

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД
«ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»
КАФЕДРА АВТОМАТИКИ ТА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ**

**МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ
до виконання практичних робіт
з дисципліни «Новітні технології моделювання
комп'ютерно-інтегрованих систем»
для здобувачів освіти за СО «Доктор філософії»
усіх форм навчання та спеціальностей**

УДК 004.94(072)

М 54

Методичні вказівки до виконання практичних робіт з дисципліни «Новітні технології моделювання комп'ютерно-інтегрованих систем» (для здобувачів освіти за СО «Доктор філософії» усіх форм навчання та спеціальностей) / уклад. І.С. Лактіонов. – Покровськ: ДонНТУ, 2021. – 53 с.

Методичні вказівки призначено для виконання практичних робіт із дисципліни «Новітні технології моделювання комп'ютерно-інтегрованих систем», у яких представлені такі змістовні елементи: основні теоретичні положення щодо підготовки до виконання практичних робіт; методика та типові приклади з розв'язанням завдань практичних робіт; рекомендації щодо порядку виконання та складання звітів із практичних робіт; контрольні запитання та перелік рекомендованих літературних джерел.

Укладач: Лактіонов І.С., д.т.н., доц., зав. каф. автоматики та телекомунікацій.

Рецензент: Вовна О.В., проф., д.т.н., зав. каф. електронної техніки.

Відповідальний за випуск: Лактіонов І.С, д.т.н., доц., завідувач кафедри автоматики та телекомунікацій.

Затверджено навчально-методичним відділом ДонНТУ,
протокол № 3 від 26.10.2021 р.

Розглянуто на засіданні кафедри автоматики та телекомунікацій,
протокол № 6 від 12.10.2021 р.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
1. Практична робота № 1. Створення і тестування комп'ютерних моделей апроксимації функцій із використанням штучних нейронних мереж у Matlab & Simulink	6
2. Практична робота № 2. Розробка та дослідження моделей нечітких систем моніторингу та керування технологічними процесами	23
3. Практична робота № 3. Розробка та дослідження моделей прогнозування результатів інструментальних спостережень із використанням штучних нейронних мереж.....	36
4. Практична робота № 4. Синтез та тестування гібридних нейро-нечітких комп'ютерних моделей із використанням ANFIS-редактора	45
СПИСОК РЕКОМЕНДОВАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	52

ВСТУП

Практикум із навчальної дисципліни «Новітні технології моделювання комп'ютерно-інтегрованих систем» висвітлює базові питання курсу, що вивчається, а саме: теоретико-методологічні засади створення й тестування методами комп'ютерного моделювання інтелектуалізованих засобів опрацювання вимірювальної інформації; моделі представлення, обробки та інтерпретації даних із використанням штучних нейронних мереж та засобів нечіткої логіки; теоретичні й практичні аспекти розробки моделей прогнозування результатів інструментальних спостережень; методи і засоби синтезу та дослідження гібридних нейро-нечітких комп'ютерних моделей.

Заявлені методичні вказівки є практикумом зі зазначеної вище дисципліни, в яких викладено рекомендації та основні положення щодо підготовки до практичних робіт, методику виконання й індивідуальні завдання до практичних робіт, зміст та структуру звіту, перелік типових контрольних запитань і список рекомендованих джерел вітчизняної і закордонної літератури.

Основною метою вивчення дисципліни «Новітні технології моделювання комп'ютерно-інтегрованих систем» є формування у аспірантів знань і практичних навичок із фундаментальних теоретико-практичних положень розробки, тестування, оптимізації й застосування апаратно-програмного забезпечення комп'ютерно-інтегрованих технологій методами математичного й комп'ютерного моделювання. Опанування вищевказаної дисципліни покликане до поглиблення знань відносно теоретико-прикладних аспектів використання сучасних апробованих світової науковою спільнотою методів моделювання комп'ютерно-інтегрованих технологій широкого спектру ієрархічного рівня й архітектури. Цей факт у сукупності з опануванням інших дисциплін навчального плану спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології забезпечує підготовку здобувачів освіти за рівнем докторів філософії до проєктних і науково-дослідних робіт, які пов'язані з аналізом, тестуванням, оптимізацією і синтезом сучасних технічних рішень.

Навчальна дисципліна «Новітні технології моделювання комп'ютерно-інтегрованих систем» за своєю структурою та сутністю, в більшій мірі, є практично-орієнтованою на вирішення проблем і задач прикладного характеру, що відповідає сьогоденним вимогам і тенденціям розвитку промислових підприємств. Через це значна увага приділяється вирішенню проблем тестування й оптимізації технічних рішень комп'ютерно-інтегрованих систем промислової автоматики в спеціалізованому програмному середовищі шляхом використання методів і засобів комп'ютерного моделювання.

Очікуваними фаховими компетентностями від вивчення курсу є: спроможність використовувати в науково-практичній діяльності сучасні наукові теорії і методи аналізу, оптимізації й синтезу промислових систем автоматичного керування технологічними й виробничими процесами, а також комп'ютерно-інтегрованих технологій; спроможність використовувати сучасні апробовані світовою наукою методи побудови і ідентифікації комп'ютерних, математичних та імітаційних моделей технологічних процесів і об'єктів, сучасні способи формування керуючих впливів; спроможність проводити оригінальні вишукувальні роботи і дослідження, досягати бажаних наукових результатів, які спонукають до синтезу нових знань у сфері промислової автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, а також дотичних до неї міждисциплінарних напрямів та є спроможними до опублікування в авторитетних наукових виданнях з комп'ютерних технологій, автоматизації, приладобудування і суміжних із ними галузей.

Обов'язковим елементом опанування дисципліни є складання і захист звітів із практичних робіт. До кожної практичної роботи має бути оформлений відповідний звіт, який у цілому має відповідати затвердженим нормам і вимогам ДСТУ 3008:2015 «Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення». Графічний матеріал, формули й таблиці повинні бути оформлені в звіті з використанням спеціалізованого програмного забезпечення. Формули супроводжуються експлікаціями, а графічний матеріал і таблиці – змістовними текстовими поясненнями.

ПРАКТИЧНА РОБОТА № 1

СТВОРЕННЯ І ТЕСТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНИХ МОДЕЛЕЙ АПРОКСИМАЦІЇ ФУНКЦІЙ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У MATLAB & SIMULINK

Мета роботи: закріпити теоретичні знання та розвинути практичні навички зі створення, тестування й аналізу комп'ютерних моделей апроксимації функцій із використанням штучних нейронних мереж у спеціалізованому програмному середовищі Matlab & Simulink.

Базові теоретичні відомості. Під терміном штучна нейронна мережа (ШНМ) розуміється інтелектуалізована обчислювальна структура, що модельно і функціонально відтворює прості біологічні процеси, які в загальному випадку мають асоціативні зв'язки з процесами, що протікають у головному мозку людини. Такі ШНМ в більшості є паралельними або розподіленими системами, які спроможні до гнучкого адаптивного навчання за рахунок аналізу впливів позитивного і негативного характеру. В якості найпростішого структурно-функціонального вузла (засобу перетворення) у таких ШНМ виступає штучний нейрон. На сьогоднішній день науковою спільнотою запропоновано, досліджено й апробовано значну кількість моделей і модифікацій нейроноподібних елементів і нейронних мереж. Штучний нейрон є обов'язковою структурно-функціональною складовою ШНМ, загальну структуру якої наведено на рисунку 1.1.

Наведена на рисунку 1.1 типова структура ШНМ складається з трьох базових компонентів, а саме: помножувачі (синапси), суматор і нелінійний функціональний перетворювач. Помножувачі відповідають за реалізацію зв'язків між нейронами та помножують вхідний сигнал на певне число, яке відповідає за ступінь сили зв'язку (ваговий коефіцієнт синапсу). Суматор виконує функцію додавання сигналів, які надходять за встановленими синаптичними зв'язками від інших нейронів ШНМ, а також зовнішніх вхідних

сигналів. Основною функцією нелінійного перетворювача є реалізація нелінійної функції одного аргументу, а саме, виходу суматора. Така функція в науковій літературі має назву функції активації або передавальної функції штучного нейрона. В свою чергу, нейрон призначений для реалізації скалярної функції векторного аргументу.

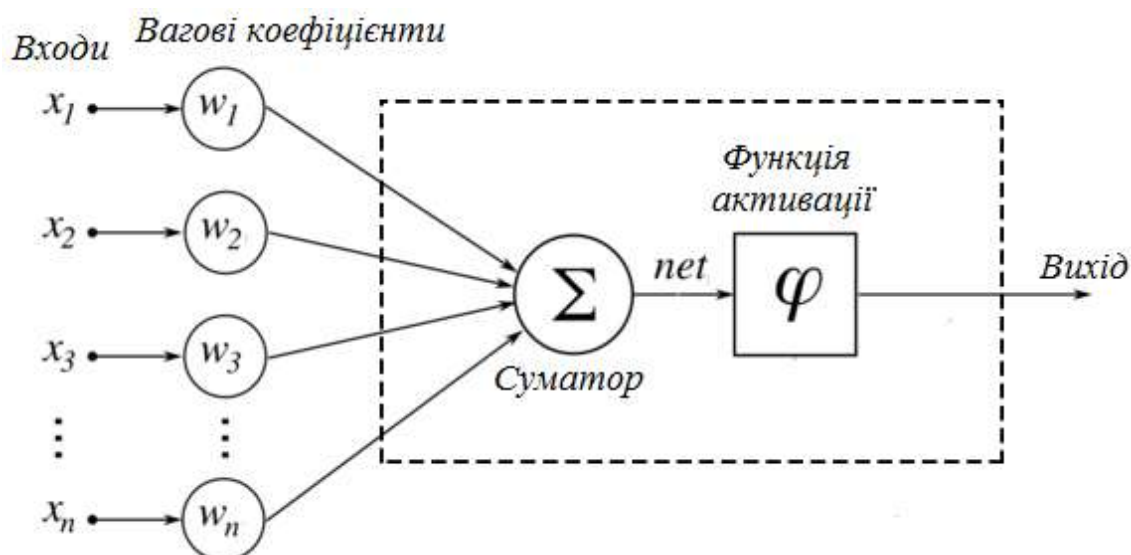


Рисунок 1.1 – Узагальнена структурно-функціональна організація ШНМ

Математичний опис (модель) штучного нейрона є наступним:

$$y = f(S);$$

$$S = b + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i, \quad (1.1)$$

де S – результат знаходження сумарного впливу; x_i – вхідний сигнал; w_i – ваговий коефіцієнт відповідного помножувача; b – адитивна складова зсуву сумарного вхідного сигналу; i – порядковий номер входу ШНМ; n – загальна кількість входів ШНМ; y – вихідний сигнал ШНМ; f – функція нелінійного перетворення (активації).

У широкому спектрі задач вагові коефіцієнти, вхідні сигнали та адитивна складова зсуву вхідного сигналу повинні приймати дійсні значення. Однак, у

багатьох задачах практичного спрямування – це можуть бути лише деякі фіксовані значення. Вихідний сигнал ШНМ (y) визначається конкретним видом нелінійної функції активації та, в свою чергу, може приймати значення з набору як дійсних, так і цілих чисел.

Зв'язки помножувачів із позитивними значеннями ваги є такими, що призводять до збудження ШНМ, а з негативними значеннями – такими, що призводять до гальмування ШНМ. Отже, обчислювальний елемент, який описується формулою (1.1), може бути прийнятий за спрощену математичну модель реальних біологічних нейронів. Логіка роботи побудована таким чином, що нелінійний перетворювач на дію вхідного сигналу (S) за рахунок реалізації функції активації відповідає певним вихідним сигналом $f(S)$, що в складі ШНМ являє собою вихід нейрона (y). Найбільш розповсюджені приклади апробованих функцій активації наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Типові приклади активаційних функцій ШНМ

№ з/п	Тип функції	Область можливих значень	Математичний опис
1	Лінійна	від $-\infty$ до $+\infty$	$Z(\varphi) = k \cdot \varphi$
2	Знакова	-1 або 1	$Z(\varphi) = \begin{cases} -1, & \varphi \leq 0 \\ 1, & \varphi > 0 \end{cases}$
3	Гранична	0 або 1	$Z(\varphi) = \begin{cases} 0, & \varphi \leq 0 \\ 1, & \varphi > 0 \end{cases}$
4	Сигмовидна	від 0 до 1	$Z(\varphi) = \frac{1}{1 + e^{-\varphi}}$
5	Напівлінійна	від 0 до $+\infty$	$Z(\varphi) = \begin{cases} 0, & \varphi \leq 0 \\ k \cdot \varphi, & \varphi > 0 \end{cases}$
6	Напівлінійна з насиченням	від 0 до 1	$Z(\varphi) = \begin{cases} 0, & \varphi \leq 0 \\ k \cdot \varphi, & 0 < \varphi < 1 \\ 1, & \varphi \geq 1 \end{cases}$
7	Трикутна	від 0 до 1	$Z(\varphi) = \begin{cases} 1 - \varphi , & \varphi \leq 1 \\ 0, & \varphi > 1 \end{cases}$
8	Базисна радіальна	від 0 до 1	$Z(\varphi) = e^{-\varphi^2}$
9	Квадратична	від 0 до $+\infty$	$Z(\varphi) = \varphi^2$
10	Тангенс гіперболічний	від -1 до 1	$Z(\varphi) = \frac{e^{\varphi} - e^{-\varphi}}{e^{\varphi} + e^{-\varphi}}$

Конкретний тип активаційної функції ШНМ обирається на підставі обліку характерних особливостей конкретного науково-технічного завдання, що підлягає розв'язанню із використанням штучних нейронних мереж. Наприклад, у тих задачах, що пов'язані з класифікацією і апроксимацією даних перевага має надаватись нелінійним кривим сигмоїдального типу. З метою побудови ШНМ із чітким технічним завданням на апriorних стадіях рекомендовано обрати тип з'єднання штучних нейронів, встановлювати вид передавальних функцій компонент ШНМ і налаштовувати вагові коефіцієнти відповідних зв'язків між нейронами в ШНМ.

Задля роботи з ШНМ у спеціалізованому програмному середовищі Matlab є ряд стандартних функцій для їх налаштування, тестування і аналізу. Основні з них наведено нижче:

***network:** *net=network*. Параметри функції: *numInputs*, *numLayers*, *biasConnect*, *inputConnect*, *layerConnect*, *outputConnect* та *targetConnect*. Заявлена базова функція призначена для повернення синтезованої ШНМ з ім'ям *net* з такими параметрами: *numInputs* – кількість вхідних сигналів ШНМ; *numLayers* – кількість шарів ШНМ; *biasConnect* – вектор з кількістю елементів, яка рівна кількості шарів ШНМ; *inputConnect* – матриця з бульовими елементами та кількістю рядків, яка рівна кількості шарів ШНМ; *layerConnect* – матриця з бульовими елементами та кількістю стовпців і рядків, яка рівна кількості шарів ШНМ; *outputConnect* – вектор-рядок із бульовими елементами, кількість яких рівна кількості шарів ШНМ; *targetConnect* – рядок-вектор із кількістю елементів рівною кількості шарів ШНМ.

***newsc:** *net=newsc*. Параметри функції: *PR*, *S*, *KLR* та *CLR*. Ця функція призначена для генерування конкурентного шару Кохонена. Параметри цієї функції наступні: *PR* – матриця максимальних і мінімальних елементів для *N* вхідних сигналів ШНМ; *S* – загальна кількість нейронів у ШНМ; *KLR* – параметр, що відповідає за числове значення коефіцієнта навчання Кохонена; *CLR* – параметр, що відповідає за числове значення коефіцієнта розшарування.

***newcf:** *net=newcf*. Параметри функції: *PR*, *S_i*, *TF_i*, *BTF*, *BLF* та *PF*. Ця

функція призначена для генерування певного різновиду ШНМ багатошарового типу зі зворотним поширенням помилки. Параметри функції: PR – матриця максимальних і мінімальних значень для R вхідних компонентів; S_i – розмірність i -го прихованого шару ШНМ; TF_i – функція, що виконує активацію нейронів i -го шару ШНМ; BTF – функція реалізації навчання ШНМ; BLF – функція, що реалізує налаштування вагових коефіцієнтів і значення показника зсуву; PF – функція помилки ШНМ.

***newclm:** $net=newclm$. Параметри функції: PR , S_i , TF_i , BTF , BLF та PF . Ця функція призначена для генерування ШНМ типу Елмана. Цільове призначення параметрів функції ***newclm** аналогічне до функції ***newcf**.

***newff:** $net=newff$. Параметри функції: PR , S_i , TF_i , BTF , BLF та PF . Ця функція призначена для генерування односпрямованої ШНМ із алгоритмом навчання за методом зворотного поширення помилки. Цільове призначення параметрів функції ***newff** аналогічне до функції ***newcf**.

***newfftd:** $net=newfftd$. Параметри функції: PR , ID , S_i , TF_i , BTF , BLF та PF . Ця функція призначена для генерування односпрямованої ШНМ з можливістю вхідних затримок. Цільове призначення параметрів функції ***newfftd** аналогічне до функції ***newcf**, а також містить один додатковий параметр ID , що відповідає за вектор вхідних затримок.

Розв'язання типових прикладів.

Приклад № 1. Реалізувати ШНМ, що виконує функцію апроксимації даних кубічною поліноміальною залежністю наступного виду:
 $y = x_1^3 + x_2^2 - 2 \cdot x_1 \cdot x_2$. Допустимий діапазон зміни вхідних аргументів (x_1 та x_2) прийнятий рівним від 0 до 10.

1.1. Цей приклад призначений для демонстрації методики побудови комп'ютерних моделей апроксимації числової інформації з використанням штучних нейронних мереж. На першому етапі побудови такої ШНМ необхідно у вікні команд набрати код програми для формування вектора навчальних прикладів, як показано на рисунку 1.2.

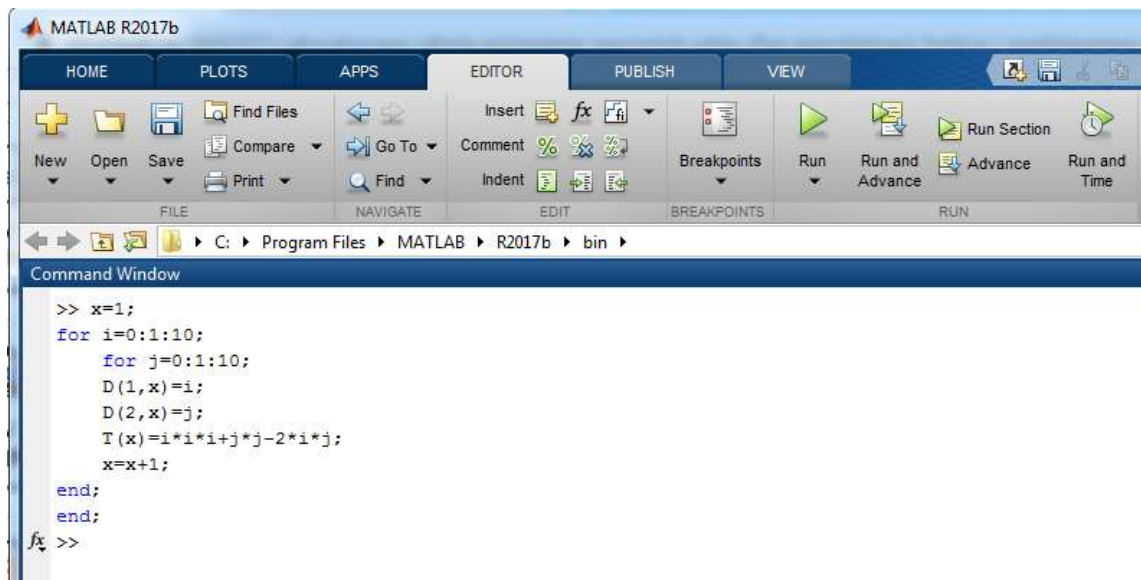


Рисунок 1.2 – Фрагмент коду програми для формування вектора навчальних прикладів

1.2. З метою генерування ШНМ, що реалізує модель апроксимації даних необхідно виконати ініціалізацію вбудованого інтерфейсу Neural Network Tools Network через введення команди *nntool* у робочому полі Matlab.

1.3. На наступному етапі має бути виконаний імпорт даних (T – вектор цілей, D – вектор вхідних даних), як представлено на рисунку 1.3.

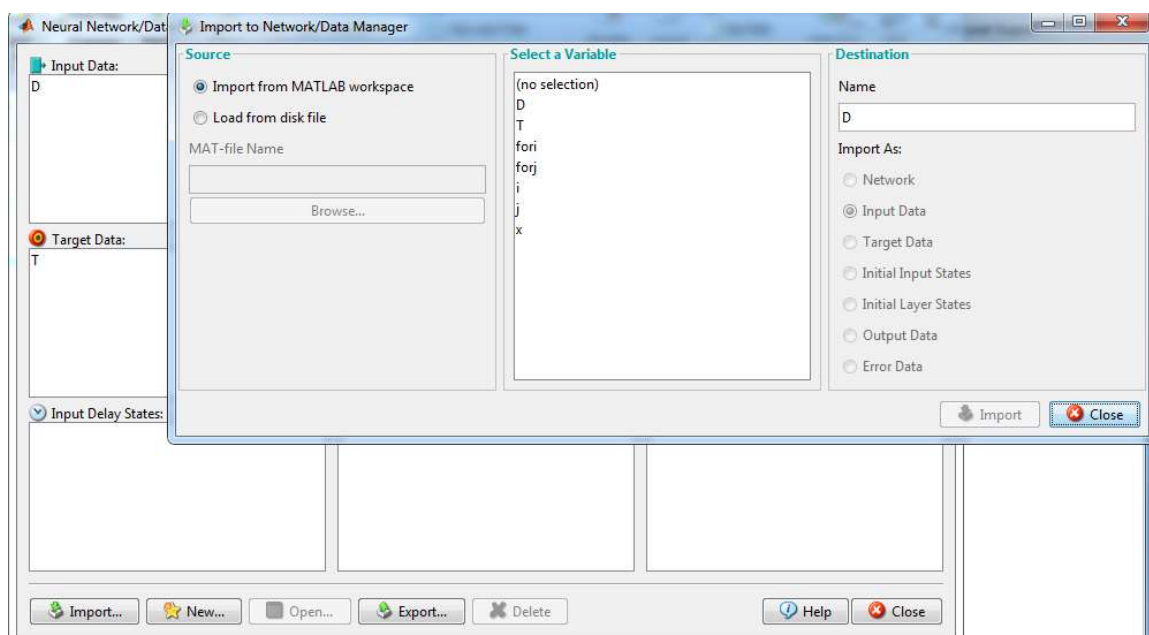


Рисунок 1.3 – Інтерфейс вікна імпорту даних у інтерактивному режимі з використанням Neural Network Tools Network

1.4. Наступною дією є генерування нової ШНМ та завдання її параметрів налаштування, а саме: T – вектор цілей; D – вектор вхідних даних; загальна кількість нейронів у першому шарі, наприклад, – 5 та у другому, наприклад, – 1; обрана функція активації для штучних нейронів у першому шарі в даному прикладі – *TANSIG*, а для другого – *PURELIN*. Заявлені вище параметри налаштувань наведено на рисунку 1.4.

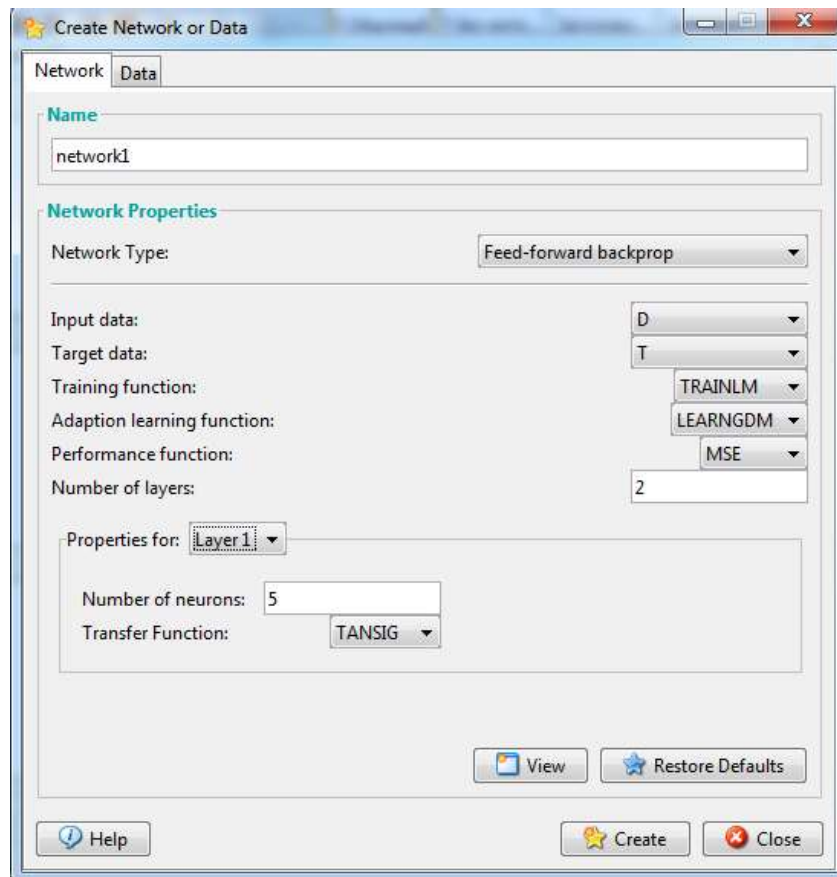


Рисунок 1.4 – Візуалізація процедури налаштування параметрів штучної нейронної мережі

1.5. Далі реалізується етап навчання синтезованої ШНМ апроксимації чисельної інформації з використанням тестової вибірки даних, як показано на рисунку 1.5.

1.6. Візуалізація отриманих результатів навчання синтезованої нейронної мережі, що реалізує модель апроксимації даних, у інтерактивному режимі наведена на рисунках 1.6 – 1.9.

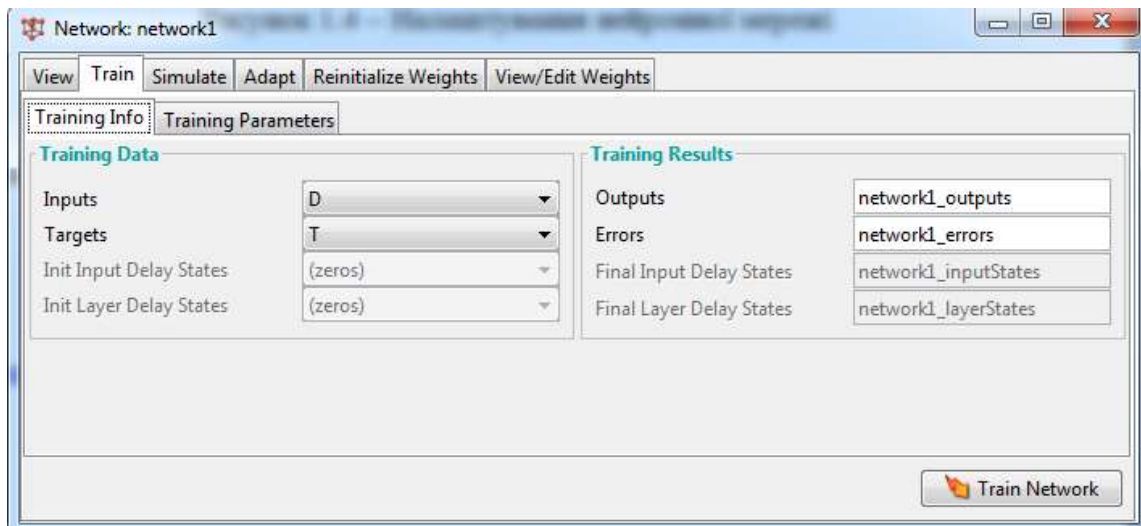


Рисунок 1.5 – Візуалізація процедури налаштувань під час реалізації етапу навчання розроблюваної ШНМ

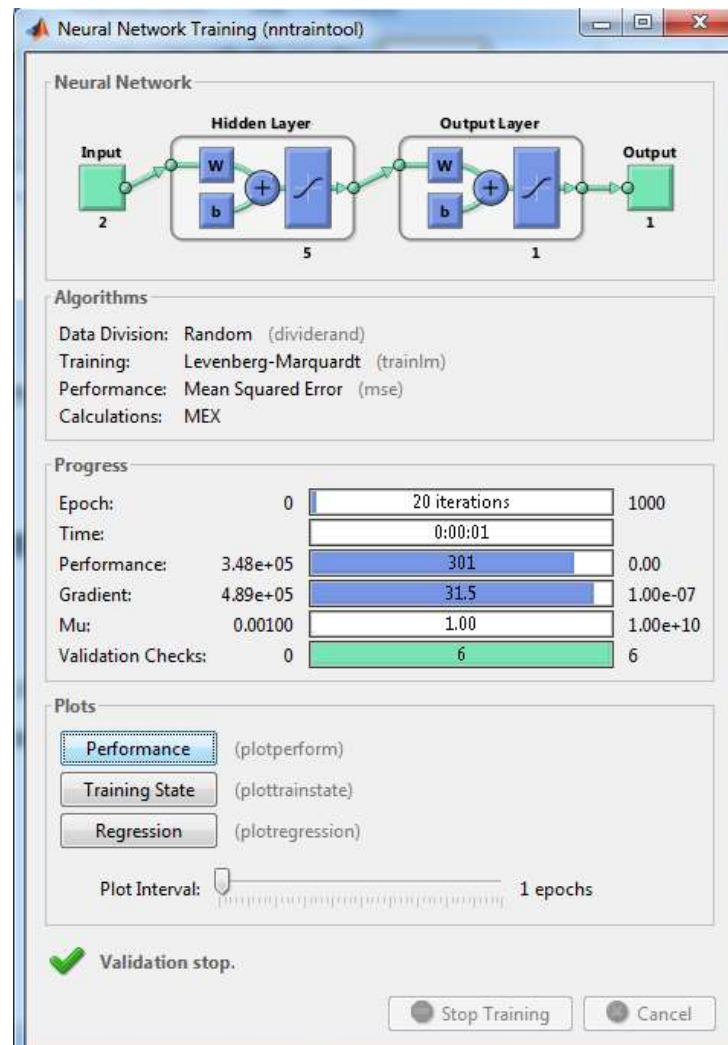


Рисунок 1.6 – Вікно інтерактивного режиму результатів навчання розроблюваної ШНМ

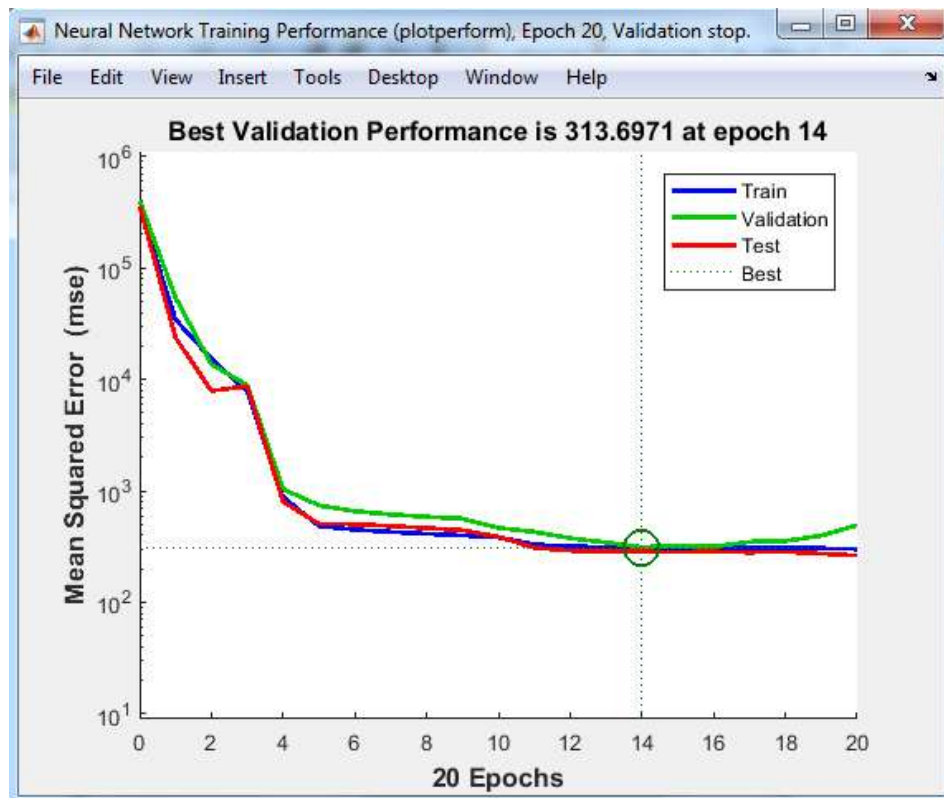


Рисунок 1.7 – Графік динаміки помилки результатів навчання розробленої ШНМ

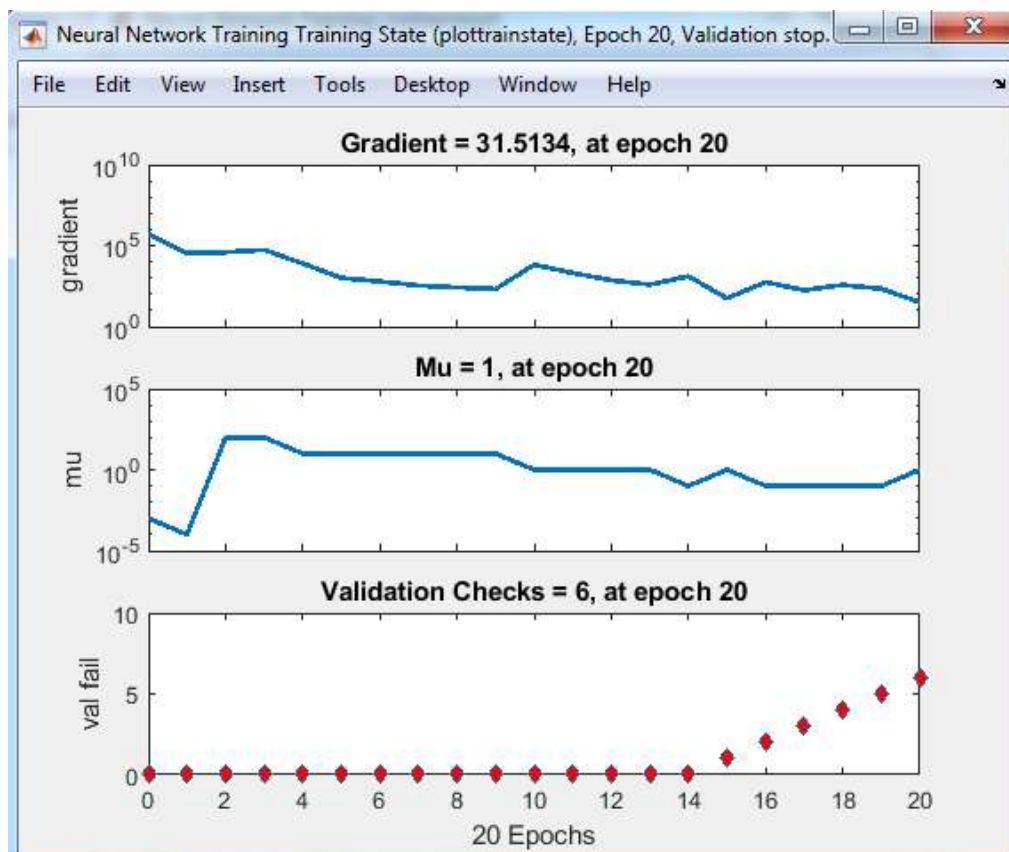


Рисунок 1.8 – Графіки динаміки стану навчання ШНМ

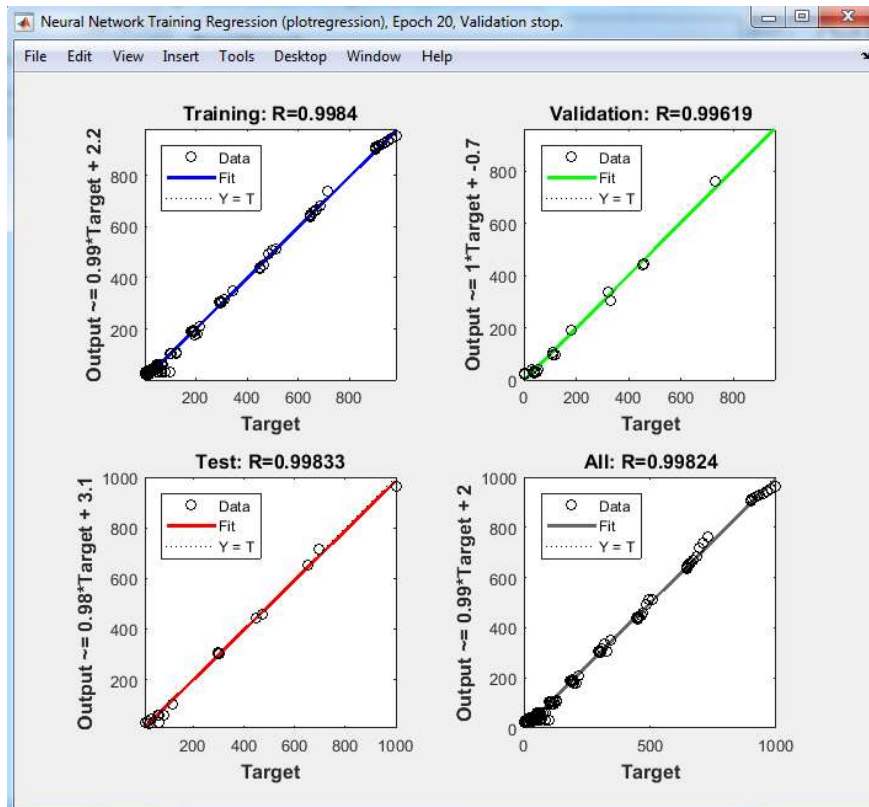


Рисунок 1.9 – Графічна інтерпретація результатів регресійного аналізу реалізації процедури навчання ШНМ

1.7. Таким чином, навчена ШНМ моделюється отриманим вектором даних. Результатом комп'ютерного моделювання такої ШНМ в пакеті Matlab є вихід мережі з іменем *network1_outputs*, що генерується на базі вхідних даних, як показано на рисунку 1.10.

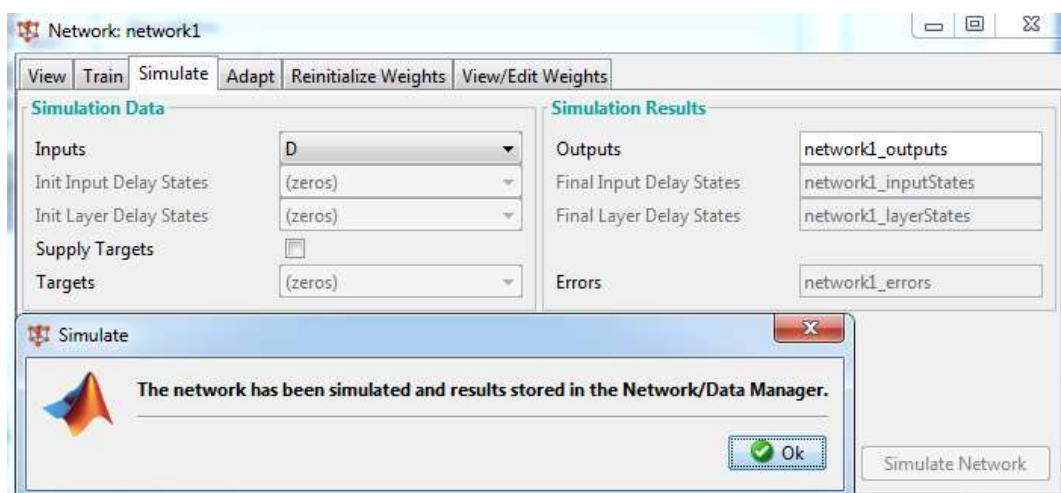


Рисунок 1.10 – Вікно моделювання ШНМ

1.8. Після моделювання ШНМ виконується процедура експорту отриманих даних до робочої області програмного середовища Matlab, як показано на рисунку 1.11. Також має бути оцінена абсолютна похибка апроксимації даних, що обчислюється як різниця вихідних даних навченої ШНМ під час симуляції *network1_outputs* та чисельних даних вектора цілей *T* у робочому діапазоні, як наведено на рисунку 1.12.

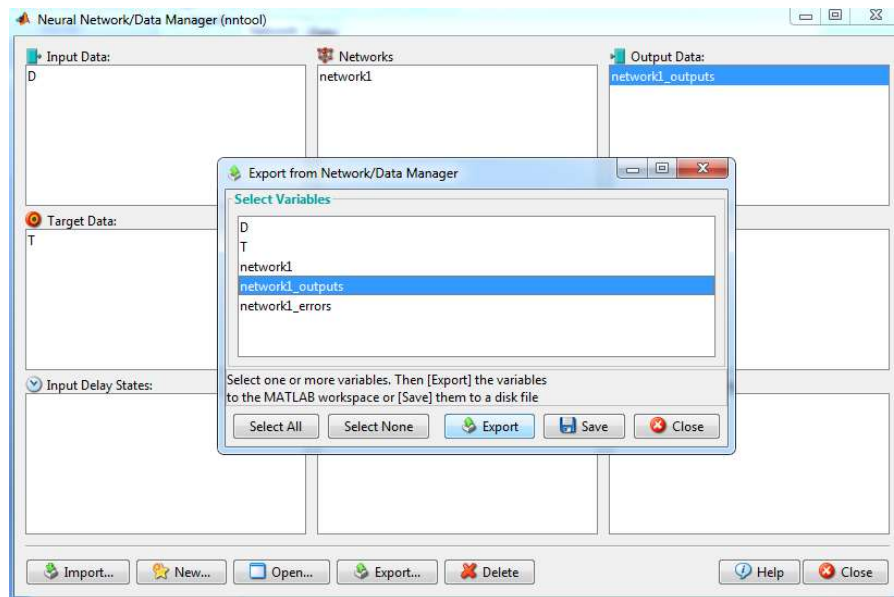


Рисунок 1.11 – Вікно експорту отриманих даних

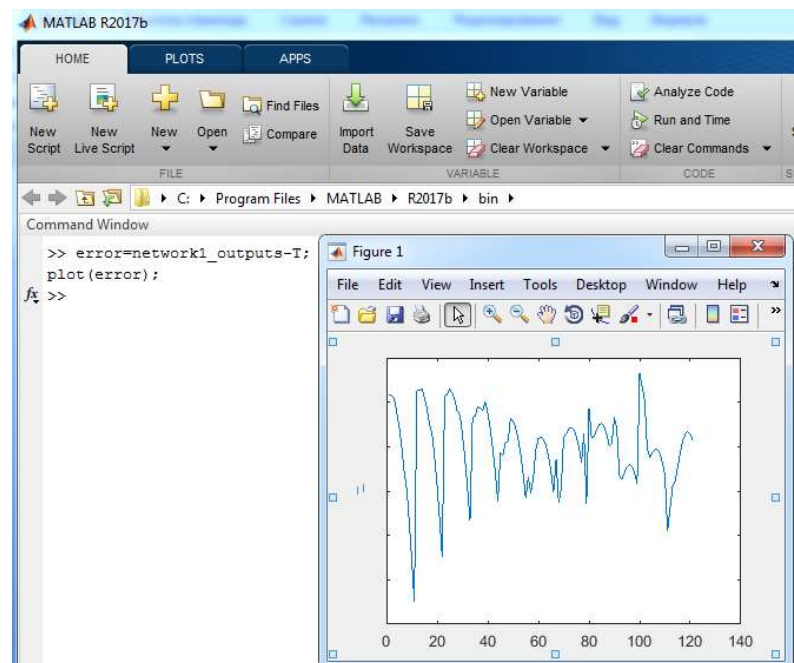


Рисунок 1.12 – Графік зміни похибки апроксимації

Приклад № 2. Реалізувати ШНМ, що реалізує математичну модель апроксимації даних нелінійною залежністю наступного виду:

$$y = \cos\left(\frac{3 \cdot \pi \cdot x}{N}\right) + \sin\left(\frac{5 \cdot \pi \cdot x}{N}\right).$$
 Допустимий діапазон зміни вхідного параметра (x) прийняти рівним від 0 до 200.

2.1. Типова методика розв'язання цього прикладу є аналогічною до тієї, яку наведено вище в прикладі № 1. Візуалізація основних етапів вирішення поставленої задачі наведена на рисунках 1.13 – 1.18.

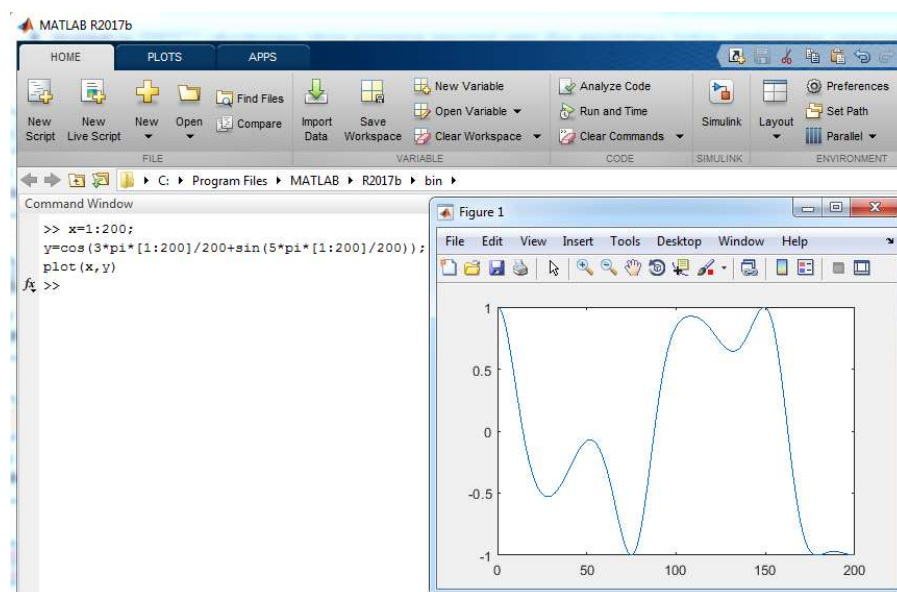


Рисунок 1.13 – Фрагмент коду програми для формування вектора навчальних даних до прикладу № 2

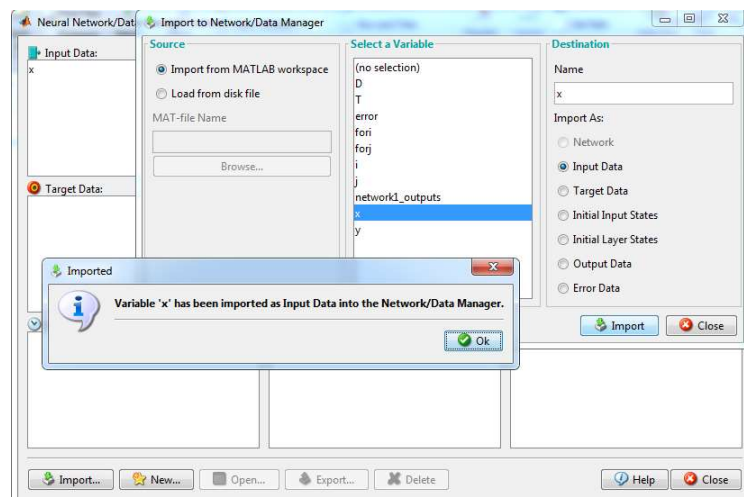


Рисунок 1.14 – Візуалізація вікна імпорту даних

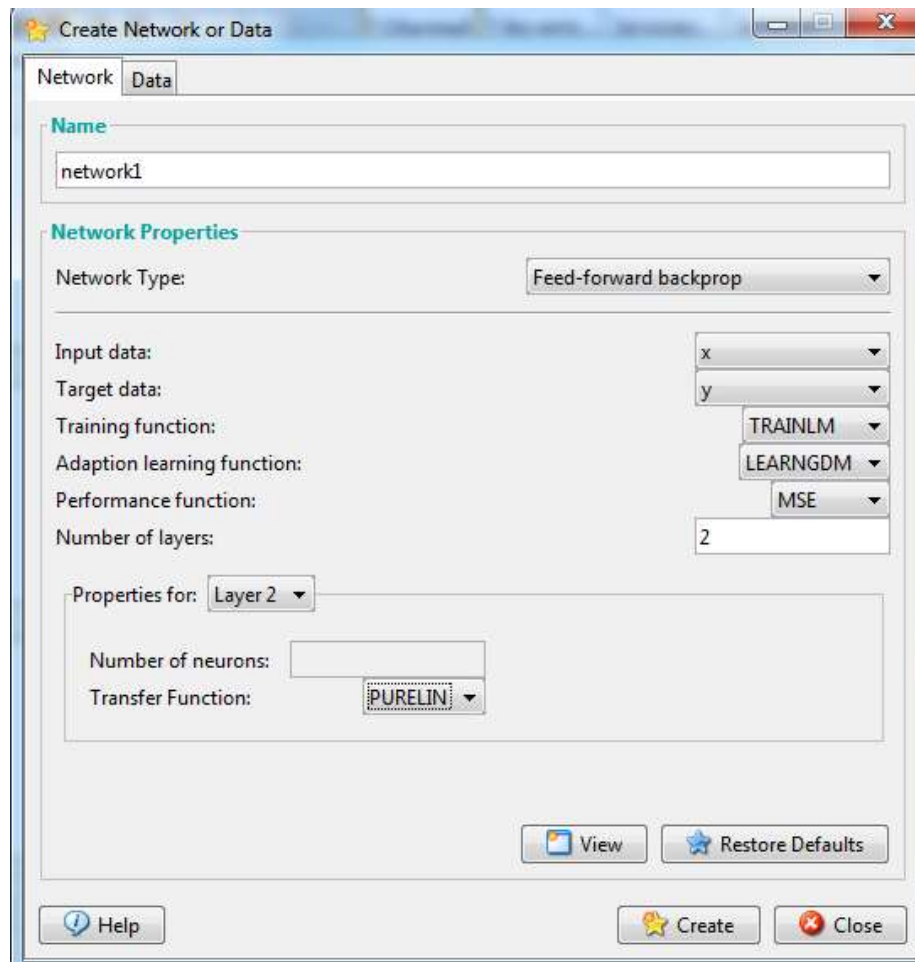


Рисунок 1.15 – Візуалізація вікна налаштувань реалізованої ШНМ

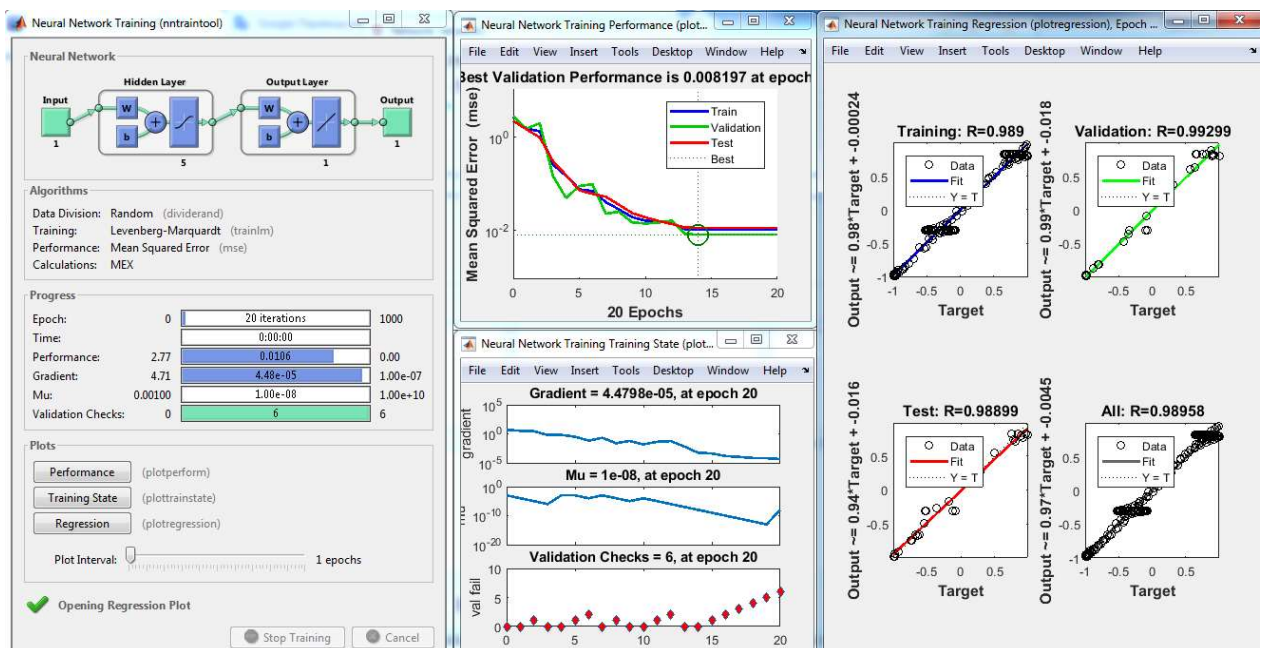


Рисунок 1.16 – Візуалізація вікна результатів навчання реалізованої ШНМ апроксимації даних

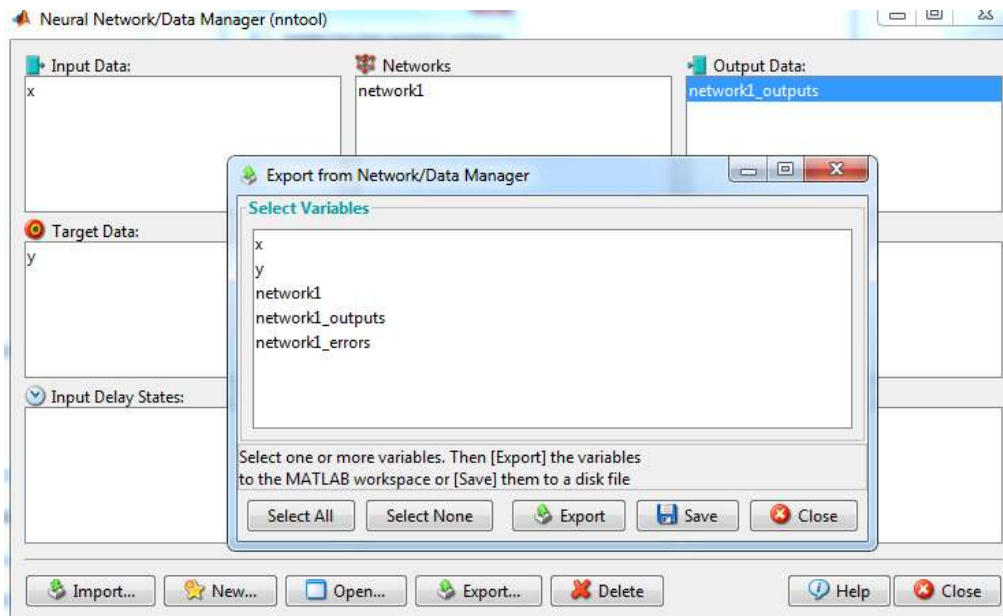


Рисунок 1.17 – Візуалізація вікна експорту даних ШНМ

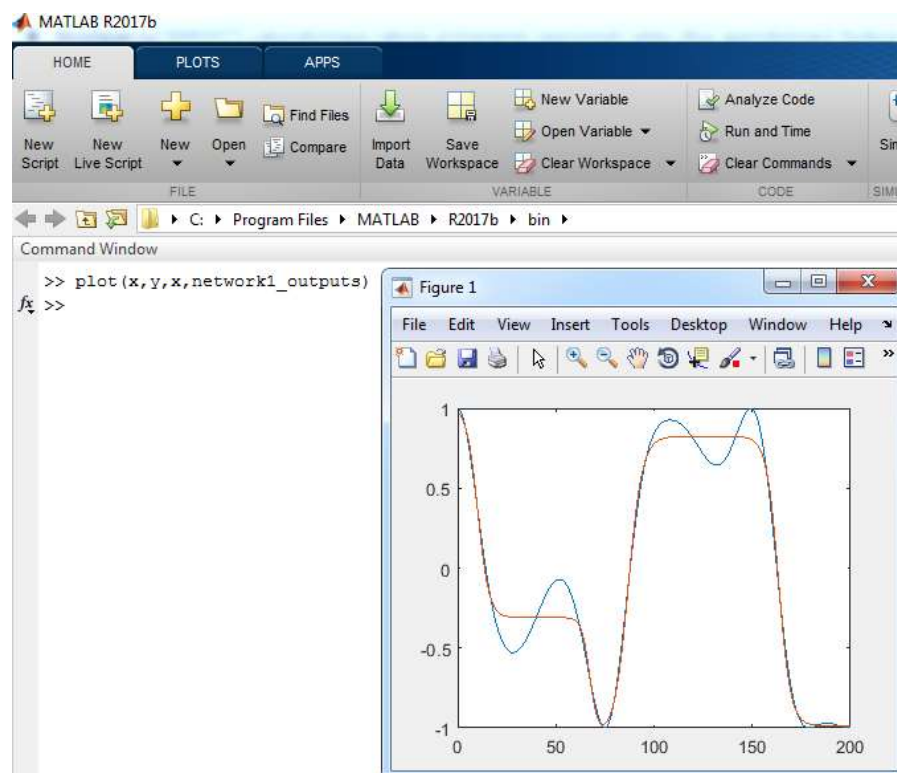


Рисунок 1.18 – Графічний вигляд отриманих результатів апроксимації даних за допомогою реалізованої ШНМ

Рекомендований порядок виконання практичної роботи:

1. Синтезувати та дослідити штучну нейронну мережу, що реалізує математичну модель апроксимації експериментальних даних із використанням

поліноміальної залежності. Загальний вигляд функції апроксимації та діапазони варіювання вхідних параметрів обираються згідно індивідуальних варіантів на підставі таблиці 1.2. Під час генерування та тестування ШНМ рекомендується дотримуватись методики, яку наведено в типовому прикладі № 1 до даної практичної роботи.

Таблиця 1.2 – Варіанти індивідуальних завдань до виконання п. 1 практичної роботи

№ з/п	Вид функції, що апроксимує	Допустимий інтервал значень вхідних параметрів x_1 і x_2
1	$y = 3 \cdot x_1^2 + 3 \cdot x_2^2 - 2 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 1 до 5
2	$y = 5 \cdot x_1^2 + 2 \cdot x_2^2 - 4 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 3 до 8
3	$y = -2 \cdot x_1^2 - 3 \cdot x_2^2 + 2 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 2 до 6
4	$y = -x_1^2 + x_2^2 - 6 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 1 до 7
5	$y = -4 \cdot x_1^2 + 3 \cdot x_2^2 - x_1 \cdot x_2$	від 3 до 8
6	$y = -5 \cdot x_1^2 - 2 \cdot x_2^2 + 4 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 0 до 4
7	$y = 4 \cdot x_1^2 - 3 \cdot x_2^2 - 2 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 1 до 6
8	$y = 2 \cdot x_1^2 + 3 \cdot x_2^2 - 7 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 2 до 7
9	$y = -8 \cdot x_1^2 - 3 \cdot x_2^2 + 2 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 4 до 9
10	$y = 5 \cdot x_1^2 + 2 \cdot x_2^2 - 9 \cdot x_1 \cdot x_2$	від 3 до 7

2. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування створеної ШНМ зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.

3. Синтезувати та дослідити штучну нейронну мережу, що реалізує математичну модель апроксимації експериментальних даних із використанням нелінійної залежності. Загальний вигляд функції апроксимації та діапазони варіювання вхідних параметрів обираються згідно індивідуальних варіантів на підставі таблиці 1.3. Під час генерування та тестування ШНМ рекомендується дотримуватись методики, яку наведено в типовому прикладі № 2 до даної практичної роботи.

Таблиця 1.3 – Варіанти індивідуальних завдань до виконання п. 2 практичної роботи

№ з/п	Вид функції, що апроксимує	Допустимий інтервал значень вхідного параметру x
1	$y = \cos\left(5 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \sin\left(7 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 250
2	$y = \cos\left(4 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \sin\left(3 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 150
3	$y = \cos\left(4 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \sin\left(5 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 170
4	$y = \sin\left(4 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \sin\left(2 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 140
5	$y = \cos\left(\pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \cos\left(7 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 160
6	$y = \sin\left(8 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \cos\left(2 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 110
7	$y = \sin\left(7 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \sin\left(3 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 190
8	$y = \sin\left(2 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \cos\left(6 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 130
9	$y = \sin\left(3 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \cos\left(9 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 210
10	$y = \cos\left(4 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right) + \cos\left(5 \cdot \pi \cdot \frac{x}{N}\right)$	від 0 до 250

4. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування створеної ШНМ зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.

5. Виконати порівняльний аналіз результатів апроксимації, що були отримані в п. 1 і п. 3.

Типовий зміст звіту до практичної роботи:

1. Мета та опис основних етапів виконання роботи.
2. Основні результати, що були отримані під час створення та тестування ШНМ із їх розгорнутим аналізом за етапами виконання завдання.
3. Перелік обґрунтованих за результатами досліджень рекомендацій щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.
4. Загальні висновки по роботі, що містять результати критичного аналізу на якісному й кількісному рівнях.

Контрольні питання:

1. Надайте визначення наступним термінам: штучна нейронна мережа, комп'ютерна модель, апроксимація функції.
2. Поясніть у чому полягають основні етапи реалізації методики апроксимації функції.
3. Розкрийте змістовне призначення функцій `*network` і `*newcf` та поясніть їх типовий синтаксис.
4. Розкрийте зміст основних етапів реалізації алгоритму процедури навчання штучної нейронної мережі.
5. Поясніть яким чином може бути оцінена похибка апроксимації експериментальних даних із використанням штучних нейронних мереж?
6. Розкрийте зміст основних підходів до оптимізації штучних нейронних мереж, які виконують функції апроксимації.

Список рекомендованої літератури:

1. Вовна О.В. Комп'ютерно-інтегрований моніторинг та керування в промислових теплицях: поточні результати і перспективи досліджень: монографія / О.В. Вовна, І.С. Лактіонов, В.А. Лебедєв. – Покровськ: ДонНТУ, 2020. – 255 с.
2. Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети: монография / Е.Е. Федоров. Красноармейск: ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. 338 с.
3. Лактіонов І.С. Обґрунтування моделі багатофакторної оцінки та прогнозування параметрів якості вирощування культур на захищеному ґрунті / І.С. Лактіонов // Наук. пр. Донецьк. нац. техн. ун-ту. Сер.: «Обчислювальна техніка та автоматизація». 2017. Вип. 1 (30)' 2017. – С. 29–37.
4. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. К.: «Корнійчук», 2008. 446 с.
5. Руденко О.Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі: навч. посібник. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. 404 с.

ПРАКТИЧНА РОБОТА № 2

РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ НЕЧІТКИХ СИСТЕМ МОНІТОРИНГУ ТА КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

Мета роботи: закріпити і поглибити теоретичні знання та розвинути практичні навички зі створення, тестування й аналізу комп'ютерних моделей процесів моніторингу й керування технологічними об'єктами з використанням теорії нечіткої логіки у пакеті прикладних програм Matlab & Simulink.

Базові теоретичні відомості. Інтегроване до Matlab & Simulink середовище Fuzzy Logic Toolbox являє собою спеціалізований інтерактивний програмний продукт, який дозволяє синтезувати й тестувати нечіткі логічні експертні системи та / або системи керування, що базуються на нечітких алгоритмах. До складу спеціалізованого середовища Fuzzy Logic Toolbox входять наступні програми, які дозволяють виконувати налаштування моделі в інтерактивному режимі графічного інтерфейсу:

- Fuzzy Inference System Editor (FIS-редактор): редактор блоку виведення нечітких логічних систем;
- Membership Function Editor: редактор функцій належності нечітких логічних систем;
- Rule Editor: редактор бази правил;
- Rule Viewer: програма для перегляду синтезованої бази правил;
- Surface Viewer: програма для перегляду системи нечіткого виведення у вигляді 3D-поверхні.

Інтерактивний FIS-редактор (редактор систем нечіткого виводу) є базовим засобом, який застосовується задля реалізації процедур синтезу та налаштування систем нечіткого виведення в графічному режимі. Цей редактор може бути запущений за допомогою введення стандартної функції *fuzzy* у головному вікні команд середовища Matlab.

Головне меню FIS-редактора містить наступні пункти:

File – дозволяє виконувати базові функції з файлами нечітких моделей, а саме: створення, зчитування, зберігання та інше:

- *New FIS...* – дозволяє виконувати вибір типу системи нечіткого керування, що створюється;

- *Import* – дозволяє виконувати завантаження до FIS-редактора системи нечіткого керування, що були заздалегідь створені;

- *Export* – дозволяє зберігати відредаговану й налаштовану систему нечіткого керування.

Edit – призначено для реалізації операцій редагування (додавання і виключення змінних моделей), а саме:

- *Undo* – виконує дію скасування виконання останньої операції;

- *Add Variable...* – виконує функцію додавання до системи нечіткого керування вхідної та / або вихідної змінної;

- *Remove Selected Variable* – виконує функцію видалення обраної змінної зі системи нечіткого виведення, що редагується;

- *Membership Functions...* – викликає редактор функцій належності створюваної нечіткої моделі;

- *Rules* – викликає редактор правил виведення створюваної нечіткої моделі.

View – призначено для переходу до додаткового інструментарію, а саме:

- *Rules* – викликає підпрограму перегляду синтезованої бази правил нечіткого виведення;

- *Surface* – викликає підпрограму перегляду 3D-поверхні нечіткого виведення.

Додатково в лівій нижній частині робочого вікна FIS-редактора наявні п'ять спливаючих меню, а саме:

- Or method* – призначено для задавання методу, що реалізує виконання операції логічної диз'юнкції в синтезованих умовах нечітких правил;

- And method* – призначено для задавання методу, що реалізує виконання операції логічної кон'юнкції в синтезованих умовах нечітких правил;

Implication method – призначено для задавання методу активації логічного виведення в кожному з нечітких правил синтезованої бази;

Aggregation method – призначено для задавання методу агрегації значень функції належності кожної вихідної змінної у виведеннях нечітких правил;

Defuzzification method – призначено для задавання методу виконання процедури дефазифікації вихідних змінних у створюваній моделі системи нечіткого виведення.

Підпрограма Membership Function Editor (редактор функцій належності) призначена для встановлення і редагування функцій належності термів моделі системи нечіткого керування в інтерактивному графічному режимі. Ця програма для редагування функцій належності може бути відкрита за допомогою пункту головного меню *View – Edit membership functions*. З метою відображення графічного вигляду функцій належності необхідно обрати відповідну змінну в лівій частині інтерфейсу цього редактора, що має заголовок – *FIS Variables*.

Головне меню редактора функцій належності містить у своєму складі наступні пункти:

File – операції є ідентичними до тих, що описані в аналогічному пункті меню FIS-редактора.

Edit – містить наступну сукупність операцій:

Undo – дозволяє скасувати виконання дії, що була виконана останньою;

Add MF... – дозволяє виконати додавання вбудованої функції належності термів для відповідних виділених змінних;

Add Custom MF... – дозволяє виконати додавання функції належності для окремих змінних моделі;

Remove Current MF – дозволяє виконати видалення окремих функцій належності моделі;

Remove All MFs – дозволяє виконати видалення одразу всіх функцій належності для окремих змінних моделі;

FIS Properties... – функціонал, що викликає FIS-редактор;

Rules... – функціонал, що викликає редактор правил нечіткого виведення моделі.

View – містить наступну сукупність операцій:

Rules – викликає підпрограму, що дозволяє виконати перегляд бази правил нечіткого виведення;

Surface – викликає підпрограму, що дозволяє виконати перегляд 3D-поверхні нечіткого виведення.

Rule Editor (редактор бази правил) моделі системи нечіткого виведення призначений для задавання і редагування правил систем нечіткого моніторингу й керування в інтерактивному графічному режимі. Цей редактор бази правил може бути запущений із використанням головного меню FIS-редактора за допомогою пункту меню *Edit – Rules*.

Головне меню редактора бази правил містить наступні пункти:

File – операції є ідентичними до тих, що описані в аналогічному пункті меню FIS-редактора.

Edit – містить наступну сукупність операцій:

Undo – дозволяє скасувати дію, що була виконана останньою;

FIS Properties... – дозволяє викликати FIS-редактор;

Membership Functions... – дозволяє викликати редактор функцій належності моделі.

View – містить наступну сукупність операцій:

Rules – дозволяє викликати інтерфейс перегляду бази правил;

Surface – дозволяє викликати інтерфейс перегляду 3D-поверхні нечіткого виведення.

Options – містить наступну сукупність операцій:

Language – дозволяє обрати мову задля запису бази правил нечіткої моделі в текстовому форматі;

Format – дозволяє обрати формат запису бази правил моделі системи нечіткого виведення.

Rule Viewer (функціонал для перегляду поверхні системи нечіткого

виведення) дозволяє виконувати перегляд 3D-поверхні моделі системи нечіткого керування, а також візуалізувати графічні залежності вихідних змінних від обраних вхідних змінних. Такий графічний інтерфейс перегляду бази правил може бути запущений із використанням головного меню FIS-редактора за допомогою відповідного пункту меню *View – Surface*.

Головне меню Rule Viewer містить наступні пункти:

File – операції є ідентичними до тих, що описані в аналогічному пункті меню FIS-редактора.

Edit – містить наступну сукупність операцій:

Undo – дозволяє скасувати дію, що була виконана останньою;

FIS Properties... – дозволяє викликати FIS-редактор;

Membership Functions... – дозволяє викликати редактор функцій належності моделі;

View – містить єдину операцію:

Rules... – дозволяє викликати інтерфейс для редагування бази правил.

Options – містить наступну сукупність операцій:

Plot – дозволяє виконувати вибір одного з восьми можливих стилів зображення графічного вигляду 3D-поверхні виведення;

Always evaluate – встановлення позначки біля цієї позиції вкладеного меню призводить до формування в автоматичному режимі нової поверхні виведення кожен раз, коли будуть вноситись зміни до моделі нечіткого виведення, які впливають на відповідну форму графіка 3D-поверхні;

Color Map – дозволяє виконувати вибір однієї з чотирьох кольірних схем задля відображення графіка 3D-поверхні виведення.

Розв'язання типового прикладу. Синтезувати й протестувати комп'ютерну модель системи нечіткого керування процесом крапельного зрошення тепличного ґрунту. В якості вхідних змінних мають бути прийняті: температура ґрунту (T_{soil}) в робочому динамічному діапазоні від 17 °С до 24 °С та вологість ґрунту (W_{soil}) в робочому динамічному діапазоні 65 % до 80 %.

Базовий алгоритм нечіткого виведення – алгоритм Мамдані. Основний функціонал логіки керування системою крапельного зрошення тепличного ґрунту має бути реалізований за методикою двохпозиційного керування в режимах ON / OFF.

1. На першому етапі розв'язання поставленої задачі виконується процедура формалізації алгоритму нечіткого керування в табличному вигляді, як представлено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Формалізована матриця відповідності до встановлених функцій належності вхідних параметрів системи нечіткого керування

Вологість, W_{soil}	Температура, T_{soil}		
	Нижче норми	Норма	Вище норми
Нижче норми	ON	ON	ON
Норма	OFF	OFF	ON
Вище норми	OFF	OFF	OFF

2. Наступним кроком є створення та налаштування моделі системи нечіткого керування в інтерактивного режимі за допомогою FIS-редактора, як показано на рисунку 2.1. FIS-редактор запускається за допомогою команди *fuzzy* у вікні команд Matlab.

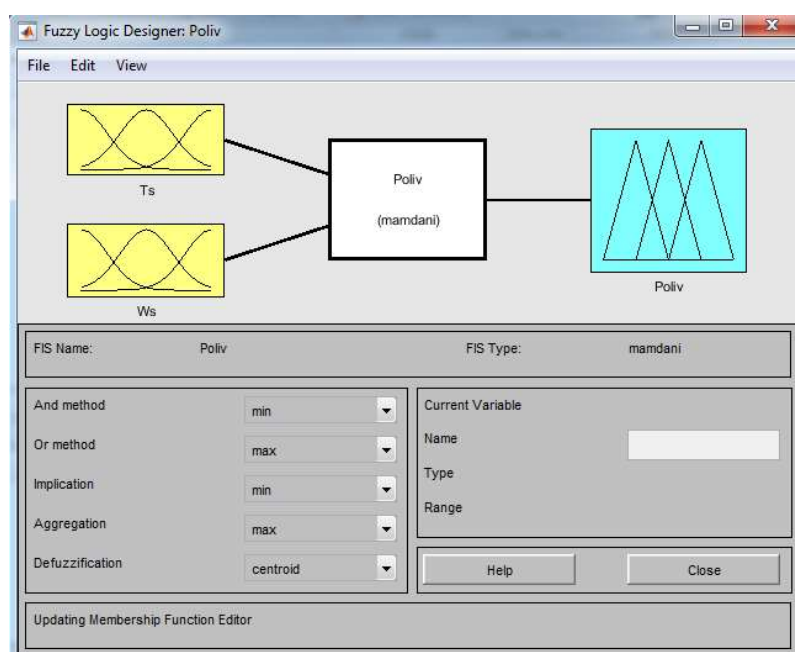


Рисунок 2.1 – Інтерфейс вікна FIS-редактора налаштування Fuzzy-моделі

Під час реалізації цього етапу розв'язання поставленої задачі було використано стандартний алгоритм нечіткого виведення типу Мамдані (про це свідчить позначка в центральному блоці моделі). Розроблювана модель передбачає два входи (має дорівнювати кількості вимірюваних параметрів системи), отже, із використанням пункту меню *Edit – Add Variable – Input* необхідно додати до моделі системи другий вхід. Після цього необхідно задати нові назви блоків (T_s і W_s , відповідно) та синтезованої моделі. За допомогою пункту меню *File – Export – To Workspace...* моделі було присвоєно ім'я – *Poliv*.

3. На третьому етапі створення комп'ютерної моделі нечіткого керування виконуються операції синтезу та редагування функцій належності вхідних змінних, як наведено на рисунку 2.2. Задля цього потрібно відкрити редактор функцій належності моделі та в полях *Display Range* і *Range* необхідно задати можливі діапазони зміни вхідних параметрів. За допомогою пункту меню *Edit – Remov All MF...* мають попередньо бути видалені всі стандартні функції належності. Після цього із використанням команди *Edit – Add MF...* необхідно задати нові функції належності загальною кількістю – три (дорівнює кількості формалізованих значень змінних, як показано в таблиці 2.1).

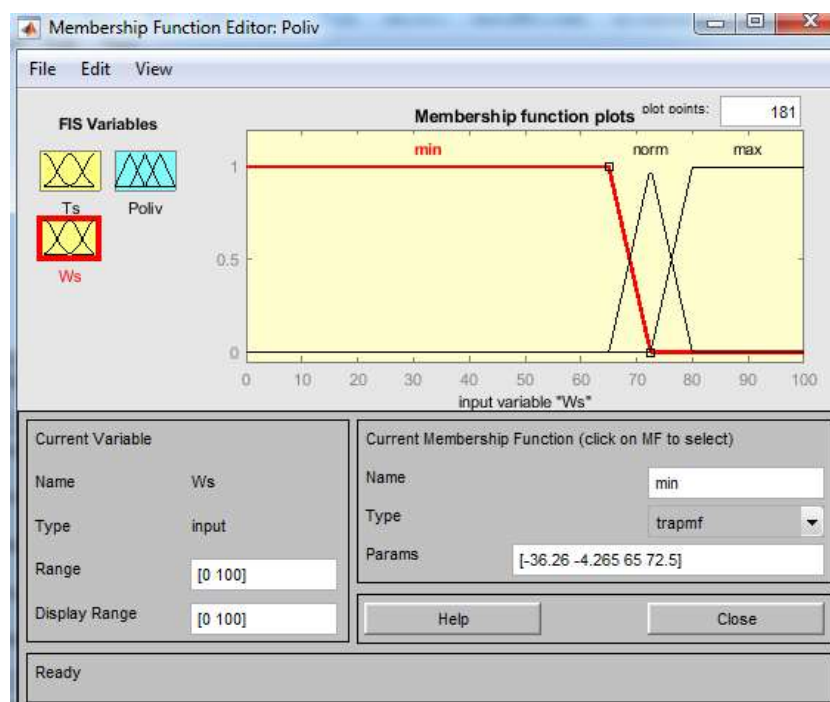


Рисунок 2.2 – Інтерфейс вікна редактора вхідних змінних нечіткої моделі

4. На наступному етапі реалізується налаштування вихідної змінної моделі за алгоритмом, який є аналогічним наведеному в п. 3. Основні етапи налаштування наведено на рисунку 2.3.

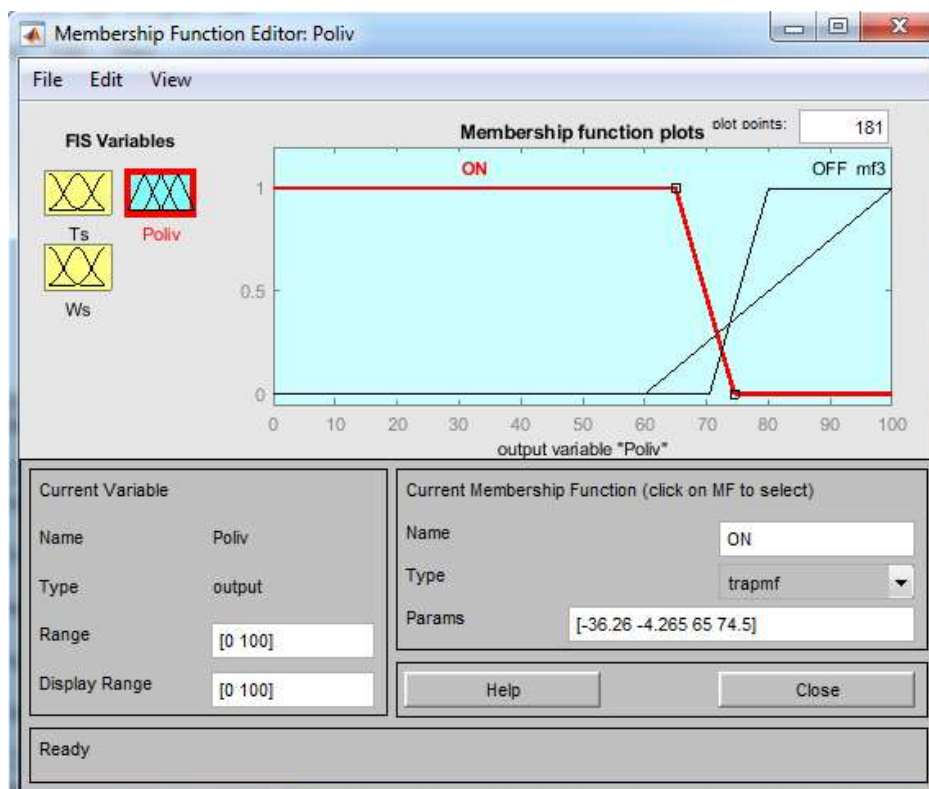


Рисунок 2.3 – Інтерфейс вікна редактора вихідної змінної нечіткої моделі

5. На п'ятому кроці реалізується процедура синтезу бази правил моделі. Ця процедура може бути реалізована з використанням редактора бази правил системи нечіткого моніторингу й керування за допомогою пункту меню *Edit – Rules...* у вікні FIS-редактора. Отримана база правил на підставі фазифікованої інформації, яку наведено в таблиці 2.1, має вигляд, що наведений на рисунку 2.4.

6. На наступному етапі виконується тестування режимів роботи реалізованої моделі системи нечіткого моніторингу й керування. Інтерактивний режим тестування є можливим із використанням пункту меню *View – Rules...*, що дозволяє відкрити інтерфейс перегляду бази правил у графічному режимі. Також задля аналізу отриманих результатів моделювання може бути

використаний режим відображення даних у формі 3D-поверхні за допомогою пункту меню *View – Surface*. Отримані результати моделювання наведено на рисунках 2.5 і 2.6.

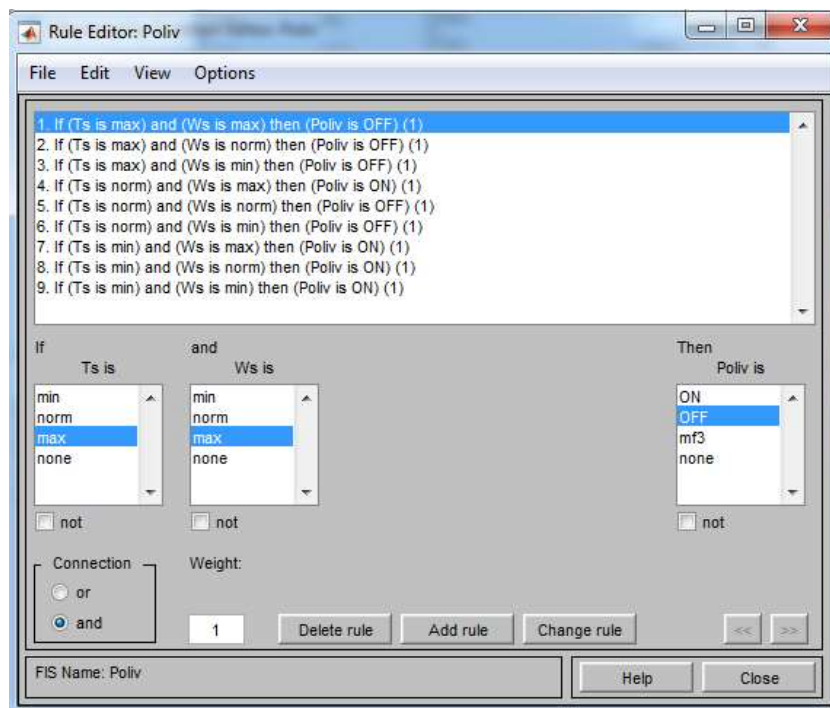


Рисунок 2.4 – Інтерфейс вікна редактора бази правил комп'ютерної моделі системи нечіткого моніторингу й керування

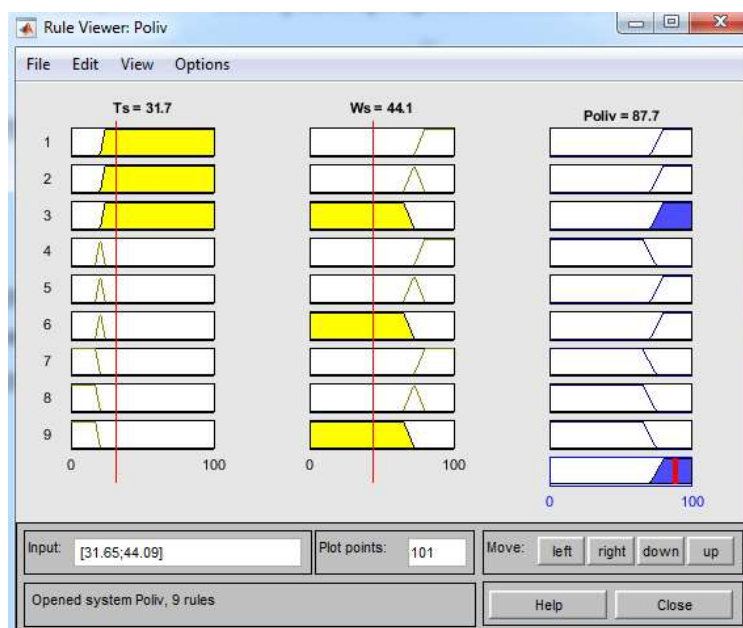


Рисунок 2.5 – Інтерфейс вікна відображення результатів моделювання в графічному режимі

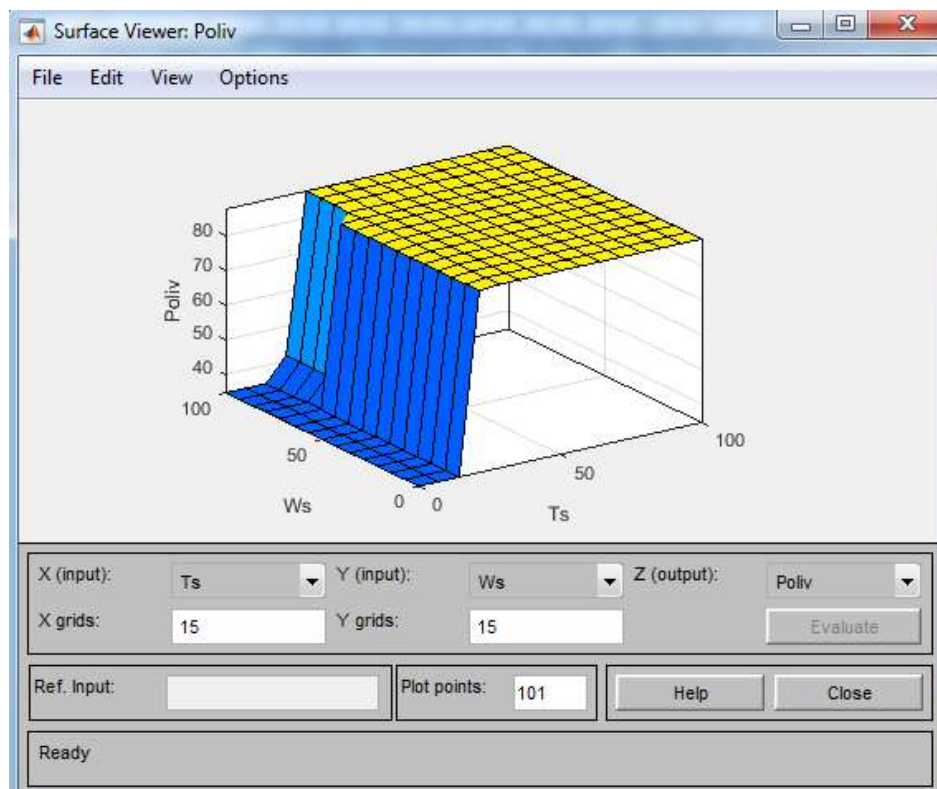


Рисунок 2.6 – Інтерфейс вікна відображення результатів моделювання у вигляді 3D-поверхні

7. На останньому етапі розв'язання задачі виконується детальний якісний і кількісний аналіз отриманих результатів моделювання системи з формулювання рекомендацій щодо можливих шляхів оптимізації режимів функціонування.

Рекомендований порядок виконання практичної роботи:

1. Синтезувати в середовищі Fuzzy Logic Toolbox пакету прикладних програм Matlab & Simulink комп'ютерну модель системи нечіткого моніторингу й керування мікрокліматом приміщень технологічних виробництв. У якості вхідних параметрів мають бути прийняті: температура (T) повітря робочої зони та відносна вологість повітря робочої зони (W). Робочі діапазони варіювання вхідних параметрів мають бути прийнятими у відповідності до таблиці 2.2. Базовий алгоритм нечіткого виведення – алгоритм Мамдані. Основний функціонал логіки роботи системи керування станом мікроклімату

технологічних приміщень має бути реалізований за методикою двохпозиційного керування в режимах ON / OFF.

2. Виконати налаштування синтезованої комп'ютерної моделі створеної системи нечіткого моніторингу й керування відповідно до даних індивідуальних варіантів, які наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Варіанти індивідуальних завдань до практичної роботи № 2

№ з/п	$T, ^\circ C$	$W, \%$	Кількість піддіапазонів (T)	Кількість піддіапазонів (W)	Тип вхідних функцій	Тип вихідної функції
1	від 10 до 24	від 60 до 80	3	4	trapmf	pimf
2	від 10 до 30	від 60 до 70	4	3	trapmf	pimf
3	від 15 до 25	від 50 до 80	3	4	pimf	trapmf
4	від 16 до 24	від 65 до 85	4	3	pimf	trapmf
5	від 12 до 22	від 55 до 75	3	4	trapmf	pimf
6	від 10 до 26	від 50 до 70	4	3	trapmf	pimf
7	від 10 до 28	від 60 до 90	3	4	pimf	trapmf
8	від 14 до 26	від 65 до 75	4	3	pimf	trapmf
9	від 16 до 28	від 75 до 90	3	4	pimf	trapmf
10	від 16 до 30	від 55 до 70	4	3	trapmf	pimf

3. Синтезувати базу правил керування з використанням вбудованого редактора правил системи нечіткого моніторингу й керування у відповідності до заданої кількості піддіапазонів, як наведено в таблиці 2.2.

4. Виконати тестування створеної комп'ютерної моделі системи нечіткого моніторингу й керування у відповідності до методики, яку наведено в типовому прикладі до цієї практичної роботи.

5. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування нечіткої моделі системи зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої комп'ютерної моделі.

Зміст звіту:

1. Мета та опис основних етапів виконання роботи.
2. Основні результати, що були отримані під час створення та тестування нечіткої моделі з їх розгорнутим аналізом за етапами виконання завдання.
3. Перелік обґрунтованих за результатами досліджень рекомендацій щодо можливостей оптимізації синтезованої нечіткої моделі системи.
4. Загальні висновки по роботі, що містять результати критичного аналізу на якісному й кількісному рівнях.

Контрольні питання:

1. Розкрийте зміст наступних понять: нечітка логіка, алгоритм виведення, функція відгуку.
2. Розкрийте зміст основного функціоналу FIS-редактора нечіткої системи виведення.
3. Надайте характеристику основного функціоналу редактора функцій належності нечітких систем.
4. Надайте характеристику основного функціоналу редактора правил нечітких систем.
5. Розкрийте зміст основних етапів синтезу і налаштування комп'ютерних моделей систем нечіткого моніторингу і керування з використанням програми Fuzzy Logic Toolbox.
6. Обґрунтуйте характерні особливості алгоритмів Мамдані і Сугено. Поясніть у чому полягають основні відмінні риси цих алгоритмів нечіткого виведення. В яких випадках рекомендованим до використання є кожен із заявлених вище типів алгоритмів?

Список рекомендованої літератури:

1. Лактіонов І.С. Інформаційно-вимірювальне забезпечення та апаратно-програмні засоби побудови комп'ютеризованих систем моніторингу стану мікроклімату теплиць: дис. ... д-р. техн. наук: 05.13.05 / ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»: Д 11.052.03. Покровськ, 2021. 518 с.
2. Лактіонов І.С. Комп'ютеризована система комплексного моніторингу й керування мікрокліматом промислових теплиць на базі нечіткої логіки / І.С. Лактіонов, О.В. Вовна, М.О. Бережний, В.А. Лебедєв // Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. – Кременчук, 2019. – № 3 (116). – С. 120–129.
3. Боричевський В. Мікропроцесорна система моніторингу й керування штучним досвічуванням тепличних культур на базі Matlab & Simulink for Fuzzy Logic Toolbox / В. Боричевський, І. Лактіонов // VI Всеукраїнська наук.-техн. конф. молодих учених, аспірантів та студентів «Автоматизація, контроль та управління: пошук ідей та рішень» (Покровськ, 21 трав. 2020). – Покровськ, 2020. – С. 29–32.
4. Черных, И.В. Simulink: Инструмент моделирования динамических систем. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: matlab.txponente.ru/simulink/book1/index.php – Назва з титул. екрана.
5. MathWorks [Електронний ресурс]: Design and simulate fuzzy logic systems. – Режим доступу: www.mathworks.com/products/fuzzy-logic.html. – Назва з титул. екрана.
6. Зайченко, Ю. П. Нечіткі моделі й методи в інтелектуальних системах / Ю. П. Зайченко. – К.: Видавничий дім «Слово», 2008. – 344 с.
7. Вовна О., Лактіонов І., Бережний М., Лебедєв В. Комп'ютеризована технологія моніторингу й керування системою автоматичного поливу рослин у теплицях на базі нечіткої логіки / О. Вовна, І. Лактіонов, М. Бережний, В. Лебедєв // Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних і комп'ютерних систем. Тези доп. на IV Всеукраїнській наук.-пр. конф. (Дніпро, 27-29 лист. 2019). – Дніпро, 2019. – С. 77–78.

ПРАКТИЧНА РОБОТА № 3

РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ІНСТРУМЕНТАЛЬНИХ СПОСТЕРЕЖЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Мета роботи: поглиблення і розширення теоретико-практичних компетенцій із дослідження і розробки моделей прогнозу аналітики часових рядів результатів спостережень із використанням математичної бази штучних нейронних мереж у спеціалізованому програмному середовищі MatLab & Simulink.

Базові теоретичні відомості. Методи і алгоритми ШНМ отримали значну популярність і є широко апробованим інструментарієм під час інтелектуалізованого аналізу даних у різних галузях науки і техніки. ШНМ отримали широкого використання під час вирішення задач, що пов'язані з прогнозуванням часових рядів результатів спостережень, які отримано з використанням інформаційно-вимірювальної та комп'ютерно-інтегрованої техніки. Такі задачі можуть бути вирішені шляхом використання багат шарових персептронів. Штучні нейронні мережі рекомендується використовувати в тому випадку, коли на апріорному етапі невідомим залишається вид функціональних зв'язків між входами і виходами об'єкта керування (моніторингу, діагностики та інше). В тому випадку, коли мережа на задовільному рівні пройшла процедуру навчання, ця ШНМ стає спроможною до моделювання функцій, що встановлюють функціональні взаємозв'язки між значеннями вхідних і вихідних параметрів, а отже, через певний період така ШНМ може бути використана з метою розв'язання задач прогнозування даних, коли вихідні значення залишаються невідомими.

В свою чергу, під терміном прогнозування розуміється науково обґрунтоване виявлення ймовірнісних трендів та відповідних результатів майбутньої динаміки процесів і явищ, а також оцінка параметрів і

характеристик процесів (явищ) для віддаленого майбутнього. Динаміка стану спостережуваного процесу (явища) характеризується сукупністю вхідних параметрів $x_1, x_2, \dots, x_t$, які були визначені (у тому числі з використанням засобів інформаційно-виміральної техніки) у дискретні моменти часу. Така послідовність іменується часовим рядом результатів спостережень.

На глобальному рівні завдання прогнозування може бути розбите на дві характерні категорії: регресії та класифікація. Під час вирішення задач регресії необхідною умовою є передбачення значення вихідної змінної, яка приймає числові безперервні значення. Під час розв'язання задач класифікації необхідно визначити, до якого з кількох заданих класів належить даний вхідний набір.

Варто також зазначити, що ШНМ спроможні до одночасного розв'язання декількох задач класифікації та / або регресії. Проте зазвичай у фіксований момент часу вирішується тільки одна із поставлених задач. Отже, у більшості випадків ШНМ налаштовується таким чином, щоб мати лише одну вихідну змінну. В тому випадку, коли розв'язуються задачі класифікації з декількома можливими станами, то можуть знадобитися декілька вихідних змінних (елементів). Значна кількість дослідів із ШНМ доводить, що для вирішення задач регресії рекомендується застосовувати наступні типи нейронних мереж: мережа з базисними радіальними елементами, багат шаровий персептрон, лінійна мережа та узагальнено-регресійна мережа.

Розв'язання математичних задач прогнозування з використанням ШНМ досягається через реалізацію процедури їх навчання описаними в практичній роботі № 1 способам. Процедура навчання багат шарової ШНМ реалізується за допомогою методу зворотного поширення помилки (Back Propagation). Регламентована послідовність дій процедури навчання ШНМ полягає в наступному:

- визначається навчальна пара значень (x, y) із навчального масиву значень $\{(x_i, y_j)\}$, де x_i – вектор вхідних значень, y_j – вектор вихідних значень (цілей);

- встановлюються відповідні вагові коефіцієнти a_{ij} і b_{ij} ;

– виконується подача до входу ШНМ вхідного вектору (x) і обчислення вихідного сигналу (y), що обумовлений відповідними вхідними даними;

– виконується коригування значень вагових коефіцієнтів із обліком виконання умови мінімізації похибки навчання ШНМ:

$$\delta_{\text{навчання}} \rightarrow \min(\{a_{ij}\}, \{b_{ij}\}) .$$

Під час розв'язання задач прогнозування часових рядів із використанням ШНМ необхідно враховувати наступне:

– заданий часовий ряд результатів спостережень x_t , де $t=1, 2 \dots T$ і завдання до прогнозування зводиться до вирішення задачі розпізнавання образів із використанням інструментарію ШНМ;

– базовий метод, який застосовується задля виявлення закономірностей у часовому ряді результатів спостережень із використанням нейронної мережі – метод вікон (*windowing*);

– під час такої реалізації методу *windowing* одночасно використовуються два вікна W_{input} та W_{output} із фіксованими розмірами n і m , відповідно;

– для спостережуваної множини отриманих значень ці вікна здатні переміщатися з фіксованим кроком S уздовж кривої часового ряду спостережень відносно вісі часу, в результаті отримується певна послідовність спостережень: $W_1^{input}, \dots, W_N^{input}; W_1^{output}, \dots, W_N^{output}$.

– перше вікно W_{input} виконує моніторинг даних та передає їх до входу ШНМ, а вікно W_{output} – до виходу, отже, пара $W_j^{input} \rightarrow W_j^{output}$, де $j=1 \dots N$, що виникає на кожній ітерації, утворює навчальну пару результатів спостережень для проєктованої ШНМ.

Розв'язання типових прикладів.

Приклад № 1. Виконати побудову моделі апроксимації часового ряду результатів експериментальних спостережень, що базується на синусоїдальному законі та містить у собі шумову складову, яка розподілена за нормальним законом. Допустимий діапазон динаміки аргументу функції

становить від -10 до 10 , крок зміни даних – 1 .

1.1.3 метою формування вхідного вектора параметрів у текстовому режимі у вікні команд Matlab необхідно набрати наступний код програми, як показано на рисунку 3.1.

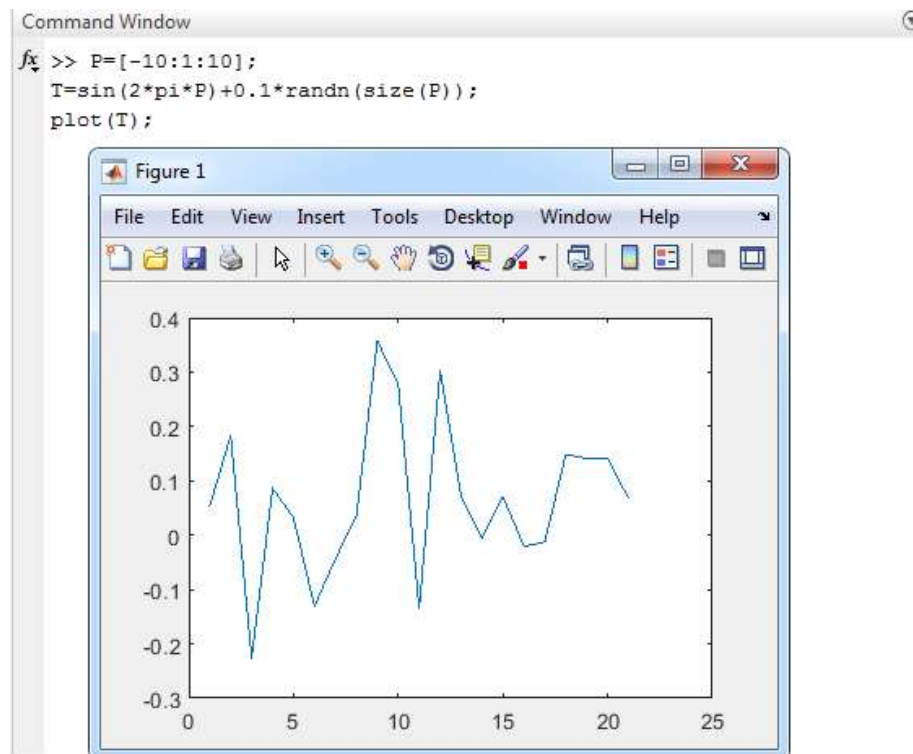


Рисунок 3.1 – Код програми і візуалізація формування вхідних даних

1.2. На наступному етапі виконуються процедури створення і навчання ШНМ із використанням вбудованих стандартних функцій програмування в середовищі Matlab (синтаксис функцій, які використовуються, наведено в теоретичній частині лабораторної роботи № 1), як показано на рисунках 3.2 і 3.3.

```
Command Window
>> net=newff([-11,[20,1]],{'tansig','purelin'},'trainbr');
net.trainParam.epochs=50;
net.trainParam.show=10;
net=train(net,P,T);
grid on;
```

Рисунок 3.2 – Код програми реалізації процедур створення і навчання ШНМ

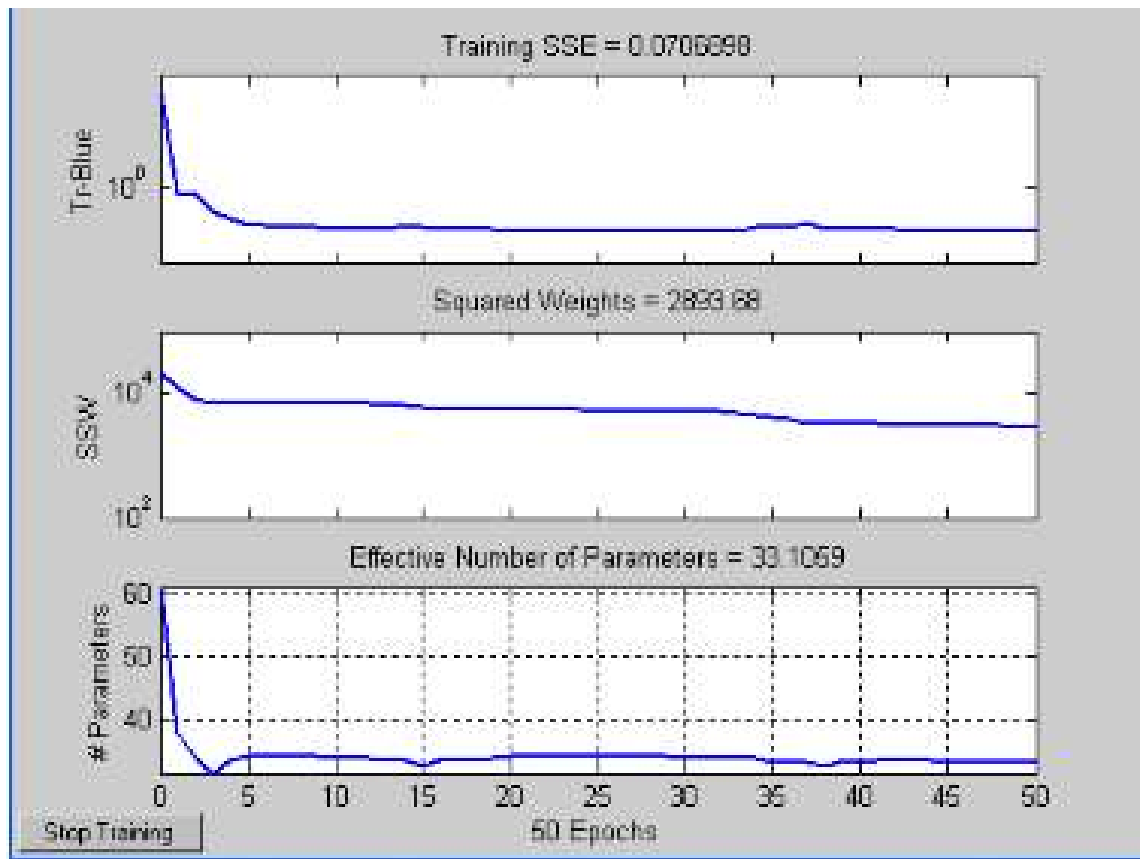


Рисунок 3.3 – Приклад графічної інтерпретації стану навчання ШНМ

1.3. Наступним кроком вирішення поставленої задачі є моделювання створеної й навченої ШНМ, як у вигляді фрагменту програмного коду показано на рисунку 3.4.

```

Command Window
>> Y=sim(net,P);
figure(2);
clf;
h1=plot(P,Y,'LineWidth',2);
holdon;
set(h1,'Color',[1/2,1/2,0]);
plot(P,T,'+r','MarkerSize',6,'LineWidth',2);

```

Рисунок 3.4 – Фрагмент коду програми тестування синтезованої ШНМ

Приклад № 2. Реалізувати модель прогнозування результатів експериментального ряду спостережень за допомогою програмних засобів Matlab & Simulink.

2.1. На першому етапі розв'язання цього прикладу виконується генерування ряду числових даних, що розподілені за нормальним законом, як показано на рисунку 3.5.

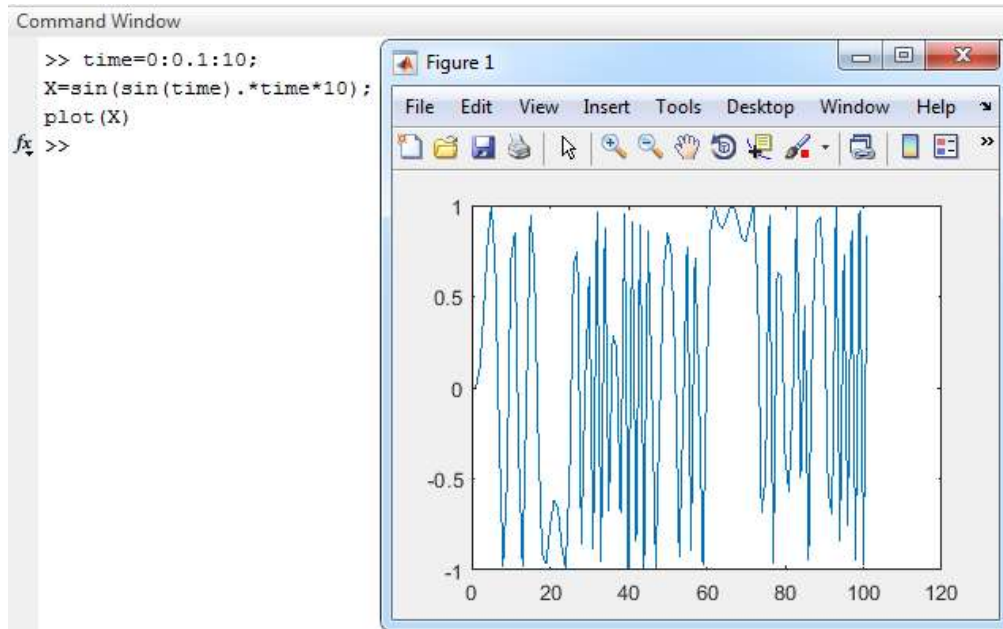


Рисунок 3.5 – Фрагмент коду програми і візуалізація процедури формування вхідного вектору даних

2.2. На другому етапі реалізуються функціональні перетворення масиву числових даних X розмірністю $Q \times TS$, що відповідає груповому перетворенню даних, до масиву комірок P , який має розмірність $1 \times TS$, а також містить масиви числових даних із розмірністю $Q \times 1$ і відповідає подачі даних до ШНМ у послідовному форматі, як показано на рисунку 3.6.

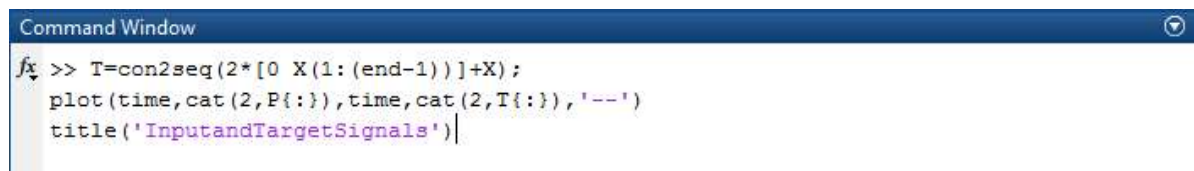
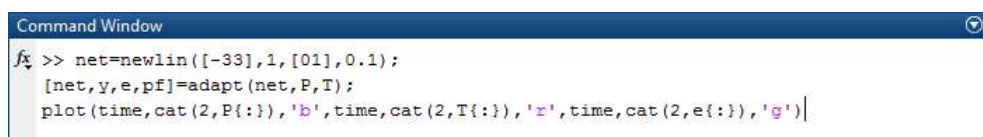


Рисунок 3.6 – Фрагмент коду програми функціонального перетворення числового масиву даних

2.3. Наступною операцією є оцінка похибки прогнозування часового ряду

результатів спостережень, як показано на рисунку 3.7.



```

>> net=newlin([-33],1,[0],0.1);
[net,y,e,pf]=adapt(net,P,T);
plot(time,cat(2,P{:}), 'b', time, cat(2,T{:}), 'r', time, cat(2,e{:}), 'g')
  
```

Рисунок 3.7 – Фрагмент коду програми обчислення і візуалізації динаміки похибки прогнозування

Рекомендований порядок виконання практичної роботи:

1. Синтезувати та протестувати ШНМ у середовищі Matlab & Simulink, яка є моделлю апроксимації результатів інструментальних комп'ютеризованих спостережень. Рекомендовано використовувати методику виконання досліджень, яку наведено в типовому прикладі 1 цієї практичної роботи. Варіанти індивідуальних завдань наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Варіанти індивідуальних завдань до п. 1 порядку виконання практичної роботи

№ з/п	Вид функції	Діапазон варіювання аргументу функції (t)	Крок варіювання аргументу функції	Амплітуда шумової складової	Фазовий зсув, град.
1	$\cos(t)$	від 0 до 2	0,02	0,15	15
2	$\sin(t)$	від 1 до 4	0,05	0,10	10
3	$\cos(t)$	від 0 до 5	0,01	0,20	30
4	$\sin(t)$	від 2 до 7	0,035	0,05	20
5	$\cos(t)$	від -1 до 3	0,015	0,10	25
6	$\sin(t)$	від -3 до 2	0,025	0,15	5
7	$\cos(t)$	від -1 до 5	0,05	0,20	20
8	$\sin(t)$	від -4 до 6	0,015	0,05	30
9	$\cos(t)$	від 1 до 9	0,02	0,10	15
10	$\sin(t)$	від -1 до 7	0,01	0,15	10

2. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування створеної ШНМ, яка апроксимує дані, зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.

3. Синтезувати та протестувати ШНМ у середовищі Matlab & Simulink, яка моделює процес прогнозування часового ряду результатів інструментальних комп'ютеризованих спостережень. Рекомендовано використовувати методику виконання досліджень, яку наведено в типовому прикладі 2 цієї практичної роботи. Варіанти індивідуальних завдань наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Варіанти індивідуальних завдань до п. 2 порядку виконання роботи

№ з/п	Вид функції	Діапазон варіювання аргументу функції (t)	Крок варіювання аргументу функції	Фазовий зсув, град.
1	$\sin(t)$	від 1 до 9	0,015	30
2	$\cos(t)$	від 3 до 8	0,035	20
3	$\sin(t)$	від -2 до 5	0,02	15
4	$\cos(t)$	від -1 до 6	0,01	10
5	$\sin(t)$	від 2 до 6	0,015	30
6	$\cos(t)$	від 3 до 7	0,025	15
7	$\sin(t)$	від -4 до 3	0,05	20
8	$\cos(t)$	від 0 до 9	0,02	10
9	$\sin(t)$	від -6 до 7	0,01	15
10	$\cos(t)$	від 1 до 10	0,015	30

4. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування створеної ШНМ, що прогнозує дані, зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.

Зміст звіту:

1. Мета та опис основних етапів виконання роботи.
2. Основні результати, що були отримані під час синтезу та тестування ШНМ, які виконують функції апроксимації та прогнозування, з їх розгорнутим аналізом за етапами виконання завдання.
3. Перелік обґрунтованих за результатами досліджень рекомендацій щодо можливостей оптимізації синтезованих комп'ютерних моделей на базі ШНМ.

4. Загальні висновки по роботі, що містять результати критичного аналізу на якісному й кількісному рівнях.

Контрольні питання:

1. Розкрийте зміст терміну: прогнозування часового ряду результатів спостережень.

2. Розкрийте сутність основних етапів методики прогнозування часових рядів результатів спостережень.

3. Розкрийте призначення та синтаксис функції `*net.train`.

4. Поясніть у чому полягає призначення і синтаксис функції `*con2seq`. У якому випадку її доцільно використовувати?

5. У чому полягає методика оцінка похибки прогнозування вимірювальних даних?

Список рекомендованої літератури:

1. MathWorks [Електронний ресурс]: Neural Network. – Режим доступу: <https://www.mathworks.com/discovery/neural-network.html>. – Назва з титул. екрана.

2. Вовна О.В. Комп'ютерно-інтегрований моніторинг та керування в промислових теплицях: поточні результати і перспективи досліджень: монографія / О.В. Вовна, І.С. Лактіонов, В.А. Лебедєв. – Покровськ: ДонНТУ, 2020. – 255 с.

3. Лактіонов І.С. Обґрунтування моделі багатофакторної оцінки та прогнозування параметрів якості вирощування культур на захищеному ґрунті. Наук. пр. Донецьк. нац. техн. ун-ту. Сер.: «Обчислювальна техніка та автоматизація». 2017. Вип. 1 (30)' 2017. С. 29–37.

4. Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети: монография / Е.Е. Федоров. Красноармейск: ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. 338 с.

5. Руденко, О.Г. Штучні нейронні мережі: навч. посібник / О.Г. Руденко, Є.В. Бодянський. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.

ПРАКТИЧНА РОБОТА № 4

СИНТЕЗ ТА ТЕСТУВАННЯ ГІБРИДНИХ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ КОМП'ЮТЕРНИХ МОДЕЛЕЙ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ANFIS-РЕДАКТОРА

Мета роботи: поглиблення і розширення теоретико-практичних компетенцій із дослідження і розробки гібридних нейро-нечітких комп'ютерних моделей аналізу результатів спостережень на базі ANFIS-редактора програмного середовища MatLab & Simulink.

Базові теоретичні відомості. Сьогоденні тенденції та необхідність у проектуванні, розробці та дослідженні апаратно-програмних засобів моніторингу, діагностування й контролю технологічних процесів у автоматичному режимі обумовлюють необхідність синтезу програмних компонент аналізу результатів вимірювальних спостережень. Вимоги до показників якості, точності й оперативності функціонування нечітких моделей мають значний кореляційний зв'язок із визначенням форми та взаємного розташуванням функцій належності моделі. Процес налаштування характеристик і параметрів нечіткої комп'ютерної моделі в значній мірі автоматизується завдяки використанню гібридних нейро-нечітких (ANFIS) систем. У таких моделях нейронна (адаптивна) мережа відіграє роль засобу налаштування параметрів відповідної ANFIS-моделі. Множина параметрів, яка підлягає налаштуванню визначається через характеристики функцій належності умовної частини бази правил моделі та лінійними коефіцієнтами у вихідному блоці системи. Наприклад:

F_1 : Якщо $Y_1=B_{11}$ і $Y_2=B_{12}$ і ... і $Y_n=B_{1n}$, то $X=Z_1$;

F_2 : Якщо $Y_1=B_{21}$ і $Y_2=B_{22}$ і ... і $Y_n=B_{2n}$, то $X=Z_2$;

...

F_m : Якщо $Y_1=B_{m1}$ і $Y_2=B_{m2}$ і ... і $Y_n=B_{mn}$, то $X=Z_m$.

У такому випадку відповідні нечіткі множини виступають у ролі параметрів нечіткої моделі, а структура бази правил і їх кількість (m) обумовлюють загальну структуру моделі. Під час виконання основних процедур процесу моделювання нечітких систем можливим є використання штучних нейронних мереж задля виконання етапів параметричної й структурної ідентифікації нечітких моделей.

У процесі дослідження і розробки в цій практичній роботі розглядається процедура побудови і налаштування нейро-нечітких моделей типу Сугено в два етапи. Під час реалізації першого етапу виконується синтез множини нечітких правил зі загальної вибірки експериментальних результатів спостережень шляхом використання субтрактивної кластеризації. Під час реалізації другого етапу виконується процедура налаштування параметрів нейро-нечіткої моделі на підставі ANFIS-алгоритму.

Розв'язання типового прикладу. Шляхом використання вибірки результатів експериментальних спостережень із використанням інтерактивного ANFIS-редактора в середовищі Matlab синтезувати та протестувати систему гібридного нейро-нечіткого керування технологічним процесом.

1. На першому етапі виконується процедура генерування навчальної вибірки результатів експериментальних спостережень, що підкорюються нормальному закону розподілу.

2. Наступним кроком є активація ANFIS-редактора у середовищі Matlab за допомогою введення стандартної команди *anfisedit* у вікні команд Matlab.

3. Далі виконується завантаження результатів спостережень до інтерактивного редактора ANFIS за допомогою функціоналу *Load Data* (регламентований формат файлу для зчитування – *.dat*), як показано на рисунку 4.1.

4. На четвертому кроці реалізується генерування структури нейро-нечіткої системи з алгоритмом виведення типу Сугено із використанням опцій *Sub.clustering* і *Generate Fis*.

5. Наступною дією є налаштування параметрів синтезованої моделі ANFIS-системи у діалоговому режимі, як показано на рисунку 4.2.

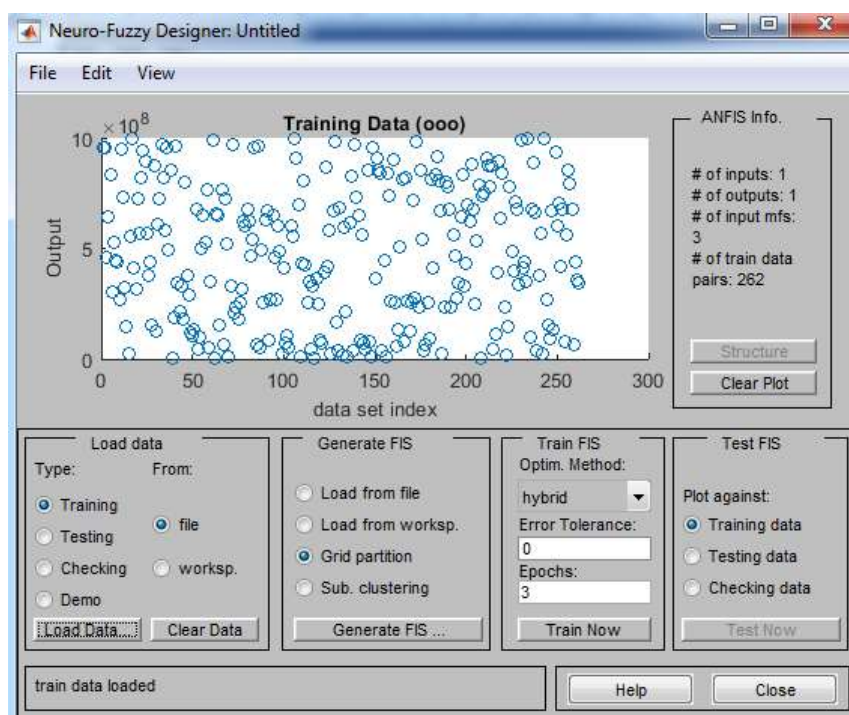


Рисунок 4.1 – Інтерфейс вікна завантаження та налаштування навчальної вибірки до ANFIS-редактора

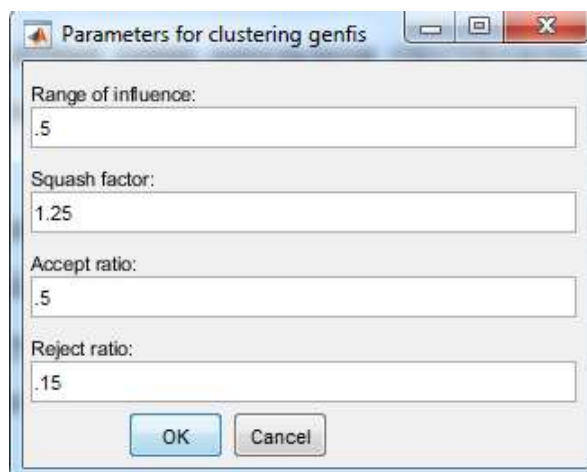


Рисунок 4.2 – Інтерфейс вікна налаштування параметрів нейронечіткої моделі

6. На шостому етапі виконується запуск процедури навчання гібридної моделі системи шляхом використання функціоналу *Train Now*. У результаті навчання моделі на екрані з'явиться графічна залежність динаміки помилки

навчання, яка показує яким чином відбувалась процедура навчання. Типовий вигляд графіку процесу навчання наведено на рисунку 4.3.

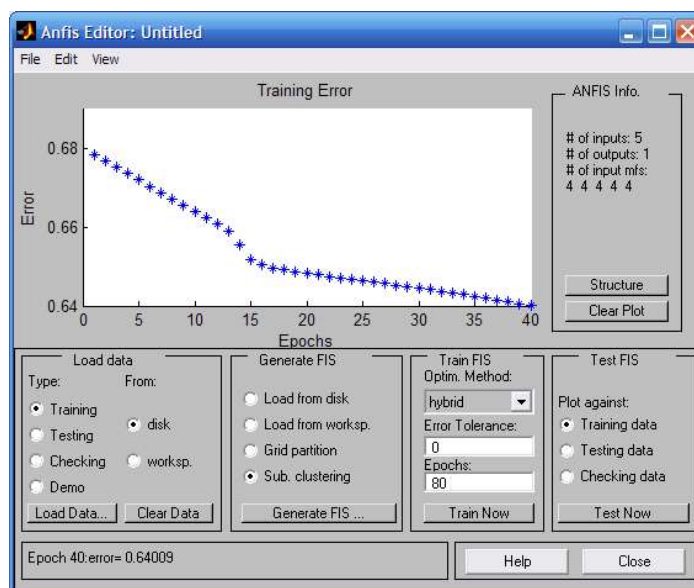


Рисунок 4.3 – Візуалізація процесу динаміки помилки навчання ANFIS-моделі

7. Наступним є етап візуалізація отриманих результатів синтезу гібридної нейро-нечіткої моделі: загальний вигляд структури ANFIS-мережі – опція *Structure* (див. рис. 4.4), візуалізація бази правил – опція *Edit – Rules...* (див. рис. 4.5), візуалізація графіка залежності цільової функції від входніх параметрів моделі – опція *View – Surface*.

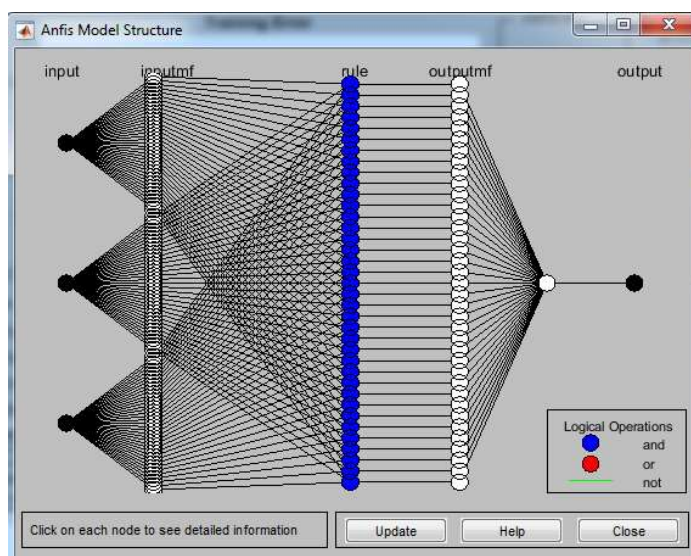


Рисунок 4.4 – Типовий вигляд структури моделі ANFIS-системи

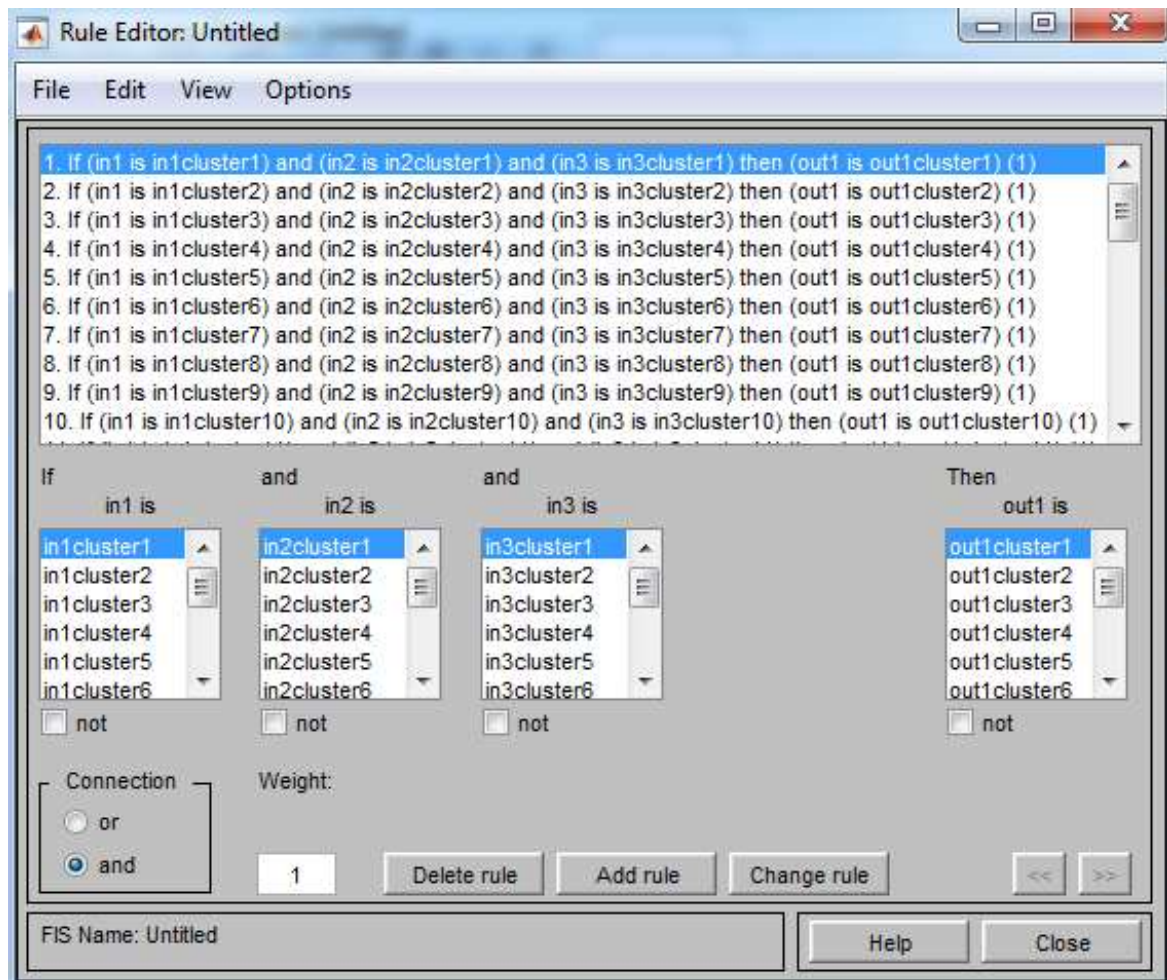


Рисунок 4.5 – Інтерфейс вікна бази правил ANFIS-моделі

8. На останньому етапі розв'язання задачі виконується детальний якісний і кількісний аналіз отриманих результатів моделювання ANFIS-системи з формулювання рекомендацій щодо можливих шляхів оптимізації режимів функціонування.

Рекомендований порядок виконання практичної роботи:

1. Виконати генерування файлу в ППП MS Excel, який містить вибірку випадкових даних, що розподілені за нормальним законом. Кількість стовпчиків у згенерованому файлі має дорівнювати кількості вхідних змінних, що наведені в таблиці 4.1. Кількість рядків за кожним стовпцем має бути прийнята рівною у відповідності до таблиці 4.1. Рекомендується генерування навчальних даних виконувати з використанням стандартної функції – *СЛЧИС*.

2. Запустити ANFIS-редактор та завантажити до нього дані зі згенерованого файлу.

3. Синтезувати структуру гібридної нейро-нечіткої моделі з алгоритмом виведення типу Сугено.

4. Виконати налаштування отриманої ANFIS-моделі у відповідності до розглянутої в типовому прикладі методики.

Таблиця 4.1 – Варіанти завдань до порядку виконання роботи

№ з/п	Кількість вхідних параметрів	Кількість рядків даних результатів спостережень
1	5	180
2	6	120
3	5	150
4	6	200
5	5	140
6	6	145
7	5	150
8	6	170
9	5	190
10	6	185

5. Провести моделювання і тестування створеної гібридної ANFIS-системи у відповідності до розглянутої в типовому прикладі методики.

6. Надати детальний аналіз отриманих результатів тестування створеної гібридної нейро-нечіткої моделі зі зазначенням основних якісних і кількісних показників, а також сформулювати рекомендації щодо можливостей оптимізації синтезованої штучної нейронної мережі.

Зміст звіту:

1. Мета та опис основних етапів виконання роботи.
2. Основні результати, що були отримані під час синтезу та тестування ANFIS-моделі з їх розгорнутим аналізом за етапами виконання завдання.
3. Перелік обґрунтованих за результатами досліджень рекомендацій щодо можливостей оптимізації синтезованої гібридної нейро-нечіткої комп'ютерної моделі.

4. Загальні висновки по роботі, що містять результати критичного аналізу на якісному й кількісному рівнях.

Контрольні питання:

1. Розкрийте зміст терміну: нейро-нечітка гібридна модель.
2. Поясніть у чому полягає основне призначення і функціональні характеристики ANFIS-редактора?
3. Поясніть призначення функціоналу *Structure*.
4. Поясніть призначення функціоналу *Edit – Rules...*
5. Поясніть призначення функціоналу *View – Surface...?*
6. Розкрийте зміст основних етапів алгоритму створення гібридних нейро-нечітких моделей у ANFIS-редакторі?
7. Розкрийте зміст основних етапів алгоритму навчання і налаштування гібридних нейро-нечітких моделей у ANFIS-редакторі?

Список рекомендованої літератури:

1. Bystrov, D. Practice. Neuro-fuzzy logic systems Matlab toolbox GUI / D. Bystrov, J. Westin. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://users.du.se/~jwe/fuzzy/NFL/F10.PDF> – Назва з титул. екрана.
2. MathWorks [Електронний ресурс]: Neuro-Adaptive Learning and ANFIS. – Режим доступу: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/neuro-adaptive-learning-and-anfis.html>. – Назва з титул. екрана.
3. Субботін, С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: навчальний посібник / С.О. Субботін. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с.
4. Зайченко, Ю. П. Нечіткі моделі й методи в інтелектуальних системах / Ю. П. Зайченко. – К.: Видавничий дім «Слово», 2008. – 344 с.
5. Олійник, А. О. Інтелектуальний аналіз даних: навчальний посібник / А.О. Олійник, С.О. Субботін, О.О. Олійник. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2012. – 271 с.

СПИСОК РЕКОМЕНДОВАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Вовна О.В. Комп'ютерно-інтегрований моніторинг та керування в промислових теплицях: поточні результати і перспективи досліджень: монографія / О.В. Вовна, І.С. Лактіонов, В.А. Лебедєв. – Покровськ: ДонНТУ, 2020. – 255 с.
2. Лактіонов І.С. Інформаційно-вимірювальне забезпечення та апаратно-програмні засоби побудови комп'ютеризованих систем моніторингу стану мікроклімату теплиць: дис. ... д-р. техн. наук: 05.13.05. - Покровськ, ДонНТУ, 2021. – 518 с.
3. Лактіонов І.С. Комп'ютеризована система комплексного моніторингу й керування мікрокліматом промислових теплиць на базі нечіткої логіки / І.С. Лактіонов, О.В. Вовна, М.О. Бережний, В.А. Лебедєв // Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. – Кременчук, 2019. – № 3 (116). – С. 120–129.
4. Боричевський В. Мікропроцесорна система моніторингу й керування штучним досвічуванням тепличних культур на базі Matlab & Simulink for Fuzzy Logic Toolbox / В. Боричевський, І. Лактіонов // Автоматизація, контроль та управління: пошук ідей та рішень : VI Всеукр. наук.-техн. конф. молодих учених, аспірантів та студентів «(Покровськ, 21 трав. 2020). – Покровськ, 2020. – С. 29–32.
5. Лактіонов І.С. Обґрунтування моделі багатофакторної оцінки та прогнозування параметрів якості вирощування культур на захищеному ґрунті / І.С. Лактіонов // Наукові праці ДонНТУ : Всеукр. наук. зб. – Покровськ, 2017. – Серія : Обчислювальна техніка та автоматизація. - Вип. 1 (30)' 2017. – С. 29–37.
6. Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети: монография / Е.Е. Федоров. - Красноармейск: ДонНТУ, 2016. – 338 с.
7. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми /А.Ю. Конюк. - К.: «Корнійчук», 2008. - 446 с.
8. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: навч. посіб. / О.Г. Руденко, Бодянський Є.В. - Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. - 404 с.

9. Черных И.В. Simulink : Инструмент моделирования динамических систем. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://fs.nashaucheba.ru/docs/199/index-23094-28.html>. – Назва з екрана.

10. MathWorks [Электронный ресурс] : Design and simulate fuzzy logic systems. – Режим доступа: www.mathworks.com/products/fuzzy-logic.html. – Назва з екрана.

11. Зайченко Ю. П. Нечіткі моделі й методи в інтелектуальних системах / Ю. П. Зайченко. – К.: ВД «Слово», 2008. – 344 с.

12. Bystrov, D. Practice. Neuro-fuzzy logic systems Matlab toolbox GUI / D. Bystrov, J. Westin. [Электронный ресурс] / D. Practice Bystrov. – Режим доступа: <http://users.du.se/~jwe/fuzzy/NFL/F10.PDF>. – Назва з екрана.

13. MathWorks [Электронный ресурс]: Neuro-Adaptive Learning and ANFIS. – Режим доступа: // <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/neuro-adaptive-learning-and-anfis.html>. – Назва з екрана.

14. Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: навч. посіб. / С.О. Субботін. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с.

15. Олійник А.О. Інтелектуальний аналіз даних: навч. посіб. / А.О. Олійник, С.О. Субботін, О.О. Олійник. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2012. – 271 с.

16. MathWorks [Электронный ресурс]: Neural Network. – Режим доступа: <https://www.mathworks.com/discovery/neural-network.html> – Назва з титул. екрана.