Параметри ФН для ЛЗ σ_0
«низьке»	a=318,6 b=2,000 c=362,3
«високе»	a=319,2 b=2,000 c=998,1

У табл. 2 наведено результати чисельних експериментів для різних значень вхідних даних (початкове напруження σ_0 ; геометричні характеристики елементів КК: площа A_0 та периметр P_0 ; швидкість корозії v_0 і відносна похибка розв'язку ϵ) та заданої похибки $[\epsilon]=0,05$.

Таблиця 2 – Результати чисельних експериментів

$\epsilon, \%$	$h_t, \text{років}$	$h_{t \text{ def}}, \text{років}$	Значення функції належності, $\mu(\sigma_0)$
0,04892	0,25959	0,25954	$\mu_{\text{H}}(\sigma_0)=0,9341,$ $\mu_{\text{B}}(\sigma_0)=0,1726$
0,04927	1,25387	1,25384	$\mu_{\text{H}}(\sigma_0)=0,0864,$ $\mu_{\text{B}}(\sigma_0)=0,9987$
0,04868	1,99420	1,99415	$\mu_{\text{H}}(\sigma_0)=0,0769,$ $\mu_{\text{B}}(\sigma_0)=0,9997$

Перший стовпчик містить похибку розрахунку; другий – крок інтегрування h_t системи диференціальних рівнянь (2) з навчальної зарезервованої тестової вибірки; третій стовпчик містить дефазифіковане значення кроку інтегрування, яке отримане з використанням нейро-нечіткої системи; останній – значення ФН щодо відповідного терму лінгвістичної змінної.

Аналіз чисельних експериментів та отриманих результатів дозволяє стверджувати, що нейро-нечітка мережа навчена та може виконувати апроксимацію функції h_t з достатньою точністю.

ВИСНОВКИ. Запропонований підхід дозволяє отримувати параметри чисельного інтегрування системи диференціальних рівнянь, що описують процес накопичення геометричних ушкоджень кородуючої системи, з наперед заданою точністю $[\epsilon]$. Як наслідок, маємо множину розв'язків задачі, які не призводять до надмірних обчислювальних витрат.

Навчена адаптивна нейро-нечітка мережа спроможна узагальнювати вхідні дані та пропонувати раціональні параметри чисельних процедур, що підтверджують результати експериментів. Використання адаптивної мережі на основі системи нечіткого виведення дозволяє підвищити ефективність чисельних методів розглянутого класу задач.

Застосування нечіткого виведення на основі адаптивних нейронних мереж дозволяє одержувати не тільки раціональні параметри інтегрування системи диференціальних рівнянь, але й отримувати значен-

ня функції належності, що є ступенем впевненості експерта.

При розв'язанні задач оптимального проектування, у яких задачі прогнозування довговічності кородуючих конструкцій входять в якості обмежень, запропонований підхід є актуальним: при визначеннях мережею параметрах чисельних процедур похибка чисельного інтегрування не перевищує наперед задану. Як наслідок, це не призводить до надмірних обчислювальних витрат та підвищує ефективність методів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Pochtman Yu., Fridman M. Optimal design of pressure vessels including the effect of environment. *Computer Assisted Mechanics and Engineering Sciences*. 1995.
2. Пелешко І. Д., Юрченко В. В. Оптимальне проектування металевих конструкцій на сучасному етапі (огляд праць). *Металеві конструкції*. 2009. № 1. Том 15. С. 13–21.
3. Korotka L. I., Zelentsov D. G. Method of solving optimal design problems based on flexible tolerance strategy. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*. 2020. Vol. 10. No. 3. P. 255–269. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2020.108613>.
4. Du X., Chen W. Sequential Optimization and Reliability Assessment method for efficient probabilistic design. *Journal of Mechanical Desgn*. 2004. 126 (2) P. 225–233. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.1649968>.
5. Nasserli S. H., Alizadeh Z. Optimized solution of a two-bar truss nonlinear problem using fuzzy Geometric programming. *Journal of Nonlinear Analysis and Application*. 2014. №1. P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.5899/2014/jnaa-00230>.
6. Assimi H, Jamali A., Nader Nariman-Zadeh Sizing and topology optimization of truss structures using genetic programming. *Swarm and Evolutionary Computation*. 2017. No. 37. P. 90–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2017.05.009>.
7. Dey S., Roy T. K. Multi-objective Structural Optimization Using Fuzzy and Intuitionistic Fuzzy Optimization Technique. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*. 2015. No. 5. P. 57–65. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijisa.2015.05.08>.
8. Shih C. J., Chi C. C. Hsiao J. H. Alternative α -level-cuts methods for optimum structural design with fuzzy resources. *Computers and Structures*. Volume 81. Issues 28–29. 2003. P. 2579–2587. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0045-7949\(03\)00331-6](https://doi.org/10.1016/S0045-7949(03)00331-6).
9. Angelov P. P. Optimization in an intuitionistic fuzzy environment. *Fuzzy Sets and Systems*. 1997. № 86. P. 299–306.
10. Oladipo B. A., Ajide O. O., Monye C. G. Corrosion Assessment of some Buried Metal Pipes using Neural Network Algorithm. *International Journal of Engineering and Manufacturing (IJEM)*. 2017. Vol. 7. No. 6. P. 27–42. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijem.2017.06.03>
11. Webb D., Alobaidi W., Sandgern E. Structural Design via Genetic Optimization. *Modern Mechanical Engineering*. 2017. Vol. 7. No. 3. P. 73–90. DOI: <https://doi.org/10.4236/mme.2017.73006>.
12. Denysiuk O. R., Zelentsov D. G. Use of genetic algorithms in problems of corroding hinged-rod structures optimal design. *Problems of computational mechanics and strength of structures*. 2016. Issue 25. P. 40–50.
13. Zelentsov D., Denysiuk O. Neural Network Algorithm for Accuracy Control in Modelling of Structures with Changing Characteristics. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education (ICCSEE 2018) Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2019. Vol. 754, Springer.
14. Денисюк О. Р. Определение рациональных параметров численного решения систем дифференциальных уравнений. *Вестник Херсонского национального технического университета*. 2016. № 3 (58). С. 208–212.
15. Зеленцов Д. Г., Новикова Л. В. Повышение эффективности численных методов при исследовании корродирующих конструкций. *Научовий вісник НГУ*. 2015. №3. С. 125–130.
16. 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 (ICCSEE 2020)*. 2020. P. 132–142. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_12.
17. Korotka L. I., Korotka Y. A. The use of elements of computational intelligence in problems of forecasting of corroding constructions durability. *Mathematical and computer modelling. Series : Technical sciences*. 2017. Issue 16. С. 64–71.
18. Korotka L. The use of unclear conclusion in the tasks of forecasting of the durability of corrosive constructions. *International Journal of Computing Science and Mathematics*. (Pending) URL: <https://www.inderscience.com/info/ingeneral/forthcoming.php?jcode=ijcsm> (дата звернення: 29.09.2021).
19. Korotka L. I. The use of fuzzy clustering in solving problem in predicting the durability of corrosive structures. *Mathematical modeling*. 2020. №2 (43). С. 44–54. DOI: [https://doi.org/10.31319/2519-8106.2\(43\)2020.219266](https://doi.org/10.31319/2519-8106.2(43)2020.219266).
20. Гибридные нейро-фаззи модели и мультиагентные технологии в сложных системах : монография / В. А. Филатов, Е. В. Бодянский, В. Е. Кучеренко и др.; под общ. ред. Е. В. Бодянского. Днепропетровськ: Системні технології, 2008. 403 с.
21. Хижняков Ю. Н. Алгоритмы нечеткого, нейронного и нейро-нечеткого правления в системах реального времени : учеб. пособие. Пермь: Изд-во ПНИПУ, 2013. 160 с.

APPLICATION OF NEURO-FUZZY NETWORKS FOR DETERMINATION OF RATIONAL PARAMETERS OF NUMERICAL SOLUTION OF SYSTEMS OF DIFFERENTIAL EQUATIONS

L. Korotka

Ukrainian State University of Chemical Technology

ORCID: 0000-0003-0780-7571

Purpose. The purpose of the work is to improve the computational methods of calculating the systems of differential equations, which describe the accumulation of geometrical defects of structures, which function in an aggressive environment. Obtaining a numerical result with predetermined flexibility requires numerical integration parameters that would ensure the required accuracy. **Methodology.** The calculation costs of solving the problem of predicting the longevity of corrosive structures are related to this system of differential equations. In cases where the problem of optimal design is solved, then the selection of optimal parameters of numerical procedures with control over the accuracy becomes essential. To improve the efficiency of computational methods for this class of differential equation systems, the work is suggested to use elements of the computational intellect, which are neural networks. It is suggested to use an adaptive neural network for obtaining parameters of numerical integration on the basis of fuzzy logical inference, which allows formalizing the multidimensional data used for setting up a fuzzy system. **Results.** This approach allows using a neuro-fuzzy network for forecasting the durability timeframe taking into account the parameters that influence it. **Originality.** The results of numerical experiments show that the adaptive neuro-fuzzy system after the training is able to summarize the input data and propose the parameters of numerical procedures, which ensure the required accuracy of the obtained result. Numerical experiments based on the comparison of reserved data and results of network operation prove that the adaptive system can be used to improve the efficiency of calculating methods when carrying out this type of task. References 21, tables 2, figures 2.

Keywords: adaptive neuro-fuzzy net, the system of differential equations, durability of corrosive structures.

REFERENCES

1. Pochtman, Yu., Fridman, M. (1995). Optimal design of pressure vessels including the effect of environment. *Computer Assisted Mechanics and Engineering Sciences*.
2. Peleshko, I. D., Yurchenko, V. V. (2009). Optymalne proektuvannia metalevykh konstruksii na suchasnomu etapi (ohliad prats) [Optimal design of metal structures at the present stage (review of works)]. *Metalevi konstruksii*. № 1. Vol. 15, pp. 13–21. [in Ukrainian]
3. Korotka, L. I., Zelentsov, D. G. (2020). Method of solving optimal design problems based on flexible tolerance strategy. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*. Vol. 10. No. 3, pp. 255–269. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2020.108613>.
4. Du, X., Chen, W. (2004). Sequential Optimization and Reliability Assessment method for efficient probabilistic design. *Journal of Mechanical Design*. 126 (2), pp. 225–233. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.1649968>.
5. Nasser, S. H., Alizadeh, Z. (2014). Optimized solution of a two-bar truss nonlinear problem using fuzzy Geometric programming. *Journal of Nonlinear Analysis and Application*. № 1, pp. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.5899/2014/jnaa-00230>.
6. Assimi, H., Jamali, A., Nader, Nariman-Zadeh (2017). Sizing and topology optimization of truss structures using genetic programming. *Swarm and Evolutionary Computation*. No. 37, pp. 90–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2017.05.009>.
7. Dey, S., Roy, T. K. (2015). Multi-objective Structural Optimization Using Fuzzy and Intuitionistic Fuzzy Optimization Technique. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*. No. 5, pp. 57–65. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijisa.2015.05.08>.
8. Shih, C. J., Chi, C. C., Hsiao, J. H. (2003). Alternative α -level-cuts methods for optimum structural design with fuzzy resources. *Computers and Structures*. Volume 81. Issues 28–29, pp. 2579–2587. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0045-7949\(03\)00331-6](https://doi.org/10.1016/S0045-7949(03)00331-6).
9. Angelov, P. P. (1997). Optimization in an intuitionistic fuzzy environment. *Fuzzy Sets and Systems*. № 86, pp. 299–306.
10. Oladipo, B. A., Ajide, O.O., Monye, C. G. (2017). Corrosion Assessment of some Buried Metal Pipes using Neural Network Algorithm. *International Journal of Engineering and Manufacturing (IJEM)*. Vol. 7. No. 6, pp. 27–42. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijem.2017.06.03>.
11. Webb, D., Alobaidi, W., Sandgern, E. (2017). Structural Design via Genetic Optimization. *Modern Mechanical Engineering*. Vol. 7. No. 3, pp. 73–90. doi: 10.4236/mme.2017.73006.
12. Denysiuk O.R., Zelentsov D.G. Use of genetic algorithms in problems of corroding hinged-rod structures optimal design. *Problems of computational mechanics and strength of structures*. 2016. Issue 25, pp. 40–50.
13. Zelentsov, D., Denysiuk, O. (2019). Neural Network Algorithm for Accuracy Control in Modelling of Structures with Changing Characteristics. In: *Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) Advances in Computer Science for Engineering and Education (ICCSEE 2018) Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 754, Springer.
14. Denisjuk, O. R. (2016). Opređenje racional'nyh parametrov chislennogo reshenija sistem differencial'nyh uravnenij [Determination of rational parameters for

numerical solutions of systems of differential equations]. *Vestnik Hersonskogo nacional'nogo tehniceskogo universiteta*. № 3 (58), pp. 208–212. [in Russian]

15. Zelencov, D. G., Novikova L. V. (2015). Povyshenie effektivnosti chislennyh metodov pri issledovanii korodirujushhih konstrukcij [Improving the Efficiency of Numerical Methods in the Study of Corroding Structures]. *Nauchnyj vestnik NGU*. №3, pp. 125–130. [in Russian]

16. Zelentsov, D. G., Korotka, L. I., Denysiuk, O. R. (2020). The Method of Correction Functions in Problems of Optimization of Corroding Structures. *Advances in Computer Science for Engineering and Education III (ICCSEEA 2020)*. pp. 132–142. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_12.

17. Korotka, L. I., Korotka, Y. A. (2017). The use of elements of computational intelligence in problems of forecasting of corroding constructions durability. *Mathematical and computer modelling. Series: Technical sciences*. Issue 16, pp. 64–71.

18. Korotka, L. The use of unclear conclusion in the tasks of forecasting of the durability of corrosive constructions. *International Journal of Computing*

Science and Mathematics. (Pending) URL: <https://www.inderscience.com/info/ingeneral/forthcoming.php?jcode=ijcsm>.

19. Korotka, L. I. (2020). The use of fuzzy clustering in solving problem in predicting the durability of corrosive structures. *Mathematical modeling*. №2 (43). pp. 44–54. DOI: [https://doi.org/10.31319/2519-8106.2\(43\)2020.219266](https://doi.org/10.31319/2519-8106.2(43)2020.219266).

20. Gibridnye nejro-fazzi modeli i mul'tiagentnye tehnologii v slozhnyh sistemah: monografija [Hybrid Neuro-Fuzzy Models and Multi-Agent Technologies in Complex Systems: A Monograph] / V. A. Filatov, E. V. Bodjanskij, V. E. Kucherenko i dr.; pod obshh. red. E. V. Bodjanskogo. Dnipropetrovs'k: Sistemnye tehnologii. 2008, 403 p. [in Russian]

21. Hizhnjakov, Ju. N. (2013). Algoritmy nechetkogo, nejronnogo i nejro-nechetkogo pravlenija v sistemah real'nogo vremeni: ucheb. posobie. [Algorithms of fuzzy, neural and neuro-fuzzy control in real-time systems: textbook]. Perm', 160 p. [in Russian]

Стаття надійшла 29.09.2021