

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет
«Дніпровська політехніка»

Факультет інформаційних технологій
(факультет)

Кафедра системного аналізу та управління
(повна назва)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
кваліфікаційної роботи ступеня бакалавра

Студентки Цибульської Олександрі Вадимівни
академічної групи 124-20-1
спеціальності 124 Системний аналіз

на тему: «Системний аналіз та розробка експертної системи сертифікації прокатної продукції в умовах сучасного металургійного виробництва»

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		Рейтинговою	Інституційною	
кваліфікаційної роботи	<i>к.т.н., доц. Малієнко А.В.</i>			
розділів:				
Інформаційно- аналітичний	<i>к.т.н., доц. Малієнко А.В.</i>			
Спеціальний розділ	<i>к.т.н., доц. Малієнко А.В.</i>			
Рецензент				
Нормоконтролер	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			

Дніпро
2024

ЗАТВЕРДЖЕНО:
завідувач кафедри
Системного аналізу та управління
(повна назва)

_____ к.т.н., доц. Желдак Т.А.
(підпис) (прізвище, ініціали)

« _____ » _____ 2024 року

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу
ступеня бакалавра

студенту Цибульській О.В. академічної групи 124-20-1
спеціальності: 124 Системний аналіз

на тему «Системний аналіз та розробка експертної системи сертифікації
прокатної продукції в умовах сучасного металургійного виробництва»
затверджену наказом ректора НТУ «Дніпровська політехніка»
від 23.05.2024 р. №469-с

Розділ	Зміст	Терміни виконання
1. Інформаційно-аналітичний розділ	<i>Проаналізувати структуру об'єкта дослідження. Визначити предметну область дослідження та проблему, що розв'язується. Обтунтувати методи виконання поставлених завдань</i>	11.09.2023 – 01.03.2024
2. Спеціальний розділ	<i>Розв'язати поставлені задачі: 1) проаналізувати вхідні дані щодо сертифікації продукції. 2) виконати зв'язків та залежностей у даних за допомогою параметричних та непараметричних методів 3) проаналізувати отримані результати .</i>	02.03.2024 – 20.06.2024

Завдання видано _____ доц. Малієнко А.В.
(підпис) (прізвище, ініціали)

Дата видачі: 07.09.2024 р.

Дата подання до екзаменаційної комісії: _____

Прийнято до виконання _____ Цибульська О.В.
(підпис студента) (прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 80 с., 35 рис., 14 табл., 4 додатки, 16 джерел.

Об'єктом дослідження в роботі є процес сертифікації готової прокатної продукції.

Предметом дослідження є підходи для визначення функціональної залежності між параметрами та значеннями механічних властивостей металопрокату.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка системи ідентифікації та отримання розрахованих прогностичних даних механічних властивостей проб металів для подальшої сертифікації прокатної продукції.

Методи дослідження: метод найменших квадратів, метод групового урахування аргументів – параметричні методи; класичні нейронні мережі, технологія Anfis у MatLab – непараметричні методи.

В *інформаційно–аналітичному розділі* наведено аналіз об'єкту дослідження та ключових проблем на ньому. Поставлені задачі дослідження та обрано концепції їх розв'язання.

У *спеціальному розділі* виконано попередній аналіз та чистка даних від наявних «протирич». Виконано пошук прихованих залежностей у даних відомими методами (МНК Множинна регресія, МГУА, Нейронні мережі). Проаналізовано отримані результати.

Практична цінність застосування отриманих функціональних залежностей при розробці ПЗ із сертифікації металопрокату на основі статистичних даних дозволить скоротити операційні витрати

Ключові слова: МЕТАЛОПРОКАТ, СЕРТИФІКАЦІЯ, АНАЛІЗ ДАНИХ, МНОЖИННА РЕГРЕСІЯ, МГУА, ANFIS, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ.

ABSTRACT

Explanatory note: 80 pages, 35 pictures, 14 tables, 4 appendixes, 16 sources.

The object of research in the work is the process of certification of finished rolling products.

The subject of research is approaches to determine the functional dependence between parameters.

The purpose of research is to develop an expert system for the certification of rolled products that predicts the mechanical properties of metal samples.

Research methods: the ordinary least squares regression, the group method of data handling - parametric methods; classical neural networks, Anfis technology in MatLab - non-parametric methods.

The informational - analytical section provides an analysis of the research object and its key problems. Research tasks are set and concepts for their solution are chosen.

In a special section, a preliminary analysis and cleaning of data from existing "contradictions" was performed. The search for hidden dependencies in the data was performed using known methods (MNK Multiple regression, MGUA, Neural networks). The obtained results were analyzed.

The practical value of using the obtained functional dependencies in the development of rolled metal certification software based on statistical data will reduce operating costs

Keywords: ROLLED STEEL, CERTIFICATION, DATA ANALYSIS, MULTIPLE REGRESSION, GMDH, ANFIS, NEURAL NETWORKS.

ЗМІСТ

ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1. ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ	8
1.1 Опис процесу виробництва	8
1.1.1 Загальні відомості про сертифікацію прокатної продукції.....	9
1.1.2 Загальні вимоги до проб.....	10
1.1.3 Підготовка зразків до механічних випробувань.....	11
1.1.4 Випробування на розтягування, згин та ударний згин	14
1.1.5 Атестація механічних властивостей прокату	17
1.2 Проблематика задачі сертифікації прокатної товарної продукції.....	18
1.3 Опис методів вирішення задачі.....	19
1.3.1 Параметричні методи.....	19
1.3.2 Непараметричні методи.....	31
1.4 Постановка задачі	39
Висновки за розділом.....	39
РОЗДІЛ 2. СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ.....	41
2.1 Попередній опис та підготовка даних	41
2.2 Ідентифікація механічних властивостей	43
2.2.1 Параметричні методи.....	44
2.2.2 Непараметричні методи.....	56
2.3 Аналіз отриманих результатів	67
Висновки за розділом.....	72
ВИСНОВКИ.....	74
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	76
ДОДАТОК А. ВІДОМІСТЬ МАТЕРІАЛІВ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ.....	78
ДОДАТОК Б.....	79
ДОДАТОК В.....	80

ВСТУП

З глобалізацією економіки спостерігається зростання конкуренції в різних секторах, включаючи металургію. Розширення виробництва сталі та різноманітність пропозицій дозволяють клієнтам вибирати оптимальні умови поставок металопродукції та обирати необхідні властивості, що забезпечують ефективність виробничих процесів.

Сертифікація готової прокатної продукції є важливим інструментом для підтвердження відповідності продукції стандартам, що підвищує довіру споживачів, виділяючи продукцію серед інших конкурентів. Окрім того, сертифікація допомагає уникнути штрафів, репутаційних втрат та санкцій, пов'язаних з випуском неякісної продукції.

Актуальність теми. Традиційні методи сертифікації мають багато проблем, перша з яких затратність з точки зору ресурсів. Цикл від виплавки сплаву до випуску готової продукції є довгим та трудомістким процесом, особливо на малих та середніх підприємствах, де механічні випробування можуть проводитися в інших компаніях за додаткові кошти. До того ж, сертифікація є одним з важливих етапів, який виконується як останній крок перед остаточним відвантаженням продукції замовнику.

Мета і завдання дослідження. Розробка системи ідентифікації та отримання розрахованих прогнозних даних механічних властивостей проб металів для подальшої сертифікації прокатної продукції. Задача роботи полягає в тому, щоб використати як параметричні, так і непараметричні методи для ідентифікації механічних властивостей та порівняти їх на основі отриманих результатів.

Об'єкт дослідження – процес сертифікації готової прокатної продукції.

Предметом дослідження є підходи для визначення функціональної залежності між параметрами та значеннями механічних властивостей металопрокату..

Практичне значення. Зважаючи на те, що знання про хімічний склад сплаву після виготовлення з'являються одразу після прокатки заготовки, є сенс розробити експертну систему, яка вже на цьому етапі на основі даних про хімічний вміст металу може ідентифікувати числові значення механічних властивостей без механічних випробувань, зекономивши таким чином як людські так і матеріальні ресурси.

Отже, розробка інформаційної технології сертифікації готової прокатної продукції зможе автоматизувати процес, що значно скоротить час, трудомісткість та витрати.

РОЗДІЛ 1. ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ

1.1 Опис процесу виробництва

ПРАТ «Дніпровський металургійний завод» є заводом середньої потужності, що обумовлює його високу оперативність роботи. Завод має в розпорядженні три доменні печі, конвертерний цех і прокатне виробництво. На підприємстві також є сучасний прокатний середньосортний стан 550, який випускає сортовий прокат і спеціальні профілі високої якості.

Загальну схему технологічного процесу ПРАТ «ДМЗ» представлено на рис.1.1.

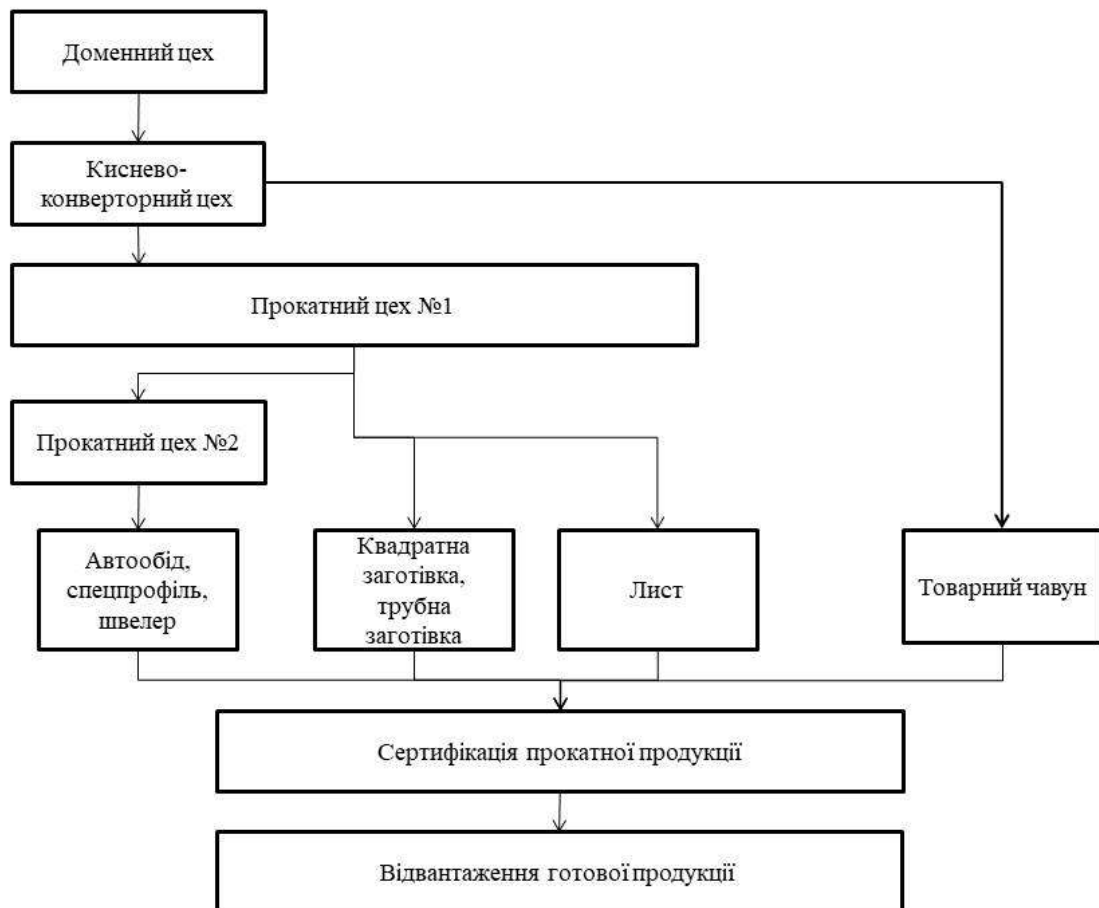


Рис.1.1. Схема технологічного процесу

Після прокату перед випуском продукція обов'язково має пройти сертифікацію, яку детальніше буде описано нижче.

1.1.1 Загальні відомості про сертифікацію прокатної продукції

Сертифікація готової прокатної продукції є важливим інструментом для підтвердження відповідності продукції стандартам, що підвищує довіру споживачів, виділяючи продукцію серед інших конкурентів. Окрім того, сертифікація допомагає уникнути штрафів, репутаційних втрат та санкцій, пов'язаних з випуском неякісної продукції.

У загальному розумінні сертифікація — це підтвердження якісних показників продукції, певна гарантія якості. Однак, при виборі товару споживач потребує інформацію, яка допоможе йому в прийнятті рішення вибору того чи іншого товару. Таким чином поняття сертифікації в простому розумінні означає надання інформації про показники продукції.

Надану інформацію використовують не тільки споживачі, але й контролюючі державні установи, страхові компанії тощо. Далі показники властивостей продукції, отримані після механічних тестувань, порівнюють з еталонним значенням, яке надане установою, що не є залежною ні від споживача, ні від виробника.

Механічні тестування прокатної продукції виконують кілька важливих функцій, які сприяють забезпеченню безпеки та надійності конструкцій, виготовлених з цих матеріалів. Насамперед, такі тести проводяться для отримання детальної інформації про фізичні та механічні властивості матеріалів. Це включає вивчення міцності, плинності, жорсткості, видовження, твердості та інших характеристик, що визначають здатність матеріалу протистояти навантаженням і деформаціям.

Однією з основних цілей механічних тестувань є перевірка відповідності матеріалів стандартам і нормативам, які встановлюються для різних типів продукції. Відповідність цим стандартам є обов'язковою умовою для того, щоб продукція могла бути використана в певних галузях промисловості або на ринках різних країн.

Механічні тестування також сприяють підвищенню якості продукції. Вони дозволяють виявити дефекти виробництва, такі як неоднорідність структури, наявність дефектів, які можуть знизити міцність або довговічність матеріалу. Завдяки цьому виробники можуть вносити необхідні корективи у виробничий процес для поліпшення якості продукції.

Безпека є ще однією критично важливою метою механічних тестувань. Використання матеріалів, що пройшли ретельні випробування, знижує ризик аварій та поломок у конструкціях, що може призвести до людських жертв або значних фінансових втрат.

Механічні тестування допомагають прогнозувати поведінку матеріалів в умовах експлуатації, що дозволяє конструкторам і інженерам робити більш точні розрахунки і вибирати оптимальні матеріали для конкретних застосувань. Це забезпечує довговічність і надійність кінцевих продуктів.

Таким чином, мета механічних тестувань прокатної продукції полягає в забезпеченні безпеки, якості та відповідності стандартам, а також у наданні виробникам і користувачам впевненості в надійності та довговічності матеріалів. Ці тести є невід'ємною частиною процесу контролю якості та сертифікації, що дозволяє забезпечити високу якість і надійність кінцевої продукції.

1.1.2 Загальні вимоги до проб

Відбір проб для механічних випробувань прокату здійснюється відповідно до вимог EN 10025-1:2004, ДСТУ 7564-97 та НТД на металопродукцію у прокатних цехах №1 та №2. Кількість проб та їх розміри обумовлюються в ТІ 233-П.03.С-19-2006 та ТІ 05393056-ПС-03-2005. Проби доставляються до лабораторії механічних випробувань ЦЗЛ ТУ здавачами прокатних цехів [1].

Проби для всіх видів випробувань кутків, швелерів та профілів СВП повинні бути затавровані на відстані, що дорівнює 1/3 ширини полиці від краю номером плавки та клеймом контролера ВТК.

Проби повинні супроводжуватися документом, в якому зазначається найменування профілю, номер плавки, марка сталі, плавковий хімічний склад,

кількість проб для вирізування зразків по кожному виду випробування, дата та час відправлення проб, а також НТД на металопродукат, що випробовується.

З доставлених проб на пилку холодного різання вирізається необхідна кількість зразків. Розкрій проб проводиться згідно з вимогами EN 10025-1:2004 або ДСТУ 7564-97, якщо інше не обумовлено НТД на металопродукцію.

1.1.3 Підготовка зразків до механічних випробувань

Для випробування на *розтягування* відповідно до EN 10002-1:2001 або ДСТУ 1497-84 виготовляються пласкі або циліндричні зразки. Дані зразки мають бути пропорційні та мати діаметр або товщину в робочій частині 3,0 мм і більше з початковою розрахунковою довжиною $l_0 = 5,65 \cdot \sqrt{F_0}$ або $l_0 = 11,3 \cdot \sqrt{F_0}$. Застосування коротких зразків є пріоритетним [1].

Щодо пласких зразків, то вони виготовляються типу II за ДСТУ 1497-84 (рис. 1.2) або за EN 10002-1:2001 (рис. 1.3).

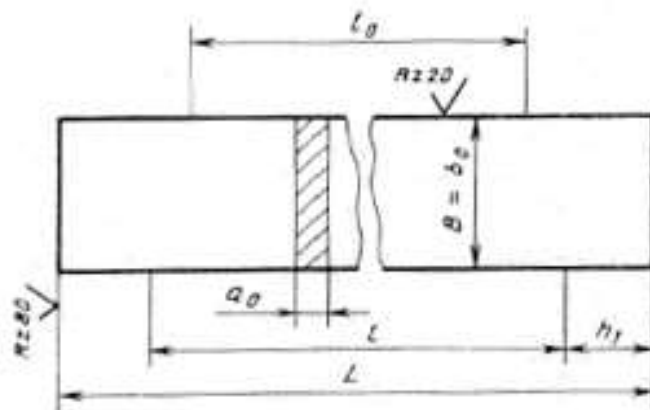


Рис.1.2. Плаский зразок для випробування на розтягування за ДСТУ 1497-84

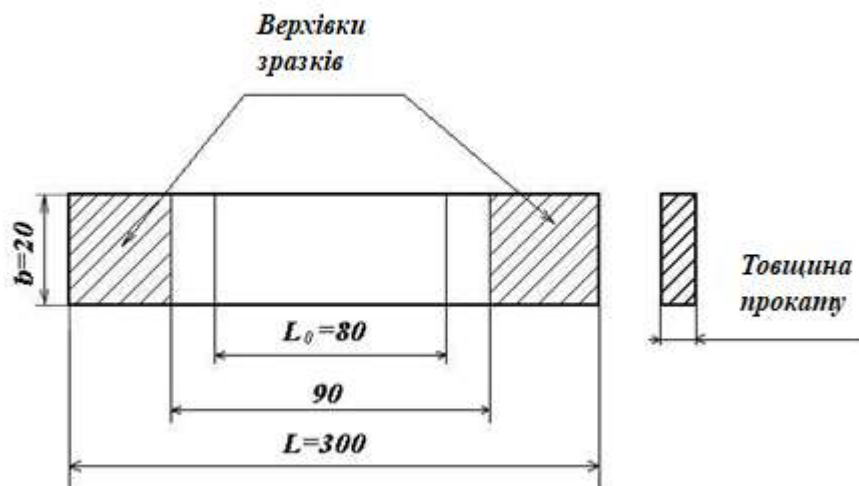


Рис.1.3. Плаский зразок для випробування на розтягування за EN 10002-1:2001

Щодо циліндричних зразків, їх використовують типу III і V за ДСТУ 1497-84 та виготовляють на токарному верстаті. Приклад типу III наведено на рис. 1.4., типу V – на рис. 1.5.

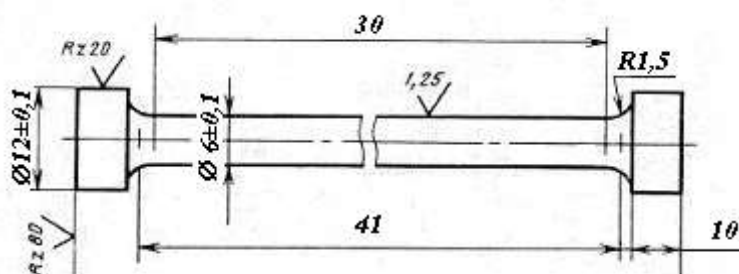


Рис.1.4. Циліндричний зразок для випробування на розтягування типу III за ДСТУ 1497-84

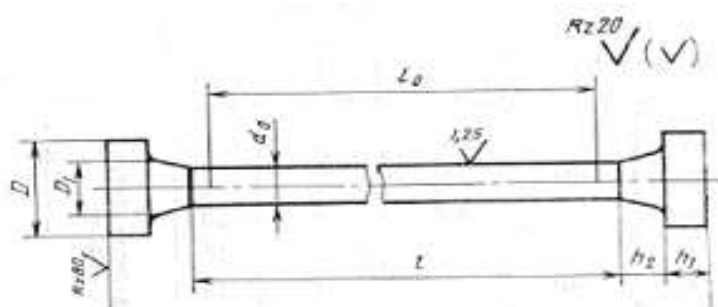


Рис.1.5. Циліндричний зразок для випробування на розтягування типу V за ДСТУ 1497-84

Зразки для проведення випробувань на *згин* (рис. 1.6) виготовляються на стругальних верстатах.

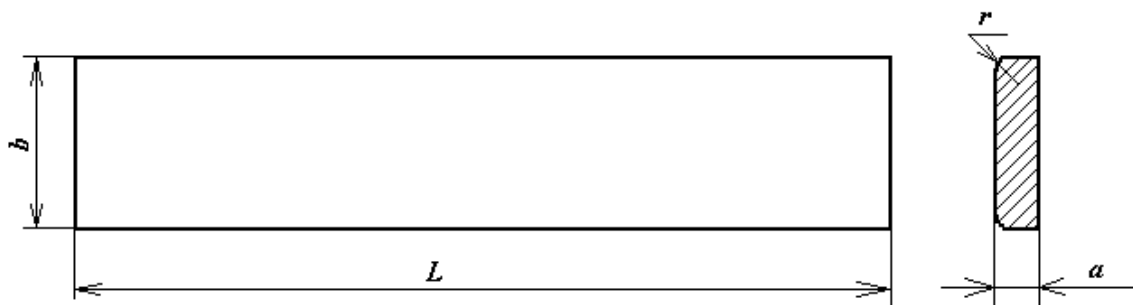


Рис.1.6. Зразок для проведення випробувань на згин

Для проведення випробувань на *ударний згин* виготовляються прямокутні зразки з концентратором виду U за ДСТУ 9454-78 (тип 1, 3) та зразки з концентратором виду V за EN 10045:1990 та ДСТУ 9454-78 (тип 11, 13) (рис. 1.7 - 1.10).

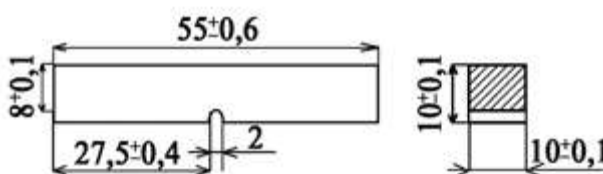


Рис.1.7. Зразок з концентратором виду U типу 1 за ДСТУ 9454-78

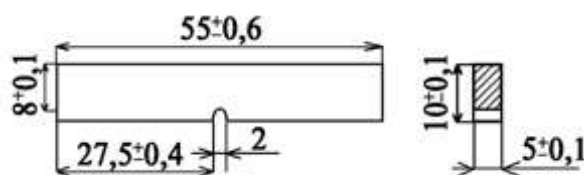


Рис.1.8. Зразок з концентратором виду U типу 3 за ДСТУ 9454-78

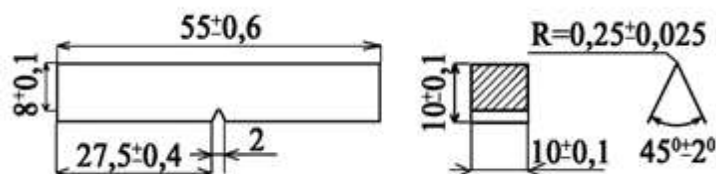


Рис.1.9. Зразок з концентратором виду V типу 11 за ДСТУ 9454-78

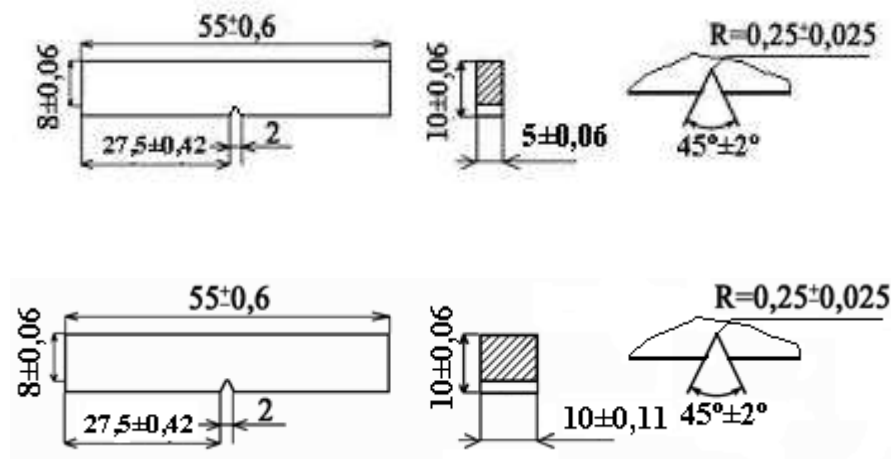


Рис.1.10. Зразки з концентратором виду V за EN 10045:1990

1.1.4 Випробування на розтягування, згин та ударний згин

Випробування на розтягування

Випробування зразків на розтяг проводиться статичним методом за ДСТУ 1497-84 або EN 10002-1:2001, залежно від вимог до металопродукції, для визначення межі плинності, тимчасового опору, відносного рівномірного видовження, відносного видовження після розриву та відносного звуження поперечного перерізу після розриву.

Під час проведення випробувань на розтяг дотримуються наступних умов: температура навколишнього середовища (20^{+15}_{-10})°C, тиск – атмосферний, вологість – 40-60%. Випробування проводиться на плоских або циліндричних зразках згідно з ДСТУ 1497-84 або EN 10002-1:2001, залежно від профілю прокату [1].

Для визначення початкової площі поперечного перерізу F_0 необхідні геометричні розміри зразків, які вимірюються не менше, ніж у трьох місцях - у середній частині та на межах робочої довжини. За початкову площу поперечного перерізу зразка в його робочій частині F_0 приймається найменше з отриманих значень на підставі здійснених вимірювань.

Далі процес випробування відбувається наступним чином: спеціальним розмічальним роликком наноситься розмітка по всій робочій довжині зразка. Межа плинності фізична $\sigma_{Л}$, верхня межа плинності $\sigma_{ПВ}$ і нижня межа плинності $\sigma_{ПН}$ визначаються за діаграмою розтягування. При контрольно-

здавальних випробуваннях фізична межа плинності σ_{II} визначається за вираженою зупинкою стрілки силовимірювального пристрою випробувальної машини, проте при розбіжностях щодо оцінки якості металопродукції фізична межа плинності σ_{II} визначається за діаграмою розтягування.

Для визначення тимчасового опору σ_B зразок розтягують під дією плавно зростаючого зусилля до руйнування. Найбільше зусилля, що передує руйнуванню зразка, і є P_{MAX} – тимчасовий опір.

Визначення відносного рівномірного видовження проводиться на зразках з початковою розрахунковою довжиною l_0 не менше $l_0 = 11,3 \cdot \sqrt{F_0}$. Відносне рівномірне видовження δ_p визначається на більшій частині зруйнованого зразка на розрахунковій ділянці $A'B'$ (рис. 1.11). Початкову довжину розрахункової ділянки l_{np} отримують за кількістю міток на розрахунковій ділянці та початковій відстані між ними.

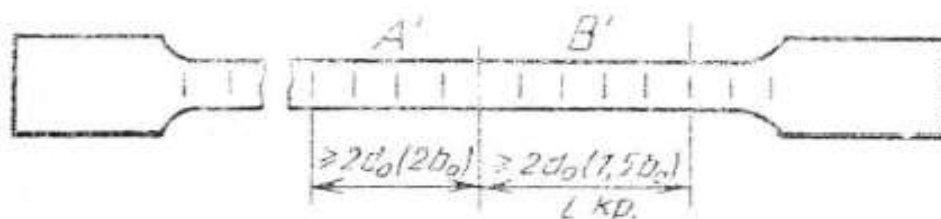


Рис.1.11. Зруйнований зразок з розрахунковою ділянкою $A'B'$

Для визначення кінцевої розрахункової довжини зразка l_k зруйновані частини зразка складають таким чином, щоб їх осі утворювали пряму лінію. Вимірювання кінцевої розрахункової довжини зразка l_k проводиться штангенциркулем, а визначення l_k проводиться виміром відстані між мітками, які обмежують розрахункову довжину.

Випробування на згин

Технологічні випробування на згин проводяться з метою визначення здатності металевих матеріалів піддаватися пластичній деформації під час згину. Суть випробування полягає в тому, що зразок круглого, квадратного, прямокутного або багатокутного поперечного перерізу піддається пластичній

деформації згином без зміни напрямку докладання зусилля до досягнення заданого кута згину.

Дані випробування проводяться згідно з ДСТУ ISO 7438:2005. За вимогами випробування мають відбуватися за кімнатної температури від 10°C до 35°C на випробувальній машині типу УІМ-50 зі шкалою навантаження 0-50 тс, обладнаної пристроєм для згину з двома опорами та оправкою.

Випробування на згин може закінчитися при досягненні заданого кута згину під навантаженням, або ж при досягненні паралельності або зіткнення сторін.

Під час випробування на згин до заданого кута, зразок встановлюється на циліндричні опори і згинається шляхом застосування посередині між опорами зусилля, що постійно наростає.

Випробування на згин до паралельності сторін проводять після попереднього згину зразка на кут не менше 150°. Згин продовжують між паралельними площинами до зіткнення сторін зразка з прокладкою товщиною, що дорівнює товщині оправлення.

Випробування на згин до зіткнення сторін проводять також після згину зразка на кут не менше 150°, проте згин продовжують між двома паралельними площинами плавно наростаючим зусиллям до зіткнення сторін зразка з утворенням природної петлі. Опорні поверхні мають бути більше половини довжини зразка.

Випробування на ударний згин

Випробування зразків на ударний згин проводиться методом руйнування зразка з концентратором посередині одним ударом маятникового копра з метою визначення ударної в'язкості КС.

При проведенні випробувань повинні дотримуватися таких умов:

- зразок має вільно лежати на опорах копра;

- установка зразка повинна проводитись за допомогою шаблону, що забезпечує симетричне розташування концентратора щодо опор з похибкою = $\pm 0,5$ мм;
- випробування повинні проводитись при ударі маятника з боку, протилежного концентратору;
- робота удару визначається за шкалою маятникового копра.

Роботу удару та ударну в'язкість позначають поєднанням літер та цифр. Перші букви позначають: К – робота удару, КС – символ ударної в'язкості. Друга (у разі визначення ударної в'язкості третя) буква – вид концентратора. Перша цифра – максимальну енергію удару маятника, друга – глибину концентратора та третю – ширину зразка. Для позначення роботи удару та ударної в'язкості при зниженій та підвищеній температурах вводиться цифровий індекс, що вказує на температуру випробування.

У випадках, коли зразок руйнується не повністю, показник якості матеріалу вважається не встановленим. Тоді в протоколі випробування вказують, що зразок при максимальній енергії удару маятника не було зруйновано.

1.1.5 Атестація механічних властивостей прокату

Атестація механічних властивостей прокату виконується статистичним методом. Для визначення можливості атестації контролер попередньо передає до випробувального залу лабораторії механічних випробувань інформацію про плавку, де зазначено її номер, марку сталі, розміри зразка тощо. Після обробки лаборантом інформації на ПЕОМ, контролер отримує відповідь – відбирати чи не відбирати проби для виготовлення зразків стандартного методу випробувань.

Далі у спеціально розроблену програму вводять всю необхідну інформацію (номер плавки, марку сталі, профіль прокату, його діаметр і товщину полиці та вміст у плавковому аналізі вуглецю, марганцю, кремнію, сірки, фосфору, хрому, нікелю та міді), після обробки якої ПЕОМ друкує протокол випробувань, який підписується лаборантом, який проводив випробування, і видається здачу для передачі в цех виробника прокату. У разі

виходу з ладу ПЕОМ визначення механічних властивостей прокату всього сортаменту здійснюється методом стандартних випробувань на зразках [1].

1.2 Проблематика задачі сертифікації прокатної товарної продукції

Традиційні методи сертифікації стикаються з численними проблемами, перша з яких – значна трудомісткість. Сертифікаційний процес може бути тривалим і витратним, що створює додаткове навантаження на виробників, особливо на підприємствах, які не мають змогу проводити сертифікацію самостійно. Процес від прокатки металу до вивантаження готової продукції може займати кілька місяців, у той час як дані, необхідні для ідентифікації механічних властивостей металу отримуються з хімічної лабораторії перед початком механічних випробувань. Тому розробка інформаційної технології для сертифікації готової прокатної продукції є актуальною, оскільки вона може автоматизувати процес, значно зменшуючи час, трудомісткість і витрати.

Інформаційна технологія сертифікації готової прокатної продукції базується на визначенні функціональної залежності між хімічним складом металу та його механічними властивостями, на основі якої буде створена модель ідентифікації вихідних параметрів. Розробка даної моделі буде базуватися як і на параметричних, так і на непараметричних метод, задля порівняння та визначення найбільш точної технології для заданої вибірки даних. Використання даної моделі для прийняття рішення про запуск деталі у виробництво дозволить економити час та ресурси, адже механічні тести будуть проводитися лише для вибіркової деталі.

Труднощі вибору тієї чи іншої моделі для оцінювання критеріїв якості сталей пов'язані в першу чергу з багатопараметричністю та багатокритеріальністю технології їх виробництва і впливом різних факторів. Сюди слід віднести вплив хімічного складу та структури на властивості матеріалу. Тож в даній роботі буде розглянуто обидва види моделей та порівняно їх результати для нашої вибірки даних.

Отже, розроблювана інформаційна технологія може мати широкий спектр застосування. Технологію можна адаптувати для прогнозування властивостей інших видів продукції, де ключовими характеристиками є хімічний склад. Наприклад, технологію можна застосувати для сертифікації листів, профілів або трубних заготовок. Окрім того, дана модель може бути використана для оптимізації виробничого процесу шляхом прогнозування характеристик готової продукції на ранніх етапах виробництва. Це дозволить виробникам коригувати технологічний процес для отримання продукції з необхідними властивостями.

1.3 Опис методів вирішення задачі

Математичні методи моделювання відіграють ключову роль у прогнозуванні та оптимізації технологічних процесів у виробництві. Серед численних підходів особливо виділяються такі параметричні методи, як метод групового урахування аргументів (МГУА) та метод найменших квадратів (МНК), які дозволяють створювати точні моделі для аналізу залежностей між різними параметрами. МГУА забезпечує високу точність і гнучкість завдяки можливості враховувати нелінійні взаємозв'язки, тоді як МНК пропонує простоту та швидкість у реалізації лінійних моделей.

Серед непараметричних методів слід виділити класичні нейронні мережі, які потенційно допоможуть у розв'язанні нашої задачі. Іншим потужним інструментом є адаптивна нейро-нечітка система висновків (ANFIS) в MatLab, яка комбінує нейронні мережі та нечітку логіку для створення моделей, здатних обробляти складні та невизначені дані. Розглянемо детальніше кожний з цих методів.

1.3.1 Параметричні методи

Метод найменших квадратів

Метод найменших квадратів (МНК) є одним з найпопулярніших методів математичної статистики завдяки широкому спектру його застосування. МНК використовується для знаходження параметрів лінійної моделі, які мінімізують

суму квадратів відхилень між спостережуваними та передбаченими значеннями. Таким чином, враховуючи задачу нашої роботи, цей метод потенційно може бути корисним при розв'язанні нагальної проблеми, описаної вище.

Задача МНК розв'язується шляхом параметричної оцінки функції регресії, що описує залежність однієї величини Y , значення якої (y_i) спостерігають з випадковими похибками (θ_i), від групи не випадкових величин X_1, X_2, \dots, X .

Результати вимірювання певної фізичної величини виконуються для всього набору вимірювань у цьому постійному стані. Однак сама вимірювана величина може змінюватися в процесі вимірювання через зміни іншого пов'язаного з ним значення.

Нехай у результаті вимірювань було одержано ряд експериментальних точок з абсцисами x_1, x_2, \dots, x_n і відповідними їм ординатами y_1, y_2, \dots, y_n . Залежність y від x не може співпадати з експериментальними значеннями y_i всіх n точок. Одержана ламана лінія не повинна мати нічого спільного з шуканою аналітичною залежністю $y=f(x)$ тому, що форма ламаної не буде відтворюватись при повторних серіях вимірювань. Внаслідок статистичного розсіяння значення y будуть у цілому зміщені відносно шуканої кривої як в сторону більших, так і в сторону менших значень[2].

Отже, в цілому завдання полягає в тому, щоб по цим експериментальним точкам провести криву, яка підходить до дійсної функціональної залежності $y=f(x)$ як можна ближче. Тобто, що для всіх або деяких точок різниця

$$\Delta_i = y_i - f(x_i) \tag{1.1}$$

буде відміна від нуля.

Параметри функції $y = f(x)$ підбираються так, щоб сума квадратів різниць (1.1) була найменшою, тобто необхідно обернути до мінімуму вираз:

$$z = \sum_{i=1}^n \Delta_i^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2 \quad (1.2)$$

Таким чином, при методі найменших квадратів наближення аналітичної функції $y = f(x)$ до експериментальної залежності вважається найкращим тоді, коли виконується умова мінімуму суми квадратів відхилень аналітичної функції від експериментальної залежності.

Лінійна форма зв'язку між випадковими змінними є важливою в теорії кореляції. Для такої форми зв'язку існує лінійна функція y від x , тобто

$$y = a + bx \quad (1.3)$$

де a і b – коефіцієнти рівняння регресії; x – незалежна випадкова змінна.

При $x = 0$; $y = a$ – початок відліку; b – коефіцієнт регресії, який показує середнє зміщення залежної змінної при зміні незалежної змінної на одиницю. Коефіцієнт регресії завжди число іменоване. Якщо $b > 0$, то зв'язок прямий, якщо $b < 0$, то зв'язок обернений; якщо $b=0$, зв'язок відсутній. Лінійна залежність обумовлена двомірним нормальним законом розподілу пар випадкових величин (X, Y) .

Запишемо тепер вираз (1.2) з урахуванням (1.3) у вигляді

$$z(a, b) = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bx)^2 \quad (1.4)$$

Після скорочення обидвох виразів на -2 , виконується почленне підсумовування, і в результаті одержуємо систему нормальних рівнянь

$$\begin{cases} \sum y = an + b\sum x \\ \sum yx = a\sum x + b\sum x^2 \end{cases} \quad (1.5)$$

Розв'язуючи систему (1.5), визначаються параметри a і b . Інші робочі формули для визначення параметрів a і b :

$$b = \frac{n\sum xy - \sum y \sum x}{n\sum x^2 - (\sum x)^2}; \quad a = \frac{\sum y \sum x^2 - \sum yx \sum x}{n\sum x^2 - (\sum x)^2}; \quad (1.6)$$

$$b = \frac{n\bar{y}\bar{x} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{n\bar{x}^2 - (\bar{x})^2}, a = \bar{y} - b\bar{x}. \quad (1.7)$$

Після огляду узагальненого опису методу найменших квадратів [2], розглянемо його більш детально, а саме його апроксимацію.

Повернемось до першого етапу методу найменших квадратів – до встановлення функціональної залежності вигляду $y = f(x)$. Далі необхідно встановити вигляд залежності $y = f(x)$, тобто вирішити чи є вона лінійною $y = a_0 + a_1 \cdot x$, квадратичною $y = a_0 + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2$, логарифмічною $y = a_0 + a_1 \cdot \ln(x)$ тощо. Для цього експериментальні точки наносять на координатну площину і по їх розташуванню висувають гіпотезу про вигляд емпіричної залежності. Далі вже в дію вступає метод найменших квадратів.

Як було описано вище, у методі найменших квадратів апроксимація відбувається на підставі того, що сума квадратів відхилень по всіх крапках повинна бути найменшою. Розглянемо детальніше кожен вид апроксимації.

При *лінійній апроксимації* апроксимуюча функція буде мати вигляд:

$$f(x) = a_0 + a_1 \cdot x \quad (1.8)$$

Згідно МНК значення її параметрів підбираються так, щоб відхилення експериментальних точок (x_k, y_k) від обраної кривої було мінімальним. Тобто параметри a_0, a_1 повинні бути такими, щоб сума квадратів відхилень спостережуваних значень y_k від розрахованих за функцією (1.8), була мінімальною. Сума квадратів відхилень від лінійної функції (1.8) має вигляд:

$$F(a_0, a_1) = \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k - y_k)^2 \rightarrow \min$$

Величина $F(a_0, a_1)$ є функцією двох змінних. Необхідною умовою екстремуму такої функції є рівність нулю всіх її окремих похідних: (1.9)

$$\frac{\partial F(a_0, a_1)}{\partial a_0} = 0; \quad \frac{\partial F(a_0, a_1)}{\partial a_1} = 0 \quad (1.10)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial F(a_0, a_1)}{\partial a_0} = 2 \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k - y_k) = 0 \\ \frac{\partial F(a_0, a_1)}{\partial a_1} = 2 \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k - y_k) \cdot x_k = 0 \end{cases} \quad (1.11)$$

Таким чином, після перетворення маємо нормальну систему двох лінійних рівнянь щодо невідомих параметрів регресії a_0, a_1 :

$$\begin{cases} a_0 \cdot N + a_1 \cdot \sum_{k=1}^n x_k = \sum_{k=1}^n y_k \\ a_0 \cdot \sum_{k=1}^n x_k + a_1 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^2 = \sum_{k=1}^n y_k \cdot x_k \end{cases} \quad (1.12)$$

Після знаходження параметрів a_0, a_1 їх підставляють у рівняння (1.8) і в такий спосіб одержують емпіричне лінійне рівняння, яке найкращим чином описує експериментальні дані.

При *квадратичній апроксимації* апроксимуюча функція буде мати вигляд:

$$f(x) = a_0 + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 \quad (1.13)$$

Тоді нормальна система матиме наступний вигляд:

$$\begin{cases} \frac{\partial F(a_0, a_1, a_2)}{\partial a_0} = 2 \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k + a_2 \cdot x_k^2 - y_k) = 0 \\ \frac{\partial F(a_0, a_1, a_2)}{\partial a_1} = 2 \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k + a_2 \cdot x_k^2 - y_k) \cdot x_k = 0 \\ \frac{\partial F(a_0, a_1, a_2)}{\partial a_2} = 2 \sum_{k=1}^n (a_0 + a_1 \cdot x_k + a_2 \cdot x_k^2 - y_k) \cdot x_k^2 = 0 \end{cases} \quad (1.14)$$

Маємо нормальну систему рівнянь щодо трьох параметрів:

$$\begin{cases} a_0 \cdot N + a_1 \cdot \sum_{k=1}^n x_k + a_2 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^2 = \sum_{k=1}^n y_k \\ a_0 \cdot \sum_{k=1}^n x_k + a_1 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^2 + a_2 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^3 = \sum_{k=1}^n y_k \cdot x_k \\ a_0 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^2 + a_1 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^3 + a_2 \cdot \sum_{k=1}^n x_k^4 = \sum_{k=1}^n y_k \cdot x_k^2 \end{cases} \quad (1.15)$$

Розв'язавши дану систему отримуємо значення параметрів a_0, a_1, a_2 .

Як бачимо, змін кількості параметрів призводить до зміни кількості рівнянь в системі, при цьому не змінюючи суті самої апроксимації.

Таким чином можна записати систему для полінома будь-якого ступеня:

$$f(x) = a_0 + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + \dots + a_m \cdot x^m, \quad (1.16)$$

де $m \leq N$.

Отже, МНК є дійсно корисним методом у сфері прогнозування завдяки своїм властивостям. По-перше, оцінки параметрів, отримані за допомогою

МНК, є незміщеними. Це означає, що математичне очікування оцінок дорівнює істинній величині параметрів.

По-друге, оцінки, отримані методом найменших квадратів, є ефективними в класі незміщених оцінок, тобто вони мають найменші можливі похибки серед усіх незміщених оцінок. У цьому сенсі ефективність означає, що варіативність оцінок є найменшою можливою.

По-третє, розподіл оцінок параметрів за допомогою МНК є нормальним. Це властивість надзвичайно корисна, оскільки нормальний розподіл спрощує інтерпретацію результатів.

Проте слід зазначити, що оцінки параметрів, отримані методом найменших квадратів, не є незалежними, тому між оцінками різних параметрів може існувати кореляція. Однак за допомогою неістотної модифікації моделі можна зробити ці оцінки майже некорельованими. Це зменшить похибки для деяких з них і покращить точність оцінок в цілому.

Такими чином, МНК є потужним інструментом для оцінки параметрів, що поєднує в собі незміщеність, ефективність та нормальний розподіл оцінок, хоча й вимагає уваги до потенційної кореляції між оцінками.

Метод групового урахування аргументів (МГУА)

На основі МНК побудовано наступний метод – метод групового урахування аргументів (МГУА). МГУА можна розглядати як розширення МНК, так як він починається з ідеї знаходження параметрів, які мінімізують похибку моделі, але додає до цього процесу можливість включення складніших, нелінійних предикторів, утворених комбінаціями вихідних змінних. Таким чином, основна мета МГУА — знайти такі форми взаємозв'язків між змінними, які лінійні методи, як МНК, не можуть виявити самостійно.

Декілька дослідників запропонували нові концепції та вдосконалені алгоритми машинного навчання як альтернативу стандартній штучній нейронній мережі. Щоб усунути декілька недоліків, з якими стикається стандартна штучна нейронна мережа, метод групового урахування аргументів

(МГУА) дає змогу ідентифікувати взаємозв'язки даних, вибрати відповідну модель або конфігурацію мережі та підвищувати точність існуючих методів.

Метод групового урахування аргументів (МГУА) — це індуктивний, самоорганізований підхід, який сортує ефекти всіх можливих варіантів моделі для визначення найкращого рішення. Ключові характеристики МГУА можна підсумувати як здатність аналізувати структуру нелінійних і складних систем, і розділення наборів даних підгонки та тестування, щоб уникнути проблеми переобладнання.

У складному системному моделюванні МГУА, визначений Івахненком та Мадалою, розроблений для прогнозування, апроксимації та ідентифікації багатоваріантних системних процесів. Одне з перших досліджень МГУА за кордоном виконав Р. Шанкар. Він порівняв МГУА та регресійний аналіз щодо точності моделювання для короткої вибірки вихідних даних. Пізніше різні варіанти алгоритмів МГУА були опубліковані японськими (зазвичай з деякими пропозиціями щодо їх модифікації) та польськими вченими. Висновок цих робіт був таким: МГУА є найкращим методом для вирішення завдань ідентифікації та короткострокового прогнозу. На жаль, це дослідження не було повним, тому що його автор не розглянув можливостей гармонійного та багаторівневого алгоритмів МГУА з критерієм балансу прогнозів, бо в цьому випадку він дійшов би висновку, що і для довгострокового прогнозу МГУА є найкращим і, мабуть, єдиним методом, що забезпечує точність прогнозу за час його попередженням. У даний час у розробку теорії та застосувань МГУА включилися десятки вчених. Тепер це надбання як автора методу, а й багатьох інших.

Алгоритми МГУА, визначені Мадалою та Івахненком, на кожному шарі з'єднують нейрони квадратичним поліномом, який на наступному шарі генерує нові нейрони. Зокрема, традиційний метод МГУА допомагає подолати проблему моделювання єдиного виходу багатовхідних даних. Науковці також пояснили, що звичайний МГУА також можна використовувати для опису нелінійних вхідних і вихідних змінних як метод моделювання алгоритму.

Попри те, що звичайний МГУА забезпечує систематичне прогнозування та системне моделювання, все ще існують певні обмеження у його застосуванні, такі як труднощі у пошуку оптимального розподілу наборів даних і несвоєчасне видалення ефективних параметрів, що викликає незначні зміни точності моделі. Існує тенденція до створення надто складної мережевої моделі при роботі з високонелінійними проблемами через обмежений квадратичний поліном із двома змінними.

Тепер розглянемо детальніше алгоритми МГУА. Слід зазначити, що одна з особливостей алгоритмів МГУА полягає у тому, що вид опорної функції, клас рівнянь і структура моделей встановлюються об'єктивним способом з допомогою перебору варіантів за доцільно обраною ансамблю критеріїв (індуктивний метод). Спосіб введення критеріїв забезпечує об'єктивне знаходження структури єдиної моделі оптимальної складності при високій завадостійкості методу [3].

Найбільш суттєвими ознаками, що відрізняють алгоритми МГУА, є число рядів селекції, наявність або відсутність обчислення залишку, число рівнянь у системі. Структури алгоритмів МГУА залишаються аналогічними один одному для різних опорних функцій. Так, для поліноміальних та гармонійних алгоритмів можна вказати три основні види структури: однорядні (комбінаторні); багаторядні, без обчислення залишків після кожного ряду селекції; багаторядні, з обчисленням залишків.

Однорядні алгоритми МГУА призначені для вирішення перевизначених завдань самоорганізації моделей за досвідченими даними, в яких число точок вимірювання дорівнює або перевищує деякий (різний для різних типів моделей) алгебраїчний мінімум.

Багаторядні алгоритми МГУА використовуються для вирішення некоректних або невизначених задач моделювання, тобто в ситуаціях, коли число точок N у таблиці дослідних даних менше за кількість аргументів n , що входять у синтезовану модель ($N < n$). Методи регресійного аналізу в цьому

випадку не застосовуються, тому що вони не дають можливості побудувати єдину модель, яка буде адекватною процесу за межами інтервалу інтерполяції.

Залежно від апіорних знань про процес у алгоритмах МГУА використовують різні опорні (базисні) функції. Наприклад, багаторядні алгоритми МГУА з поліноміальними опорними функціями дозволяють отримувати моделі у вигляді поліномів, число членів у яких значно більше, ніж у моделях, побудованих за однорядними алгоритмами (у тому числі регресійних), при однаковому обмеженому обсязі вибірки.

Щодо моделювання коливальних процесів, то при малому числі даних застосовуються гармонійні та експоненційно-гармонійні багаторядні алгоритми МГУА. Алгоритми цього класу за певних умов також дозволяють отримати число гармонічних складових, яке може значно перевищувати число гармонік, що визначаються теоремою Котельникова для вибірки заданої довжини ($n \leq \frac{N}{2}$).

Застосування багаторядних алгоритмів МГУА не обмежується зазначеною областю некоректних (невизначених) завдань. Вони успішно використовуються й тоді, коли вихідних даних достатньо для застосування однорядних алгоритмів. Однак і при цьому багаторядні алгоритми часто доречніші, особливо у випадках, коли обсяг перебору за однорядним (комбінаторним) алгоритмом перевищує можливості ЕОМ. Розглянемо описані вище основні види структури для поліноміальних алгоритмів більше детально.

У *комбінаторних* алгоритмах здійснюється перебір усіляких частинних моделей із заданого базису з вибором кращої з цих моделей за заданим критерієм селекції [4]. При переборі кількість аргументів чи частот поступово нарощується від 1 до максимального числа n (числа аргументів базового набору функцій). Таким чином, загальна схема комбінаторного алгоритму включає такі операції: за методом найменших квадратів (МНК) визначаються коефіцієнти всіх частинних моделей при складності $s = 1, s = 2, \dots, s = n$, далі для кожної з них обчислюється значення зовнішнього критерію селекції, і в результаті єдина модель оптимальної складності вибирається за мінімальним значенням.

Можна зазначити, що комбінаторний алгоритм МГУА заснований на методі повної математичної індукції, так як при цьому не пропускається жоден з можливих варіантів моделі, закладених у вихідному повному базисі.

У *поліноміальному алгоритмі* дана схема реалізується наступним чином: n членів поліному заданого максимального ступеня від заданого числа змінних виступає тут основним набором аргументів. Наприклад, для випадку трьох змінних повний квадратичний поліном має вигляд[5]:

$$q = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_1^2 + a_5x_2^2 + a_6x_3^2 + a_7x_1x_2 + a_8x_1x_3 + a_9x_2x_3 \quad (1.17)$$

У цьому поліномі 10 членів ($n=10$). Іноді до складу аргументів потрібно ввести зворотні величини $1/x_i$, їх ступені або інші нелінійні функції (доцільність введення нових аргументів визначається зменшення мінімального значення основного критерію). У будь-якому випадку повний поліном є лінійним за коефіцієнтами, задля визначення яких застосовується МНК. При цьому ступені та коваріації вихідних змінних розглядаються як еквівалентні «перевизначені» лінійні аргументи.

Алгоритм наведеної схеми працює наступним чином: спочатку визначаються всі моделі при $s=1$, тобто ті, що складаються лише з одного аргументу:

$$q_1 = a_0, q_2 = a_1x_1, q_3 = a_2x_2, \dots, q_{10} = a_9x_2x_3$$

Таких моделей $C_1^{10} = 10$. Далі розглядаються різні моделі при $s = 2$, що складаються з двох аргументів:

$$q_{11} = a_0 + a_1x_1, q_{12} = a_0 + a_2x_2, \dots,$$

$$q_i = a_0 + a_9x_2x_3, \dots, q_j = a_1x_1 + a_2x_2, \dots,$$

$$q_k = a_1x_1 + a_9x_2x_3, \dots, q_{45} = a_8x_1x_3 + a_9x_2x_3,$$

яких всього буде $C_{10}^2 = 45$. Аналогічно будуються C_{10}^3 частинних моделей при $s = 3$, C_{10}^4 при $s = 4$ і так далі до $C_{10}^{10} = 1$ моделі при $s = n$, тобто до повного полінома.

Таким чином, формула для обчислення загальної кількості p_n всіляких частинних моделей, побудованих з аргументів повного полінома методом повного комбінаторного перебору, має наступний вигляд:

$$p_n = \sum_{s=1}^n C_n^s = 2^n - 1 \quad (1.18)$$

Очевидно, що p_n при збільшенні n дуже швидко зростає (при $p_{10} = 1024$, а при $p_{15} = 32\,768$), тому можливості комбінаторного перебору обмежені [6]. Крім того, додавання одного аргументу збільшує час рахунку приблизно вдвічі.

При більшому n доводиться застосовувати доцільне усічення перебору. Наприклад, є спосіб «усічення трикутнику перебору»: розглядаються всі моделі зі складністю від $s=1$ до $s_{\max} = m$, а моделі з великим числом аргументів виключаються з перебору. При цьому обсяг перебору визначається формулою:

$$p_m = \sum_{s=1}^m C_n^s \ll 2^n - 1 \quad (1.19)$$

Максимальна складність s_{\max} задається, виходячи з можливостей ЕОМ. Це обмеження може визначатися також числом точок вихідних даних, точніше, довжиною навчальної послідовності: якщо $N_A < n$, то $m = N_A$.

У багаторядних алгоритмах без обчислення залишків будемо вважати, що вихідний склад аргументів для початку процедури багаторядної селекції моделі процесу будується на нульовому ряду алгоритму [3]. Наприклад, у класі функцій алгебри найбільш загальною моделлю для організації даного ряду є поліном Колмогорова-Габора від k змінних:

$$q = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_{ij} z_i z_j + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^k a_{ijl} z_i z_j z_l + \dots, \quad (1.20)$$

яка являє собою суму лінійних, квадратичних, кубічних та інших членів.

Після перетворень отримаємо лінійний поліном:

$$q = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n \quad (1.21)$$

Члени цього полінома i становлять вихідний набір аргументів, побудований на нульовому ряду багаторядного алгоритму.

У разі різницевих моделей до аналогічного виду зводиться модель, отримана за допомогою перетворень всіх вихідних змінних, їх запізнювань та заданих нелінійних функцій від них.

Отже, у багаторядних алгоритмах МГУА відтворюється схема масової селекції. У них є генератор частинних описів, що ускладнюються з ряду в ряд («схрещування») і порогові самовідбори кращих з них («селекція»), тобто реалізовується «гіпотеза селекції» [7].

У багаторядних алгоритмах з обчисленням залишків спостерігається наступна ситуація: при нарощуванні рядів селекції такого алгоритму комбінований критерій селекції $p^2 = n_{cm}^2 + \Delta^2(C) \rightarrow \min$ монотонно зменшується. Тому сигналом для зупинення рахунку є досить мале його зменшення [8].

Алгоритми з обчисленням залишку також дозволяють отримати описи, число членів у яких значно перевищує алгебраїчний мінімум точок (для поліномів) або число гармонік, що дозволяється теоремою Котельникова (для гармонійних моделей).

Якщо будуються моделі для довгострокового прогнозу, замість пари критеріїв $n_{cm}^2, \Delta^2(C)$ слід використовувати пару критеріїв $n_{cm}^2, i^2(N)$.

Алгоритми МГУА з обчисленням залишків розроблені як для поліноміальних (різницевих), так і для гармонійних моделей. Як зазначалося, ці алгоритми можуть давати ідентичні результати розв'язання задач моделювання та прогнозування, якщо в поліноміальному алгоритмі врахувати ряд обмежень на коефіцієнти синтезованої моделі. За відсутності цих обмежень різницевий багаторядний алгоритм з обчисленням залишку є фактично експоненційно-гармонічним алгоритмом

Отже, ефективність МГУА неодноразово підтверджена при вирішенні ряду конкретних завдань у галузі екології, економіки, гідрометеорології, металургії тощо. МГУА добре відомий і активно розвивається в нашій країні та за кордоном. Цей метод є оригінальним і ефективним інструментом для

вирішення широкого кола завдань штучного інтелекту, включаючи ідентифікацію та прогнозування, аналіз даних і виявлення шаблонів.

За останні роки інтерес до МГУА активно зростає в усьому світі, що пояснюється зростанням популярності технології штучних нейронних мереж, а також загальновідомою ефективністю цього методу. При цьому одними з очевидних переваг МГУА виявилось простота і швидкість налаштування параметрів, автоматичне формування структури мережі, а також можливість прямого «згортання» побудованої мережі в явні математичні вирази.

Таким чином, метод групового урахування аргументів є одним зі слушних методів для використання при вирішенні проблеми сертифікації прокатної продукції.

1.3.2 Непараметричні методи

Класичні нейронні мережі

Загалом, термін "штучна нейронна мережа" означає мережу елементів, які з'єднані синаптичними зв'язками. Нейрони та зв'язки між ними утворюють структуру нейронної мережі.

З точки зору механізму виконання обчислювальних процесів, нейронні мережі відтворюють функціонування біологічних процесів, що відбуваються в людському мозку. Дія НМ полягає в перетворенні вхідної інформації на визначений набір вихідних сигналів, що здійснюється через зміну їхнього внутрішнього стану.

Нейрон як нервова клітина є особливою біологічною клітиною для оброблення інформації. Він складається з тіла і відростків нервових волокон двох типів (дендрити), які приймають імпульси, і єдиного аксона, яким нейрон передає імпульс. Тіло нейрона включає ядро, де міститься інформація про спадкові властивості, і плазму, що має молекулярні засоби для виробництва необхідних нейрону матеріалів. Нейрон отримує сигнали (імпульси) від аксонів інших нейронів через дендрити (приймачі) і передає сигнали, згенеровані тілом клітини, вздовж свого аксона (передавача), який наприкінці розгалужується на

волокна. На закінченнях цих волокон знаходяться спеціальні утворення – синапси, які впливають на величину імпульсів [9].

Нейрон є складовою нейронної мережі, що складається з елементів трьох типів: помножувачів (синапсів), суматора та нелінійного перетворювача. Синапси забезпечують зв'язок між нейронами, множать вхідний сигнал на число, що обумовлює силу зв'язку (вага синапсу). Суматор складає сигнали, які надходять від інших нейронів по синаптичних зв'язках, та зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу – виходу суматора. Ця функція і є функцією активації або функцією передавання нейрона. Нейрон загалом реалізує скалярну функцію векторного аргументу [10]. Математична модель нейрона має наступний вигляд:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (1.22)$$

$$y = f(s),$$

де w_i - вага синапсу, $i = 1 \dots n$; b – значення зміщення; s - результат підсумовування; x_i - компонент вхідного вектору (вхідний сигнал), $i = 1 \dots n$; y - вихідний сигнал нейрона; n – число входів нейрона; f - нелінійне перетворення (функція активації).

Загалом, вхідний сигнал, вагові коефіцієнти і зміщення можуть мати дійсні значення, а іноді - лише певні фіксовані значення. Вихідний сигнал (y) визначається видом функції активації та може бути як дійсним, так і цілим.

Описаний обчислювальний елемент є спрощеною математичною моделлю біологічних нейронів. Для того, щоб підкреслити відмінність біологічних і штучних нейронів, другі іноді називають нейроноподібними елементами або формальними нейронами.

На вхідний сигнал (s) нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом $f(s)$, який і є виходом y нейрона.

Однією з найпоширеніших функцій активації є нелінійна функція активації з насиченням, або ж сигмоїд (функція S-подібного виду):

$$f(s) = \frac{1}{1+e^{-as}}. \quad (1.23)$$

При зменшенні a сигмоїд стає більш пологим, у межі при $a = 0$ перетворюючись в горизонтальну лінію на рівні 0,5, а при збільшенні a сигмоїд наближається до виду функції одиничного стрибка з порогом θ . З виразу для сигмоїда можна зробити висновок, що вихідне значення нейрона лежить у діапазоні (0, 1).

Зауважимо, що сигмоїдальна функція є диференційованою по всій осі абсцис, що використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, вона може краще посилювати слабкі сигнали, ніж великі, при цьому запобігаючи насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоїд має пологий нахил [11].

Отже, таким чином можна виділити основні властивості нейронних мереж, а саме такі як паралельна обробка даних; висока стійкість до відмови; використання неалгоритмічних обчислень; здатність до узагальнення і класифікації даних; можливість використання мало формалізованої інформації.

Проте для того, щоб застосування нейронних мереж було можливим та виправданим, задача має мати певні ознаки. Одна з них – це відсутність алгоритму або невизначеність принципів вирішення завдань, проте існує достатня кількість прикладів. До цих ознак можна також додати великі обсяги інформації або ж навпаки - неповність даних, або ж їх зашумленість.

Таким чином, НМ добре підходять для розпізнавання образів і розв'язання задач класифікації, оптимізації та прогнозування. У металургійній промисловості НМ можуть застосовуватися для ідентифікації несправностей устаткування, аналізу складів домішок, при управлінні процесами. Окрім того, за допомогою НМ може бути реалізовано керування маніпуляторами, управління якістю, виявлення несправностей, адаптивна робототехніка, управління голосом тощо.

Anfis у MatLab

Anfis (Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System) - це нейронна мережа, яка поєднує в собі штучний інтелект та нечітку логіку. Це основна функція, з якої складається система нечіткого логічного висновку. Налаштування систем – це ітеративна процедура знаходження таких параметрів системи нечіткого висновку, зокрема параметрів функції приналежності, які мінімізують розбіжність між результатами логічних міркувань і експериментальними даними, тобто між фактичною поведінкою системи і бажаною поведінкою. Експериментальні дані, на яких налаштовується функція приналежності, надаються у вигляді навчальної вибірки.

Функція Anfis заснована на одному з перших методів побудови нейронної нечіткої системи для класифікації функцій, запропонованому в 1991 році Янгом. Для визначення параметрів системи нечіткого логічного висновку функція Anfis може використовувати гібридний алгоритм, заснований на поєднанні методу зворотного поширення помилок і методу найменших квадратів. Це нечітке моделювання, вперше систематично досліджене Такагі та Сугено [12], знайшло численні практичні застосування в управлінні, прогнозуванні та висновках.

Система нечіткого інтерфейсу діє на основі теорії нечіткої логіки та використовує список операторів, а саме нечіткі правила якщо-тоді (if - then), щоб зіставити вхідні дані з вихідними. Система нечіткого висновку, що використовує нечіткі правила «якщо-тоді», може моделювати якісні аспекти людських знань і процесів міркування без застосування точного кількісного аналізу.

Нечіткі правила «якщо-тоді» (Fuzzy If-Then Rules) або нечіткі умовні оператори є виразами форми IF A THEN B, де A і B є мітками нечітких множин, що характеризуються відповідними функціями належності. Завдяки своїй стислій формі нечіткі правила «якщо-тоді» часто використовуються для уловлення неточних способів міркування, які відіграють важливу роль у здатності людини приймати рішення в середовищі невизначеності та неточності [13].

Інша форма нечіткого правила якщо-тоді, запропонована Такагі та Сугено [14], має нечіткі множини, задіяні лише в передумовній частині. Використовуючи нечітке правило «якщо-тоді» Такагі та Сугено, ми можемо описати силу опору на рухомий об'єкт таким чином: якщо швидкість висока, тоді сила = IC^* , де в передумовній частині є лінгвістична позначка, що характеризує відповідні функції членства. Однак наступна частина описується нечітким рівнянням вхідної змінної, швидкості.

Обидва типи нечітких правил якщо-тоді широко використовувалися як у моделюванні, так і в управлінні. Завдяки використанню лінгвістичних міток і функцій належності нечітке правило «якщо-тоді» може легко передати дух «емпіричного правила», яким користуються люди.

Системи нечіткого висновку також відомі як системи на основі нечітких правил, нечіткі моделі, нечітка асоціативна пам'ять (FAM) або нечіткі контролери, які використовуються як контролери. В основному система нечіткого висновку складається з п'яти функціональних блоків:

- база правил, що містить ряд нечітких правил «якщо-тоді»;
- база даних, яка визначає функції належності нечітких множин, що використовуються в нечітких правилах;
- блок прийняття рішень, який виконує операції висновку щодо правил;
- інтерфейс фазифікації, який перетворює чіткі вхідні дані в ступені збігу з мовними значеннями;
- інтерфейс дефазифікації, який перетворює нечіткі результати висновку в чіткий результат.

Розглянемо детальніше кожний з цих рівнів. Адаптивні вузли першого рівня є такими:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (1.23)$$

де x — вхідні дані для вузла i , а A — лінгвістична мітка (мала, велика тощо), пов'язана з цією функцією вузла.

Іншими словами, O_i^1 є функцією приналежності A_i , і вона визначає ступінь, до якого даний x задовольняє квантор A_i . Зазвичай обирають $\mu_{A_i}(x)$ у формі дзвона з максимумом, що дорівнює 1, і мінімумом, що дорівнює 0, наприклад:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2\right\} \quad (1.24)$$

де $\{a_i; c_i\}$ — набір параметрів. У міру того як значення цих параметрів змінюються, дзвоноподібні функції змінюються відповідно, таким чином демонструючи різні форми функцій належності на лінгвістичній мітці A_i .

Фактично, будь-які неперервні та кусково диференційовані функції, такі як зазвичай використовувані трапецієподібні або трикутні функції приналежності, також є кваліфікованими кандидатами для функцій вузла на цьому рівні. Параметри на цьому рівні називаються параметрами приміщення.

На другому шарі кожен вузол є круглим вузлом, позначеним П, який множить вхідні сигнали та надсилає результат. Наприклад,

$$\omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (1.25)$$

Кожен вихід вузла представляє силу спрацьовування правила.

На третьому шарі кожен вузол є круглим вузлом, позначеним N. i -й вузол обчислює відношення сили стрільби i -го правила до суми сил стрільби всіх правил:

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, i = 1, 2. \quad (1.26)$$

Для зручності результати цього шару часто називають нормованими силами стрільби.

На четвертому шарі кожен вузол i є квадратним вузлом із наступною функцією вузла:

$$O_i^4 = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (1.27)$$

де $\bar{\omega}_i$ — це результат рівня 3, а $\{p_i; q_i; r_i\}$ — набір параметрів. Параметри в цьому шарі будуть називатися послідовними параметрами.

У п'ятому шарі єдиний вузол — це вузол кола, позначений Σ , який обчислює загальний вихід як суму всіх вхідних сигналів, тобто

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i \bar{w}_i f_i}{\sum_i \bar{w}_i} \quad (1.28)$$

Параметри моделі ANFIS, такі як початкові та наступні параметри; можна визначити на основі досвіду експертів. Для визначення його параметрів також можна використовувати гібридний метод, заснований на проході вперед і назад. Метод найменших квадратів можна використовувати для оцінки наступних параметрів у прямому проході, тоді як передумовні параметри можна оцінити за допомогою методу градієнтного спуску у зворотному проході. Однак гібридний метод може недостатньо швидко сходитися і може не точно знайти передумову та наступні значення параметрів.

Зазвичай базу правил і базу даних разом називають базою знань. Етапи нечіткого логічного висновку (операції висновку за нечіткими правилами «якщо-тоді»), що виконуються системами нечіткого логічного висновку, такі:

- 1) Порівняння вхідних змінних з функціями належності в передумовній частині задля отримання значення належності (або міри сумісності) кожної лінгвістичної мітки. (Цей крок часто називають фазифікацією).
- 2) Об'єднання (за допомогою певного оператора Т-норми) значень приналежності в передумовній частині задля отримання ваги кожного правила.
- 3) Створення кваліфікованого наслідку (або нечіткого, або чіткого) кожного правила залежно від ваги.
- 4) Об'єднання кваліфікованих наслідків для отримання чіткого результату. (Цей крок називається дефазифікацією).

У літературі було запропоновано декілька типів нечітких міркувань [15], [16]. Залежно від типів нечітких міркувань і нечітких правил «якщо-тоді», які використовуються, більшість систем нечіткого висновку можна класифікувати на три типи. Перший тип діє наступним чином: загальний результат є

середньозваженим чітким результатом кожного правила, спричиненим сила спрацьовування правила (добуток або мінімум ступенів збігу з умовною частиною) і вихідні функції належності. Вихідні функції належності, що використовуються в цій схемі, повинні бути монотонними функціями. У другого типу загальний нечіткий вихід отримується шляхом застосування операції «max» до кваліфікованих нечітких виходів (кожен з яких дорівнює мінімальній силі стрільби та функції належності виходу кожного правила). Були запропоновані різні схеми для вибору остаточного чіткого виводу на основі загального нечіткого виводу; деякі з них це центроїд площі, бісектриса площі, середнє значення максимумів, максимальний критерій тощо. У третьому типі використовуються нечіткі правила «якщо-тоді» Такагі та Сугено [14]. Результатом кожного правила є лінійна комбінація вхідних змінних плюс постійний член, а кінцевим результатом є середньозважене значення результату кожного правила.

Таким чином, ця інноваційна технологія відкриває нові можливості для сертифікації прокатної продукції, пропонуючи ряд переваг, першою з яких є точність. Anfis може бути навчений на великих обсягах даних про хімічний склад та механічні властивості прокатної продукції. Це дозволяє йому з високою точністю прогнозувати характеристики та виявляти дефекти, економлячи час та ресурси на лабораторні випробування.

Ще одна з переваг в теорії є гнучкість. Anfis може бути налаштований для вирішення різних задач, пов'язаних з сертифікацією. Крім того, Anfis може обробляти дані дуже швидко, роблячи його ефективним інструментом для автоматизації процесів сертифікації. Проте один з основних плюсів у використанні Anfis для вирішення проблеми сертифікації прокатної продукції полягає в тому, що завдяки своїм можливостям може допомогти виробникам прокатної продукції значно знизити витрати на сертифікацію, покращуючи при цьому її ефективність.

1.4 Постановка задачі

Через великі витрати ресурсів на виконання механічних випробувань на плавках металів, було вирішено визначити функціональну залежність та розробити експертну систему сертифікації прокатної продукції на основі даних ПРАТ «Дніпровський металургійний завод» про швелери різних типів.

Початкові дані містять різну інформацію про швелери, а саме тип сталі, марка сталі, розміри зразків, хімічний склад металу, а також дані про властивості, отримані та визначені на основі механічних випробувань. Так як дані неоднорідні, слід провести попередню чистку даних та відформатовати їх до вигляду, придатного для подальшої роботи з ними задля визначення функціональної залежності між вхідними та вихідними параметрами.

Використовуючи підготовані дані, тестуємо різні параметричні та непараметричні методи, визначаємо та навчаємо модель в якості експертної системи, яка потенційно може допомогти прогнозувати механічні властивості плавки металів за хімічним складом та товщиною зразка. На основі отриманих результатів буде проведено аналіз та порівняно параметричні та непараметричні методи.

Висновки за розділом

Даний розділ зосереджений на описі передумов для розробки інформаційної технології сертифікації готової прокатної продукції. Було описано процес виробництва, а саме описане поняття сертифікації прокатної продукції, її цілі та положення. Окрім того, була описана підготовка зразків та сам процес механічних випробувань, під час яких і збираються дані, потрібні для нашої роботи.

Була висвітлена проблематика задачі сертифікації прокатної товарної продукції. Вона полягає у високих витратах на проведення механічних тестувань та потребі їх мінімізації. До того ж було визначено, що технологію

можна адаптувати для прогнозування властивостей інших видів продукції, де ключовими характеристиками є хімічний склад та механічні властивості.

Далі були описані методи, які потенційно можна застосовувати для вирішення нашої задачі. Було розглянуто як параметричні, так непараметричні методи, серед яких методи найменших квадратів та групового урахування аргументів, а також нейронні мережі та технологія Anfis у MatLab. Кожний з цих методів має свої переваги та недоліки, які були висвітлені у відповідних розділах даної роботи. Проте кожний з них є достатньо корисним, що визначає доцільність їх використання для створення інформаційної технології сертифікації прокатної продукції.

РОЗДІЛ 2. СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ

2.1 Попередній опис та підготовка даних

Для виконання даної роботи були взяті дані про Швелери із ПРАТ «Дніпровський металургійний завод». Вибірка містила інформацію про хімічний склад сплаву, товщину зразка, а також механічні властивості сплаву, які були визначені на підприємстві під час механічних випробувань.

Серед хімічного складу маємо такі елементи, як вуглець (*C*), сірка (*S*), марганець (*Mn*), хром (*Cr*), нікель (*Ni*) та мідь (*Cu*). Вони і будуть нашими вхідними параметрами для побудови моделі. Крім того, *товщина зразку* теж є вхідним параметром.

Серед механічних властивостей маємо межу міцності, межу плинності, видовження та ударну в'язкість. Ці чотири властивості будуть нашими вихідними параметрами

Перед початком розробки моделі дані були попередньо підготовані. По-перше, дані були відсортовані так, щоб перші 7 стовпців містили вхідні параметри, а останній стовпець був вихідним параметром (табл.2.1 – зображено 4 рядки з 778).

Таблиця 2.1

Підготована таблиця даних

Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Межа міцності
10,1	0,14	0,047	0,029	0,04	0,03	0,05	40,5
10,1	0,14	0,47	0,032	0,03	0,02	0,02	38,5
10,1	0,16	0,39	0,022	0,05	0,02	0,01	39,5

По-друге, була помічена тенденція дублювання даних (табл.2.2 – зображено 13 рядків з 778), тобто при однакових вхідних параметрах, вихідні параметри мали різні значення, що унеможливило створення функціональної залежності. Це легко пояснюється неоднорідністю металу після конвертерної

плавки, а також недостатністю таких даних, як температура плавлення, швидкість плавки, час прокатки тощо.

Таблиця 2.2

Таблиця даних з дубльованими вхідними параметрами

Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
10,1	0,17	0,59	0,045	0,02	0,03	0,04	39,5	28	33	12,875
10,1	0,17	0,59	0,045	0,02	0,03	0,04	41,5	29,5	32	13,125
10,1	0,18	0,45	0,021	0,02	0,01	0,02	43,5	29	35	13,125
10,1	0,18	0,46	0,023	0,01	0,02	0,02	42,5	29	32	13,125
10,1	0,18	0,48	0,023	0,06	0,01	0,02	40,5	27	35	12,75
10,1	0,18	0,48	0,03	0,01	0,02	0,02	43	30	34	12,75
10,1	0,18	0,52	0,03	0,04	0,01	0,03	41,5	30,5	35	12,875
10,1	0,18	0,55	0,024	0,02	0,04	0,16	41,5	27,5	35	13,375
10,1	0,19	0,48	0,035	0,06	0,04	0,03	42	28,5	34	12,75
10,1	0,19	0,51	0,025	0,07	0,04	0,03	39,5	27,5	37	13,25
10,1	0,19	0,51	0,025	0,07	0,04	0,03	40	27	34	13
10,1	0,19	0,51	0,026	0,02	0,03	0,01	41	27,5	37	13,5

Так як в такій ситуації функціональна залежність не може бути встановлена, було пораховано середні значення механічних властивостей, а дубльовані рядки було видалено. Результати продемонстровано на табл.2.3, де зображено 13 рядків з 778

Таблиця 2.3

Таблиця даних, очищена від дублювань

Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
10,1	0,17	0,59	0,045	0,02	0,03	0,04	39,5	28	33	12,875
10,1	0,17	0,59	0,045	0,02	0,03	0,04	41,5	29,5	32	13,125
10,1	0,17	0,59	0,045	0,02	0,03	0,04	40,5	28,75	32,5	13
10,1	0,18	0,45	0,021	0,02	0,01	0,02	43,5	29	35	13,125
10,1	0,18	0,46	0,023	0,01	0,02	0,02	42,5	29	32	13,125
10,1	0,18	0,48	0,023	0,06	0,01	0,02	40,5	27	35	12,75
10,1	0,18	0,48	0,03	0,01	0,02	0,02	43	30	34	12,75
10,1	0,18	0,52	0,03	0,04	0,01	0,03	41,5	30,5	35	12,875
10,1	0,18	0,55	0,024	0,02	0,04	0,16	41,5	27,5	35	13,375
10,1	0,19	0,48	0,035	0,06	0,04	0,03	42	28,5	34	12,75
10,1	0,19	0,51	0,025	0,07	0,04	0,03	39,5	27,5	37	13,25
10,1	0,19	0,51	0,025	0,07	0,04	0,03	40	27	34	13
10,1	0,19	0,51	0,025	0,07	0,04	0,03	39,75	27,25	35,5	13,125
10,1	0,19	0,51	0,026	0,02	0,03	0,01	41	27,5	37	13,5

Після очистки даних від дублікатів було побудовано таблицю кореляції. Як бачимо на табл.2.4., на загальному наборі даних дуже малі коефіцієнти, що свідчить про незначну залежність між параметрами.

Таблиця 2.4

Таблиця кореляції для повного набору даних

	Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Ударна в'язкість	Межа плинності	Межа міцності	Видовження
Товщина зразка	1										
C	-0,130502751	1									
Mn	0,005886665	0,322203	1								
S	0,001779452	-0,05287	0,057959	1							
Cr	-0,101352678	0,066369	0,009953	-0,02261	1						
Ni	-0,023830328	-0,01648	0,061663	0,0714	0,237003	1					
Cu	0,060464399	-0,0542	-0,00717	0,000501	0,059118	0,309738	1				
Ударна в'язкість	0,183384092	-0,02594	0,025465	0,062648	-0,15585	-0,02712	-0,07509	1			
Межа плинності	-0,193457485	0,137249	0,120832	-0,02758	-0,00517	0,014314	-0,04451	-0,035374528	1		
Межа міцності	-0,165432113	0,160933	0,130542	-0,08258	0,022173	0,062761	-0,034	0,003247045	0,721032883	1	
Видовження	-0,215407776	0,04845	-0,05324	-0,08028	0,10882	-0,01665	-0,02643	-0,089351322	-0,163929466	-0,20175056	1

Побудувавши таблиці кореляції для окремих профілів, було визначено, що залежність між параметрами значно більша, ніж на загальному наборі даних. На основі цих результатів було прийнято рішення будувати модель, спираючись на дані про Швелери 16-го профілю. Таблицю кореляції для даної вибірки показано на табл.2.5.

Таблиця 2.5

Таблиця кореляції для даних про один профіль

	Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Межа плинності	Межа міцності	Видовження	Ударна в'язкість
Товщина зразка	1										
C	-0,15843834	1									
Mn	0,03786997	0,255031	1								
S	0,321415134	-0,22455	0,073216	1							
Cr	-0,232357527	0,0849	0,11181	-0,2208	1						
Ni	-0,161422396	0,013228	0,059977	-0,15737	0,158325	1					
Cu	-0,10038577	-0,0494	0,080017	-0,0546	-0,12809	0,516671	1				
Межа плинності	-0,179412416	0,22865	0,22485	-0,24589	0,111797	0,07189	0,032966	1			
Межа міцності	-0,297497541	0,220655	0,126304	-0,23653	0,196977	0,104998	0,080818	0,904854055	1		
Видовження	-0,05453773	0,15926	0,045064	-0,14456	0,02746	-0,06248	-0,07211	-0,356167158	-0,437026507	1	
Ударна в'язкість	0,272276356	-0,12316	-0,09569	0,156013	-0,33274	-0,14715	-0,15884	-0,15216064	-0,259807403	-0,035589941	1

Після проробленої роботи над даними можна приступати до побудови моделі для сертифікації готової прокатної продукції.

2.2 Ідентифікація механічних властивостей

У даному підрозділі буде побудовано математичні моделі для ідентифікації числових значень механічних властивостей на основі хімічного складу металу та товщини зразка із використанням як параметричних, так і непараметричних методів. Результати також будуть продемонстровані нижче

2.2.1 Параметричні методи

Метод найменших квадратів (МНК)

Далі будемо розглядати множину регресію як метод, що базується на методі найменших квадратів, так як маємо 7 вхідних параметрів.

Для побудови моделі даним методом були прийняті такі позначення:

C – кількість вуглецю в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

Mn - кількість марганцю в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

S - кількість сірки в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

Cr - кількість хрому в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

Ni - кількість нікелю в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

Cu - кількість міді в плавці (показання, отримані в результаті аналізу проб хімічною лабораторією);

Tol – товщина проби (показання, отримані в результаті безпосереднього виміру в механічній лабораторії);

a_1, a_2, \dots, a_n - ваговий коефіцієнт полінома.

U_1, U_2, U_3, U_4 - вихідні параметри (межа міцності, межа плинності, видовження та ударна в'язкість).

Застосовуємо даний метод, використовуючи MS Excel. Для цього визначаємо інтервали розкиду даних по y та по x . Будуємо графіки залежностей між кожним вхідним параметром та вихідним (рис.2.1 – 2.7). Розглянемо це на прикладі вихідного параметра *межа плинності*.

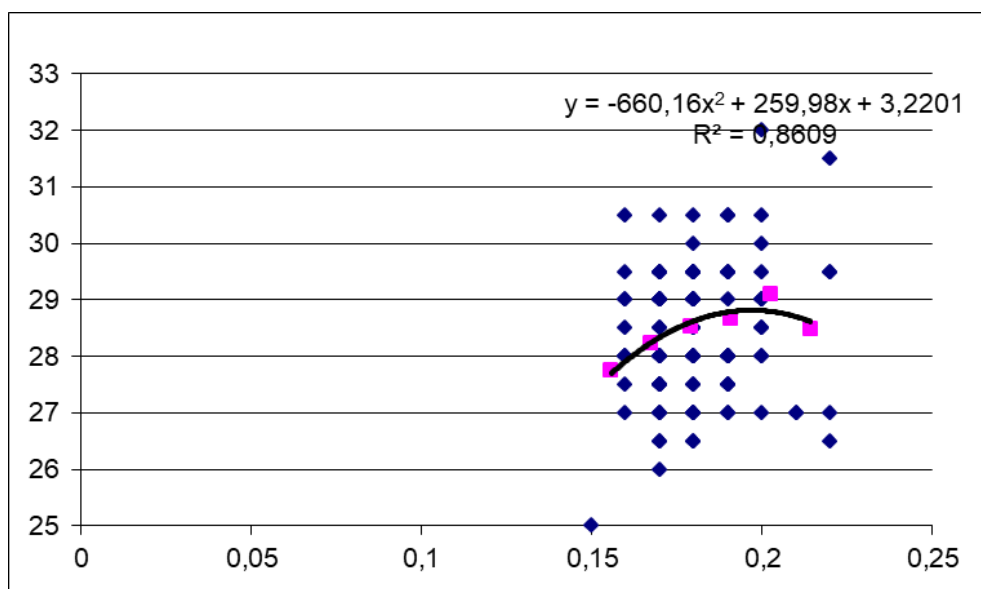


Рис.2.1. Графік залежності параметру C від вихідного параметру *meja plynnosti*

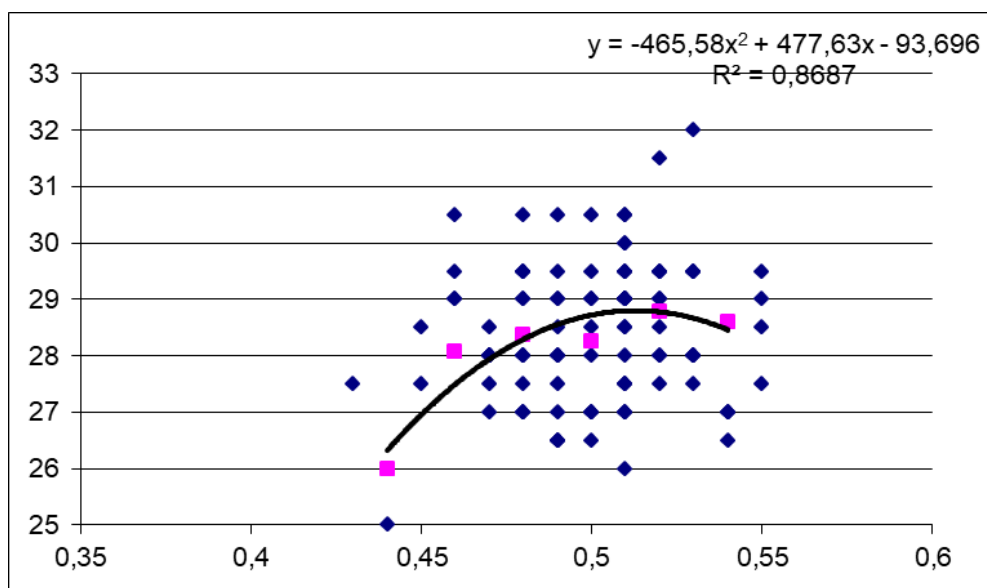


Рис.2.2. Графік залежності параметру Mn від вихідного параметру *meja plynnosti*

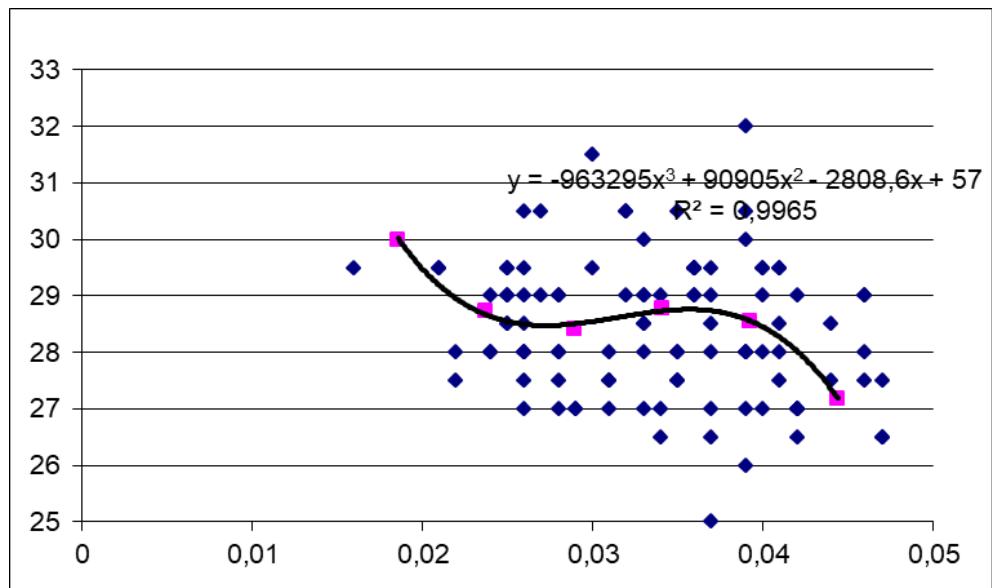


Рис.2.3. Графік залежності параметру S від вихідного параметру *межа плинності*

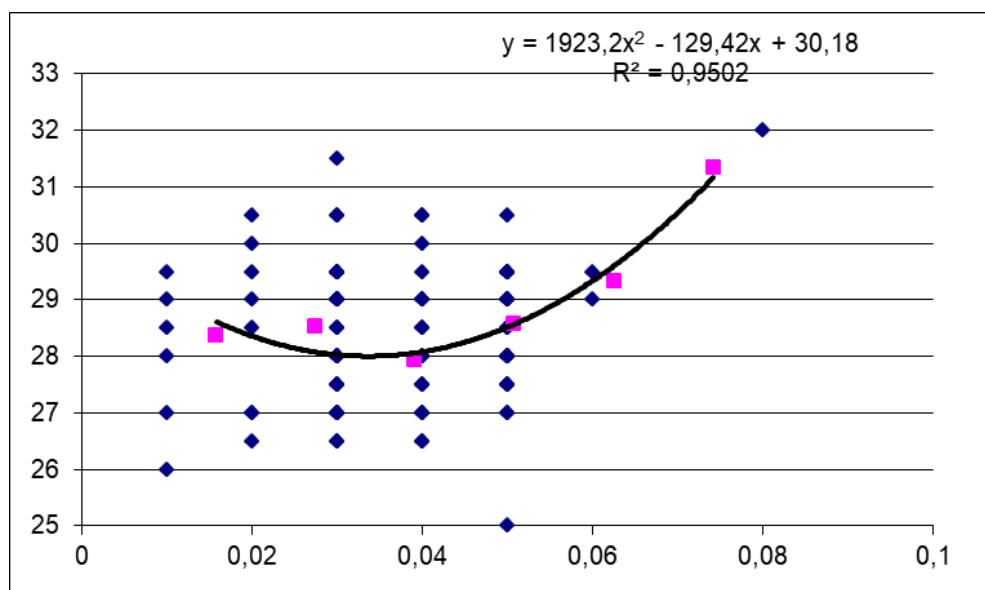


Рис.2.4. Графік залежності параметру Cr від вихідного параметру *межа плинності*

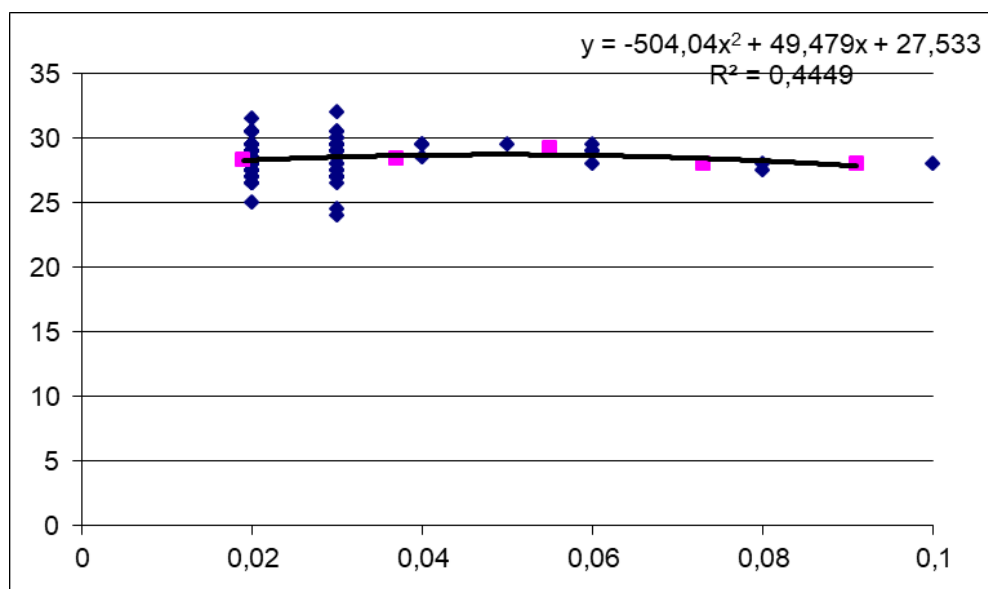


Рис.2.5. Графік залежності параметру N_i від вихідного параметру *meja plynnosti*

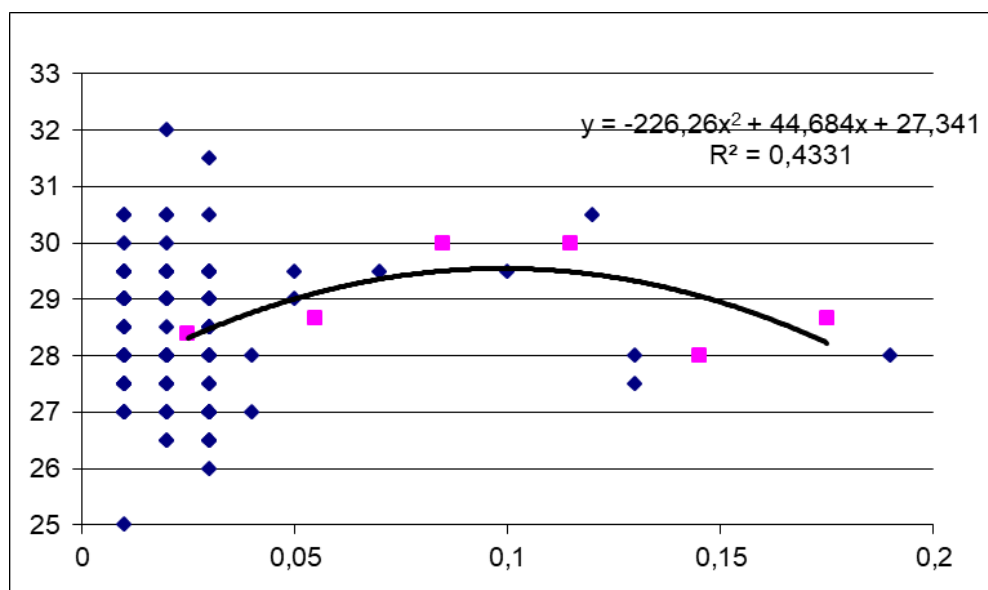


Рис.2.6. Графік залежності параметру S_i від вихідного параметру *meja plynnosti*

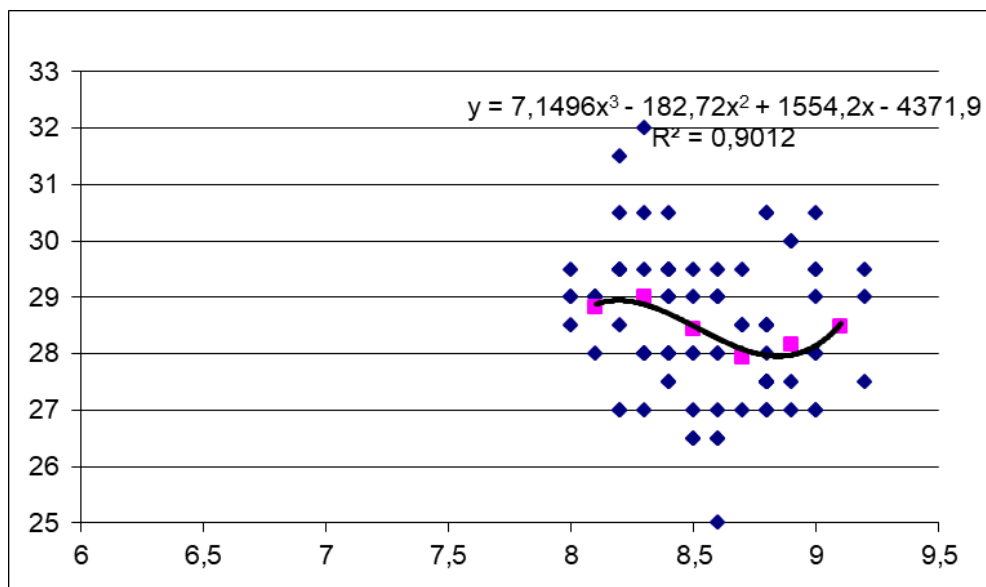


Рис.2.7. Графік залежності параметру *товщина зразка* від вихідного параметру *межа плинності*

Аналогічно будемо залежності для інших вихідних параметрів (межа міцності, видовження та ударна в'язкість).

Провівши розрахунки за алгоритмом, описаним в розділі 1 п.2.1.1. цієї роботи, отримуємо наступні результати для кожного вихідного параметру.

Поліном для межі плинності має наступний вигляд:

$$Y = a_1 \cdot C^2 + a_2 \cdot C + a_3 \cdot Mn^2 + a_4 \cdot Mn + a_5 \cdot Si^2 + a_6 \cdot Si + a_7 \cdot S^3 + a_8 \cdot S^2 + a_9 \cdot S + a_{10} \cdot P^2 + a_{11} \cdot P + a_{12} \cdot Cr^2 + a_{13} \cdot Cr + a_{14} \cdot Ni^2 + a_{15} \cdot Ni + a_{16} \cdot Cu^2 + a_{17} \cdot Cu + a_{18} \cdot Tol^2 + a_{19} \cdot Tol + a_{20}$$

Отримані значення коефіцієнтів рівняння наведені в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6

Значення коефіцієнтів рівняння для межі плинності

a1=	-97,52	a11=	51,49
a2=	44,08	a12=	1060,14
a3=	-455,78	a13=	-86,56
a4=	462,95	a14=	-578,51
a5=	765,53	a15=	47,57
a6=	-93,11	a16=	65,60
a7=	-132762,88	a17=	-9,47
a8=	11225,27	a18=	2,10
a9=	-344,29	a19=	-36,24
a10=	-401,83	a20=	70,04

Поліном для межі міцності:

$$Y = a_1 \cdot C^2 + a_2 \cdot C + a_3 \cdot Mn^2 + a_4 \cdot Mn + a_5 \cdot Si^3 + a_6 \cdot Si^2 + a_7 \cdot Si + a_8 \cdot S^3 + a_9 \cdot S^2 + a_{10} \cdot S + a_{11} \cdot P + a_{12} \cdot Cr^2 + a_{13} \cdot Cr + a_{14} \cdot Ni^2 + a_{15} \cdot Ni + a_{16} \cdot Cu^2 + a_{17} \cdot Cu + a_{18} \cdot Tol^2 + a_{19} \cdot Tol + a_{20}$$

Отримані значення коефіцієнтів рівняння наведені в таблиці 2.7.

Таблиця 2.7

Значення коефіцієнтів рівняння для межі міцності

a1=	-109,15	a11=	74,74
a2=	52,69	a12=	2313,65
a3=	-601,12	a13=	-167,81
a4=	596,44	a14=	-1451,38
a5=	17549,85	a15=	117,54
a6=	-2668,57	a16=	197,15
a7=	123,65	a17=	-22,44
a8=	-333854,47	a18=	3,58
a9=	30711,33	a19=	-62,53
a10=	-959,37	a20=	169,85

Поліном для такого вихідного параметру, як *видовження*:

$$Y = a_1 \cdot C + a_2 \cdot Mn^3 + a_3 \cdot Mn^2 + a_4 \cdot Mn + a_5 \cdot Si^2 + a_6 \cdot Si + a_7 \cdot S^2 + a_8 \cdot S + a_9 \cdot P^2 + a_{10} \cdot P + a_{11} \cdot Cr^2 + a_{12} \cdot Cr + a_{13} \cdot Ni^2 + a_{14} \cdot Ni + a_{15} \cdot Cu + a_{16} \cdot Tol^2 + a_{17} \cdot Tol + a_{18}$$

Отримані значення коефіцієнтів рівняння наведені в таблиці 2.8.

Таблиця 2.8

Значення коефіцієнтів рівняння для видовження

a1=	18,27	a10=	113,80
a2=	6783,38	a11=	-1142,24
a3=	-9533,26	a12=	74,36
a4=	4438,42	a13=	45,68
a5=	-379,70	a14=	-24,25
a6=	72,38	a15=	-2,09
a7=	-801,57	a16=	-3,91
a8=	46,85	a17=	66,59
a9=	-2728,54	a18=	-939,70

Поліном для такої ідентифікації ударної в'язкості:

$$Y = a_1 \cdot C + a_2 \cdot Mn^3 + a_3 \cdot Mn^2 + a_4 \cdot Mn + a_5 \cdot Si^2 + a_6 \cdot Si + a_7 \cdot S^2 + a_8 \cdot S + a_9 \cdot P + a_{10} \cdot Cr + a_{11} \cdot Ni^2 + a_{12} \cdot Ni + a_{13} \cdot Cu^3 + a_{14} \cdot Cu^2 + a_{15} \cdot Cu + a_{16} \cdot Tol^3 + a_{17} \cdot Tol^2 + a_{18} \cdot Tol + a_{19}$$

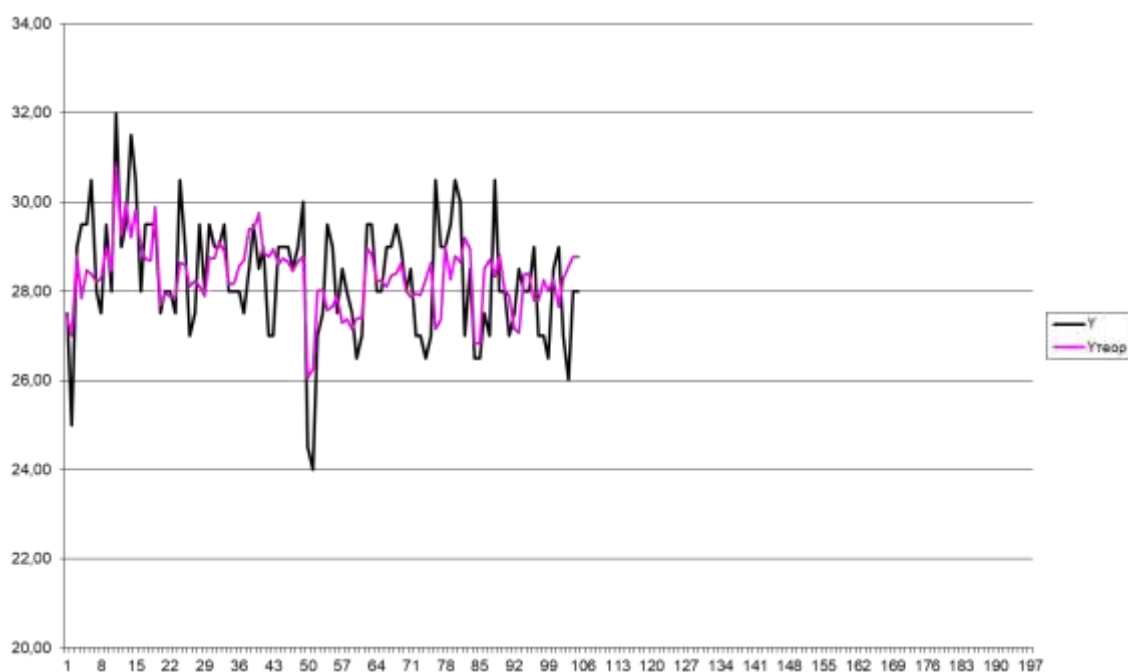
Отримані значення коефіцієнтів рівняння наведені в таблиці 2.9.

Таблиця 2.9

Значення коефіцієнтів рівняння для ударної в'язкості

a1=	-3,45	a11=	-102,43
a2=	-641,44	a12=	6,87
a3=	997,57	a13=	635,48
a4=	-516,77	a14=	-121,88
a5=	-454,19	a15=	2,86
a6=	50,55	a16=	-2,03
a7=	-1150,76	a17=	52,37
a8=	78,23	a18=	-448,79
a9=	-7,22	a19=	1380,38
a10=	-3,94		

Отримавши поліноми, порівняємо прогнозовані значення з істинними. Для цього побудуємо графіки (рис.2.8 – 2.11).

Рис.2.8. Порівняльний рафік теоретичних значень *межі плинності* та реальних

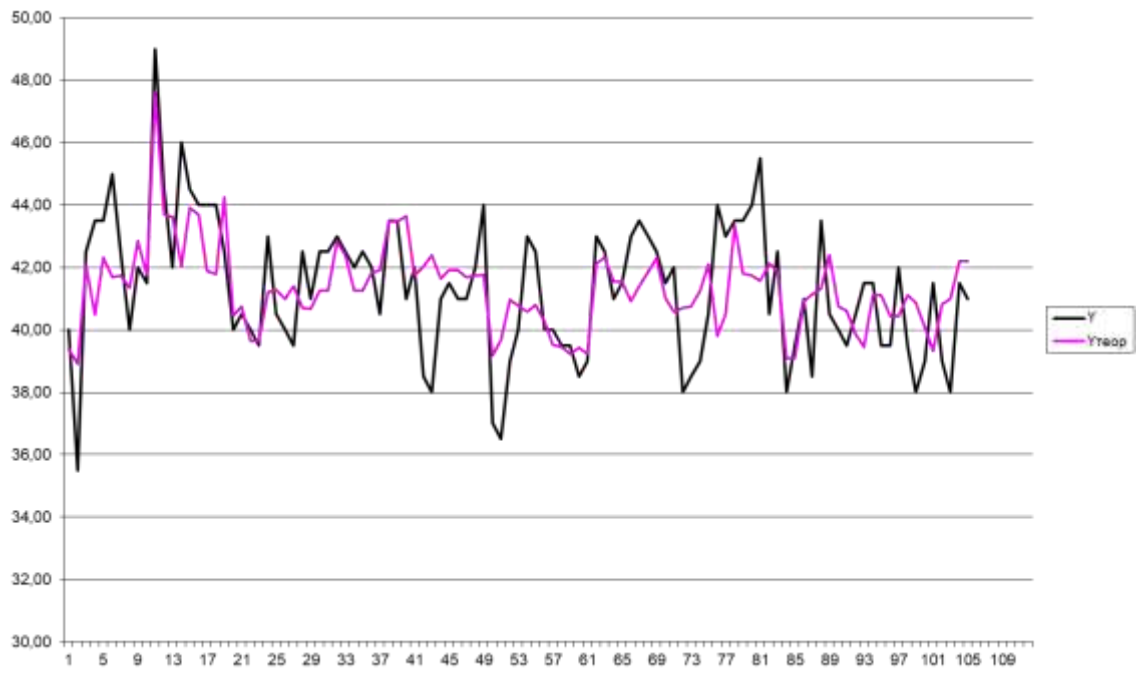


Рис.2.9. Порівняльний рафік теоретичних значень *межі міцності* та реальних

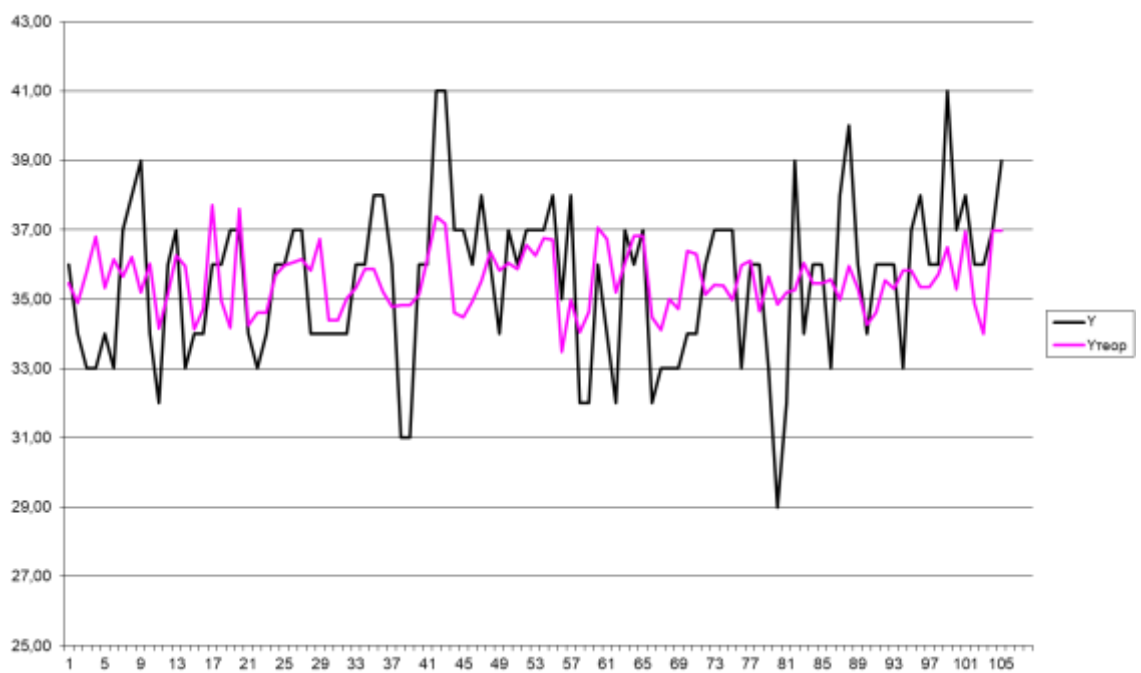


Рис.2.10. Порівняльний рафік теоретичних значень *видовження* та реальних

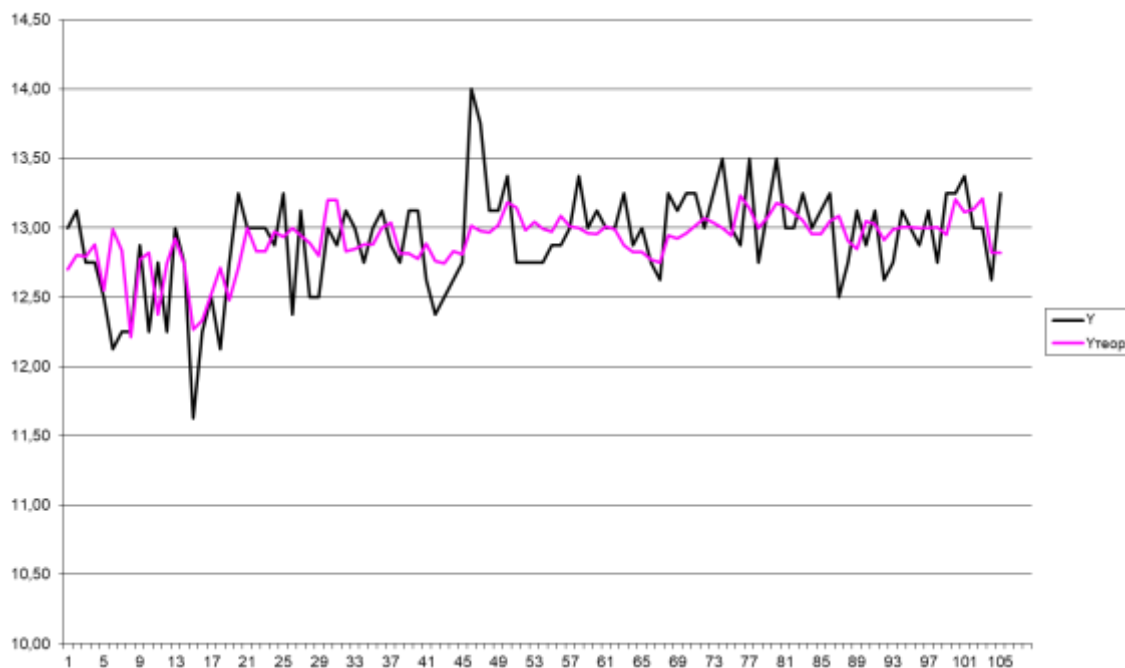


Рис.2.11. Порівняльний рафік теоретичних значень *видовження* та реальних

Розрахуємо середньоквадратичну похибку для ідентифікованих значень кожного вихідного параметру. Було визначено, що середньоквадратична похибка ідентифікації межі плинності складає 1.1079, межі міцності – 0.7466, видовження – 0.7129, а ударної в'язкості – 0.0842.

Метод групового урахування аргументів (МГУА)

Однією з переваг МГУА є те, що цей метод добре працює і на невеликих обсягах даних. Таким чином, наші дані про один профіль потенційно мають бути достатніми для даного методу.

Для методу групового урахування аргументів визначимо наші змінні. Нехай x_1 – це вміст С у сплаві, x_2 – вміст Mn, x_3 – вміст S, x_4 – товщина зразка, x_5 – вміст Cr, x_6 – вміст Ni, x_7 – вміст Cu. Це були вхідні параметри для моделі. Вихідний параметр y_1 – межа міцності.

За допомогою методу групового урахування аргументів знаходимо значення функцій. Проміжні результати зображено на рис.2.12 (26 із 77 функцій).

вихідні дані *10E-5

1-a fi(2 4):	-0.00017	119.06295	5.53180	-15.55619
2-a fi(1 4):	0.00006	338.60548	5.49338	-44.02523
3-a fi(3 4):	-0.00454	1768.87151	5.12670	-218.25849
4-a fi(4 7):	-0.00378	5.00914	1773.23354	-215.09288
5-a fi(4 5):	-0.00646	5.14842	2194.80952	-272.19622
6-a fi(2 7):	-0.00429	85.10975	1547.19110	-3179.35793
7-a fi(3 5):	-0.09329	1275.33498	1607.17013	-49406.69109
8-a fi(8 12):	-0.00014	1.27839	-0.19217	-0.00208
9-a fi(8 10):	-0.00013	1.16897	-0.13101	-0.00092
10-a fi(8 11):	-0.00014	0.87456	0.10458	0.00050
11-a fi(9 12):	-0.00017	1.22642	-0.14186	-0.00204
12-a fi(8 13):	-0.00002	1.22634	0.00607	-0.00561
13-a fi(9 10):	-0.00012	1.12485	-0.09245	-0.00078
14-a fi(8 14):	-0.00016	1.17974	-0.01067	-0.00409
15-a fi(15 16):	-0.00013	0.81513	0.17764	0.00017
16-a fi(15 17):	-0.00014	0.81177	0.17952	0.00021
17-a fi(15 19):	-0.00013	0.70114	0.28239	0.00040
18-a fi(16 17):	-0.00015	0.57322	0.41722	0.00023
19-a fi(16 19):	-0.00014	0.41676	0.56785	0.00037
20-a fi(18 21):	-0.00015	0.50582	0.37705	0.00283
21-a fi(17 19):	-0.00014	0.34656	0.63742	0.00039
22-a fi(22 25):	-0.00014	0.94823	0.04968	0.00005
23-a fi(22 23):	-0.00013	0.34878	0.65111	0.00000
24-a fi(23 25):	-0.00014	0.96055	0.03801	0.00003
25-a fi(22 26):	-0.00014	0.82056	0.17365	0.00014
26-a fi(22 28):	-0.00014	0.79295	0.19963	0.00018

Рис.2.12.Розраховані проміжні функції для побудови поліному

Було визначено, що функція досягає своїх оптимальних значень на 8-му кроці, і прогнозоване значення дорівнює 40.99, тоді як істинне значення – 41.5.

На основі отриманих результатів будуємо поліном і отримуємо наступну функціональну залежність:

$$\begin{aligned}
 &0,0009 - 421,776x_5 + 6,083x_4 + 27,054x_4x_5 - 0,059x_4^2 + 3,132x_4^2x_5 \\
 &+152,21x_2 - 543,547x_2x_5 - 21,162x_2x_4 + 138,427x_2x_4x_5 + 0,167x_2x_4^2 \\
 &\quad -8,807x_2x_4^2x_5
 \end{aligned}$$

Розрахуємо прогнозовані значення межі міцності та порівняємо їх з реальними. Для наочності було побудовано графік (рис.2.13).



Рис.2.13. Порівняння прогнозованих значень МГУА межі міцності з істинними
Середньоквадратична похибка даної ідентифікації межі міцності складає 1.8243.

Проведемо ті ж самі дії для y_2 – межа плинності, y_3 – видовження, y_4 – ударна в'язкість.

Поліном для такого вихідного параметру, як межа плинності буде мати вигляд:

$$-0,006 + 1072,23x_6 + 58,565x_2 - 2242,8x_2x_6$$

Поліном для вихідного параметру видовження:

$$\begin{aligned} & -28,994x_5 - 0,057x_4 + 8,925x_4x_5 + 0,025x_4^2 - 0,669x_4^2x_5 - \\ & 539,487x_3 + 173,455x_3x_4 - 37,892x_2 + 12,183x_2x_4 + 1160,03x_2x_3 - \\ & 372,972x_2x_3x_4 + 3,592x_1 + 234,289x_1x_5 + 0,666x_1x_4 - 58,857x_1x_4x_5 - \\ & 0,135x_1x_4^2 + 3,694x_1x_4^2x_5 + 7827,51x_1x_3 - 958,475x_1x_3x_4 + \\ & 549,78x_1x_2 - 67,32x_1x_2x_4 - 16831,1x_1x_2x_3 + 2060,96x_1x_2x_3x_4 \end{aligned}$$

Поліном для вихідного параметру ударна в'язкість:

$$\begin{aligned}
 &155,701x_6 + 1,159x_4 - 9,153x_4x_6 + 0,044x_4^2 - 1,234x_4^2x_6 + 11,922x_2 \\
 &+ 9,933x_2x_6 - 0,544x_2x_4 - 18,151x_2x_4x_6 - 0,075x_2x_4^2 \\
 &+ 2,085x_2x_4^2x_6 + 2,777x_2^2 - 0,344x_2^2x_4 + 16,172x_1 - 370,912x_1x_6 \\
 &- 1,05x_1x_4 + 45,676x_1x_4x_6 - 24,468x_1x_2 + 747,516x_1x_2x_6 \\
 &+ 1,109x_1x_2x_4 - 92,053x_1x_2x_4x_6 - 16,373x_1x_1^2 + 2,027x_1x_2^2x_4
 \end{aligned}$$



Рис.2.14. Порівняння прогнозованих значень МГУА межі плинності з істинними



Рис.2.15. Порівняння прогнозованих значень МГУА видовження з істинними



Рис.2.16. Порівняння прогнозованих значень МГУА ударної в'язкості з істинними

Середньоквадратична похибка ідентифікації межі плинності складає 1.2674, видовження – 2.4872, а ударної в'язкості – 0.3023.

2.2.2 Непараметричні методи

Класичні нейронні мережі

Розробимо код на Python з використанням нейронної мережі, а саме MLPRegressor. Дана програма буде здійснювати багатовихідну регресію для прогнозування чотирьох вихідних параметрів (межу міцності, межу плинності, видовження та ударну в'язкість) на основі набору вхідних параметрів (товщина зразка, вміст C, Mn, S, Cr, Ni, Cu), узятих з даних про Швелер 16.

Опишемо програмний код (Додаток Г) поетапно. Спочатку імпортуються бібліотеки *pandas* для роботи з даними, а також модулі з *sklearn* для моделювання та оцінки якості моделі. Після цього відбувається зчитування даних з CSV файлу в DataFrame за допомогою *pandas*.

Далі визначаються предиктори (*predictors*) та вихідні параметри (*outcomes*) як відповідні колонки DataFrame. Після цього дані розділяються на тренувальну та тестову вибірки, де тренувальні дані використовуються для навчання моделі, а тестові - для оцінки її якості.

Наступний крок - створення екземпляру MLPRegressor з визначеними параметрами. Модель тренується на тренувальних даних, використовуючи визначені предиктори та вихідні параметри.

Далі модель робить прогнози на основі тестових даних, після чого ці прогнози порівнюються з фактичними значеннями для оцінки якості моделі – для кожного вихідного параметра розраховуються метрики якості моделі, такі як середньоквадратична помилка (MSE) та коефіцієнт детермінації (R^2), а також виконується крос-валідація для оцінки стабільності моделі.

Задля прогнозу для нових даних створюється новий набір, і далі модель використовує цей набір даних для прогнозування вихідних параметрів. Прогнозовані значення для нових даних виводяться для кожного параметра, що дозволяє оцінити очікувані характеристики для нових зразків.

Продемонструємо отримані результати:

```
Результати для Межа міцності:  
Mean Squared Error на тестовій вибірці: 10.22312956653483  
R^2 на тестовій вибірці: -1.4254162672680497  
Крос-валідація (R^2): -1.5450538022115357  
  
Результати для Межа плинності:  
Mean Squared Error на тестовій вибірці: 4.777440294408205  
R^2 на тестовій вибірці: -1.8973694507866479  
Крос-валідація (R^2): -1.3118177384276404  
  
Результати для Видовження:  
Mean Squared Error на тестовій вибірці: 6.59266144725191  
R^2 на тестовій вибірці: -0.31269807578024733  
Крос-валідація (R^2): -0.5163390141741565  
  
Результати для Ударна в'язкість:  
Mean Squared Error на тестовій вибірці: 0.24951185559399694  
R^2 на тестовій вибірці: -0.8252327765867595  
Крос-валідація (R^2): -1.237803688593958
```

Рис.2.17.Розраховані метрики якості моделі

```

Сплав 1:
Прогнозована Межа міцності: 39.29
Прогнозована Межа плинності: 26.86
Прогнозована Видовження: 33.77
Прогнозована Ударна в'язкість: 12.24
Сплав 2:
Прогнозована Межа міцності: 40.31
Прогнозована Межа плинності: 27.59
Прогнозована Видовження: 34.68
Прогнозована Ударна в'язкість: 12.56
Сплав 3:
Прогнозована Межа міцності: 42.92
Прогнозована Межа плинності: 29.37
Прогнозована Видовження: 36.95
Прогнозована Ударна в'язкість: 13.47

```

Рис.2.18.Прогнозовані механічні властивості для 3х сплавів

Anfis у MatLab

Будемо розглядати залежність однієї з чотирьох змінних u_1, u_2, u_3, u_4 (вихідні параметри) від 7-ох змінних $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ (вхідні параметри).

Серед наших вихідних параметрів будуть такі механічні властивості, як межа плинності, межа міцності, видовження та ударна в'язкість, а серед вхідних – вміст C, Mn, S, Cr, Ni, Cu, а також товщина зразка. Тренування та тестування проводиться на основі даних про Швелер 16.

Відкриємо додаток Fuzzy Logic у MatLab та визначимо кількість вхідних та вихідних параметрів. Вихідний параметр у нас буде тільки один, тож випробування будемо робити 4 рази для кожної з механічних властивостей.

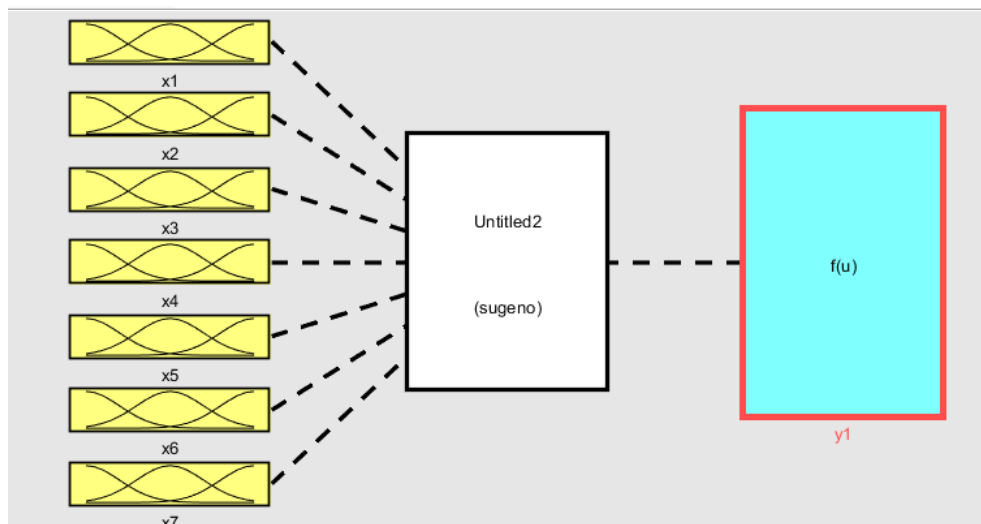


Рис.2.19. Синтезована система з 7 вхідними та 1 вихідним параметрами

Далі відкриваємо Anfis-редактор, де створимо та навчимо нечітку систему типу Сугено. Завантажимо тренувальну та тестову вибірку даних. Задля цього дані про Швелер 16 були поділені у співвідношенні 70% на 30% і завантажені до редактору як тренувальні та тестувальні дані відповідно.

У блоці генерації нечіткої системи (Generate FIS) оберемо метод ґратчастого розбиття Grid partition, згідно з яким функції приналежності нечітких термів рівномірно розподіляються всередині діапазону варіювання даних.

Створена таким чином база знань містить всі можливі варіанти правил. Коефіцієнти в висновках правил приймаються рівними нулю. У вікні генерації нечіткої системи необхідно вказати кількість і тип функцій належності вхідних і вихідних змінних (рис.2.20). Для нашої задачі протестуємо 3 наступні функції належності вхідних змінних: trimf, trapezmf та gaussmf. Для вихідної змінної обираємо функцію linear.

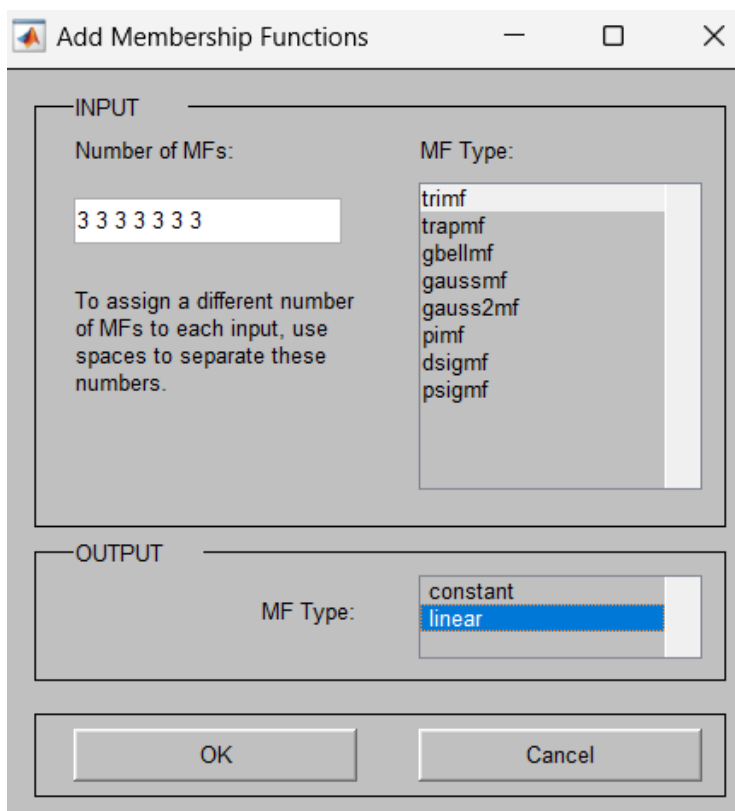


Рис.2.20. Вибір кількості та типу функцій належності

У блоці навчання (Train FIS) обираємо гібридний метод навчання, який об'єднує метод зворотного поширення помилки і метод найменших квадратів. Точність навчання встановимо 0, а кількість ітерацій навчання зазначаємо 3. Динаміка навчання даних про Швелер 16 з першим вихідним параметром (межа міцності) показана на рис. 2.21: вісь абсцис відповідає ітераціям алгоритму навчання, вісь ординат - значень середньої квадратичної помилки.

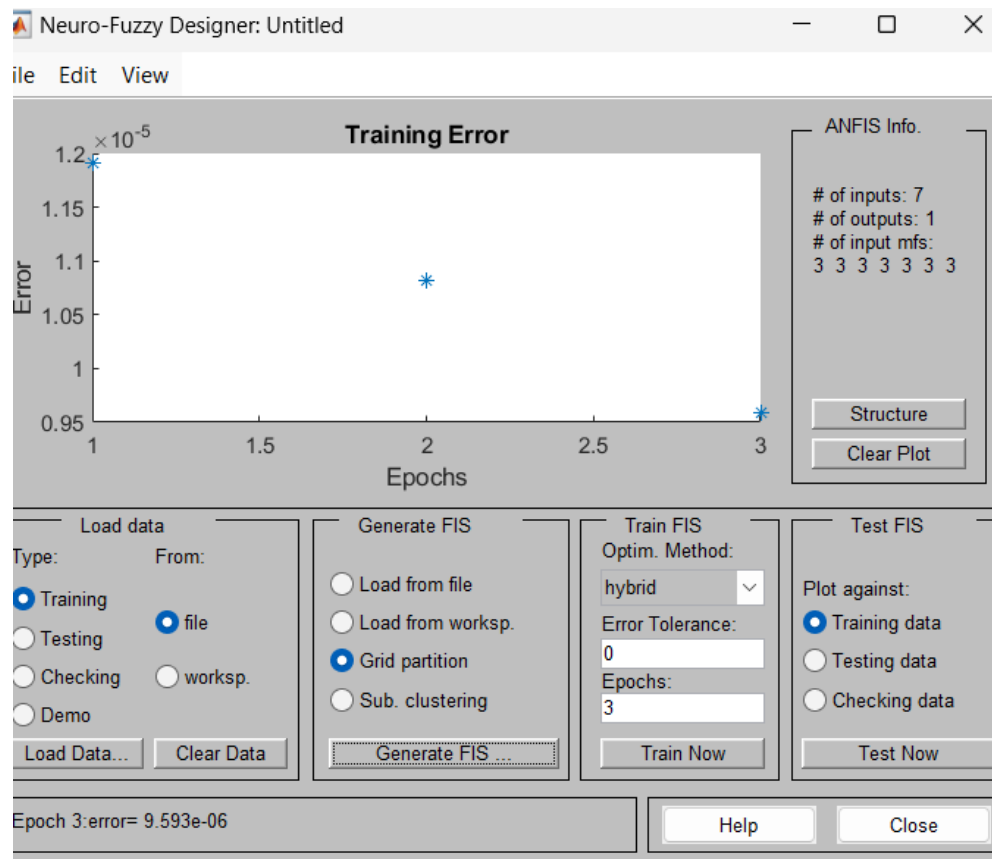


Рис.2.21. Навчання даних з вихідним параметром *межа міцності* та функцією належності вхідних змінних *trimf*

```

Start training ANFIS ...

1    1.08181e-05
2    9.59297e-06

Designated epoch number reached. ANFIS training completed at epoch 2.

Minimal training RMSE = 9.59297e-06

```

Рис.2.22. Результат навчання даних з вихідним параметром *межа міцності* та функцією належності вхідних змінних *trimf*

Перевіряємо модель на тестовій вибірці в блоці тестування нечіткої системи. Результати тестування показано на рис.2.23. Експериментальні дані показані точками, а результати моделювання – зірочками. Помилка на тестовій вибірці для даного прикладу склала 9.7121.

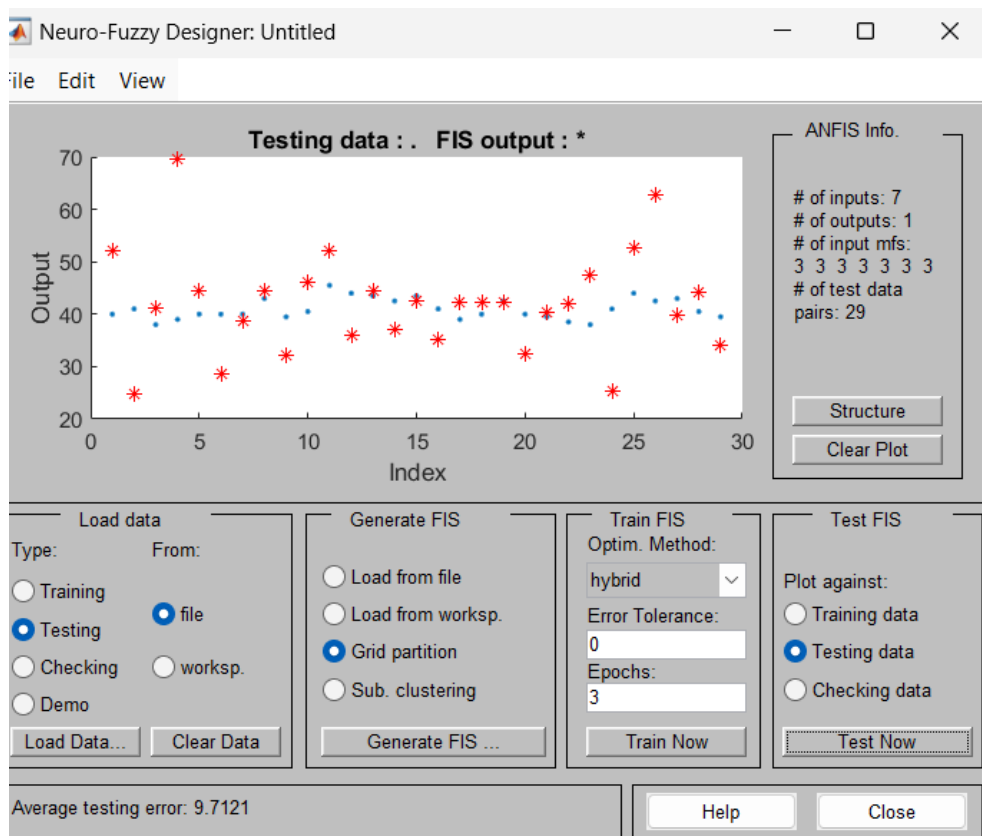


Рис.2.23. Тестування даних з вихідним параметром *межа міцності* та функцією належності вхідних змінних *trimf*

Однак, у вікні MatLab отримуємо попереджувальне повідомлення про недостатню кількість даних.

Warning: Number of training data is smaller than number of modifiable parameters.

Рис.2.24. Попередження від MatLab

Проведемо ті ж самі випробування для даних з іншими вихідними параметрами (межа плинності, ударна в'язкість та видовження). Отримуємо наступні результати.

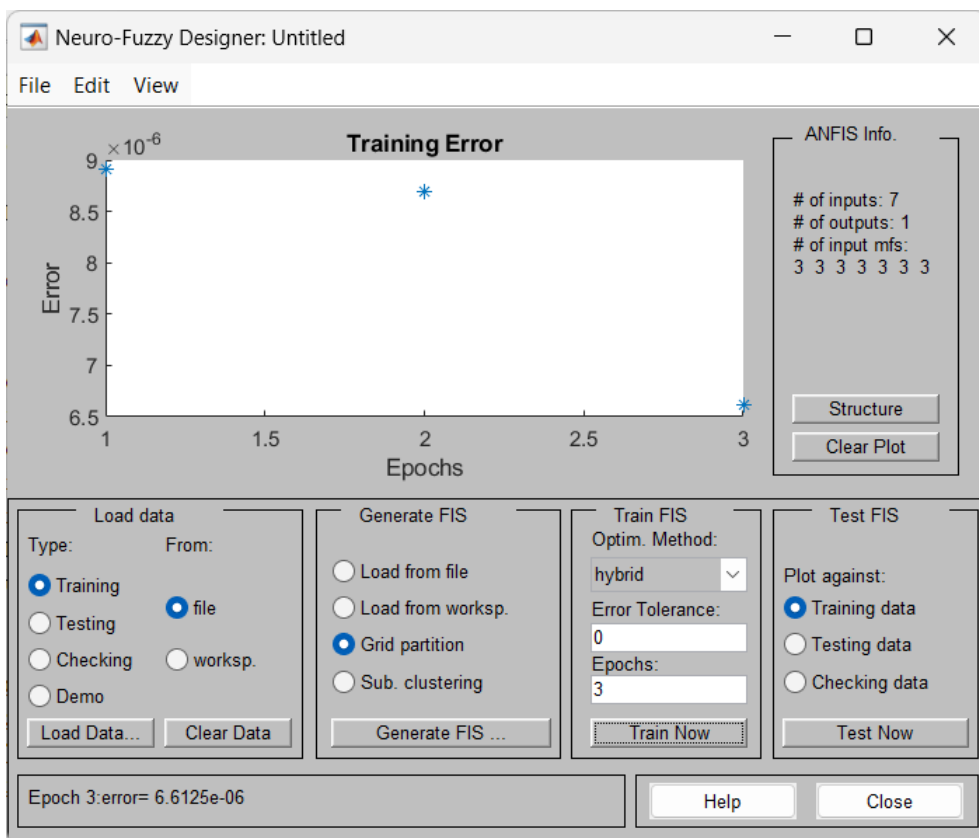


Рис.2.25. Навчання даних з вихідним параметром *межа плинності*

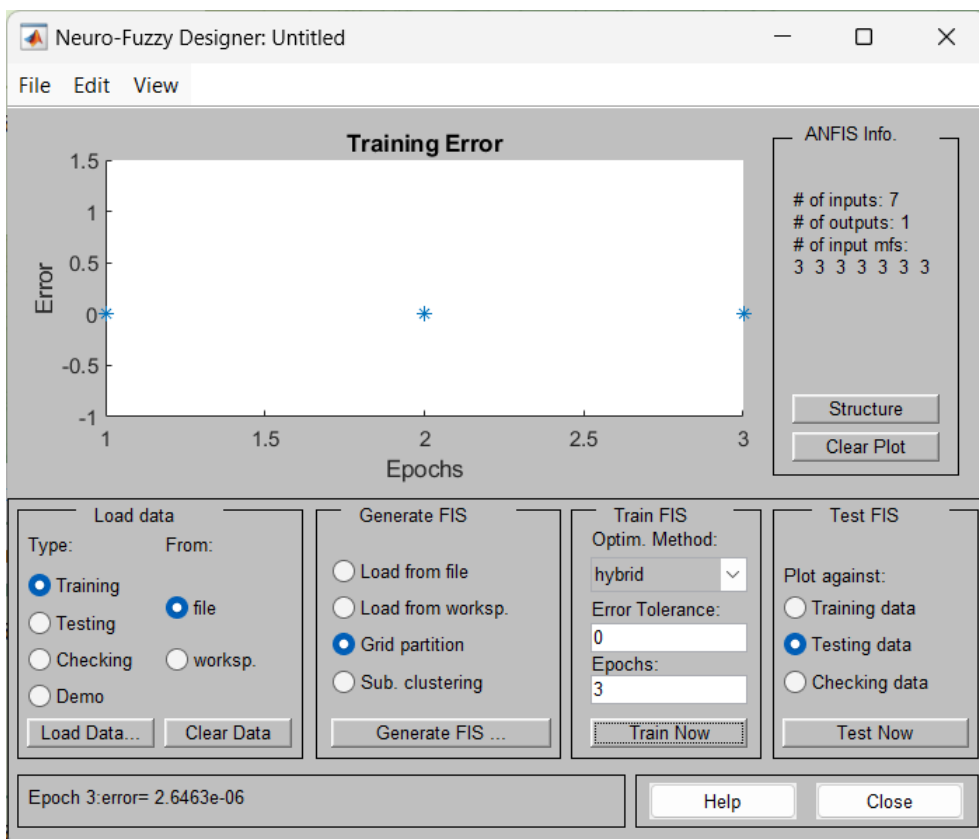


Рис.2.26. Навчання даних з вихідним параметром *ударна в'язкість*

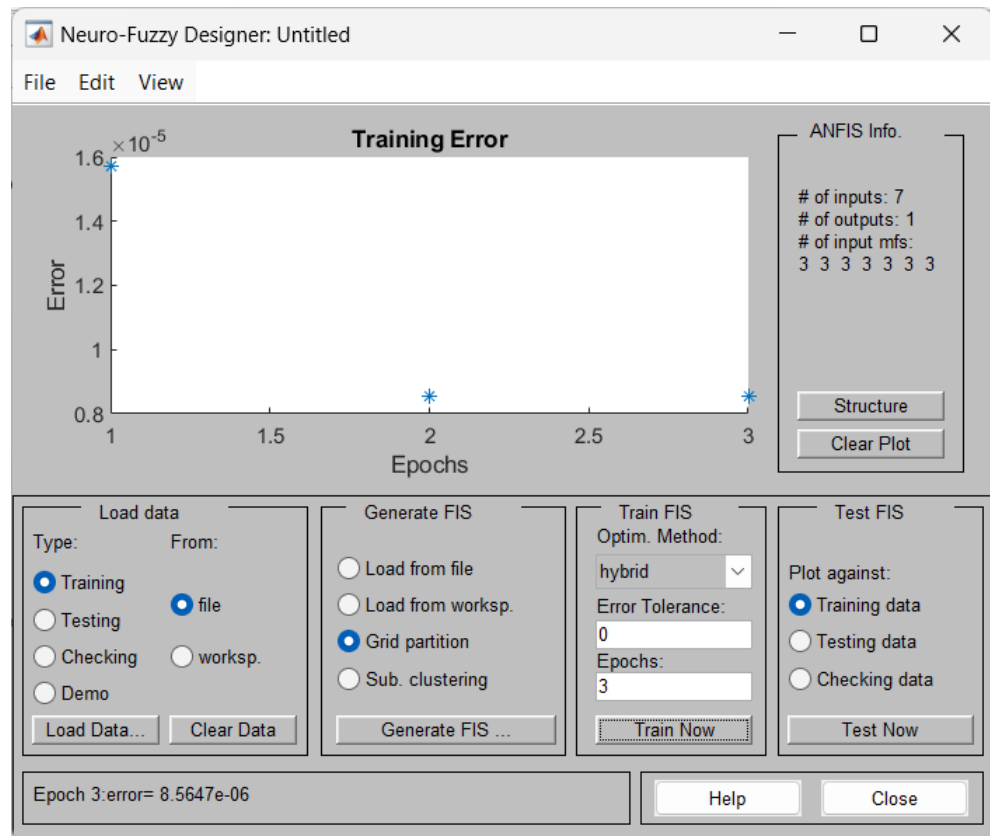


Рис.2.27. Навчання даних з вихідним параметром *видовження*

```
Start training ANFIS ...
```

```
1    6.61253e-06
2    5.35622e-06
```

```
Designated epoch number reached. ANFIS training completed at epoch 2.
```

```
Minimal training RMSE = 5.35622e-06
```

Рис.2.28. Результат навчання даних з вихідним параметром *межа плинності*

```
Start training ANFIS ...
```

```
1    2.64633e-06
2    8.04251e-06
```

```
Designated epoch number reached. ANFIS training completed at epoch 2.
```

Рис.2.29. Результат навчання даних з вихідним параметром *ударна в'язкість*


```

Start training ANFIS ...

1      8.5647e-06
2      NaN

Designated epoch number reached. ANFIS training completed at epoch 2.

Minimal training RMSE = 8.5647e-06

```

Рис.2.30. Результат навчання даних з вихідним параметром *видовження*

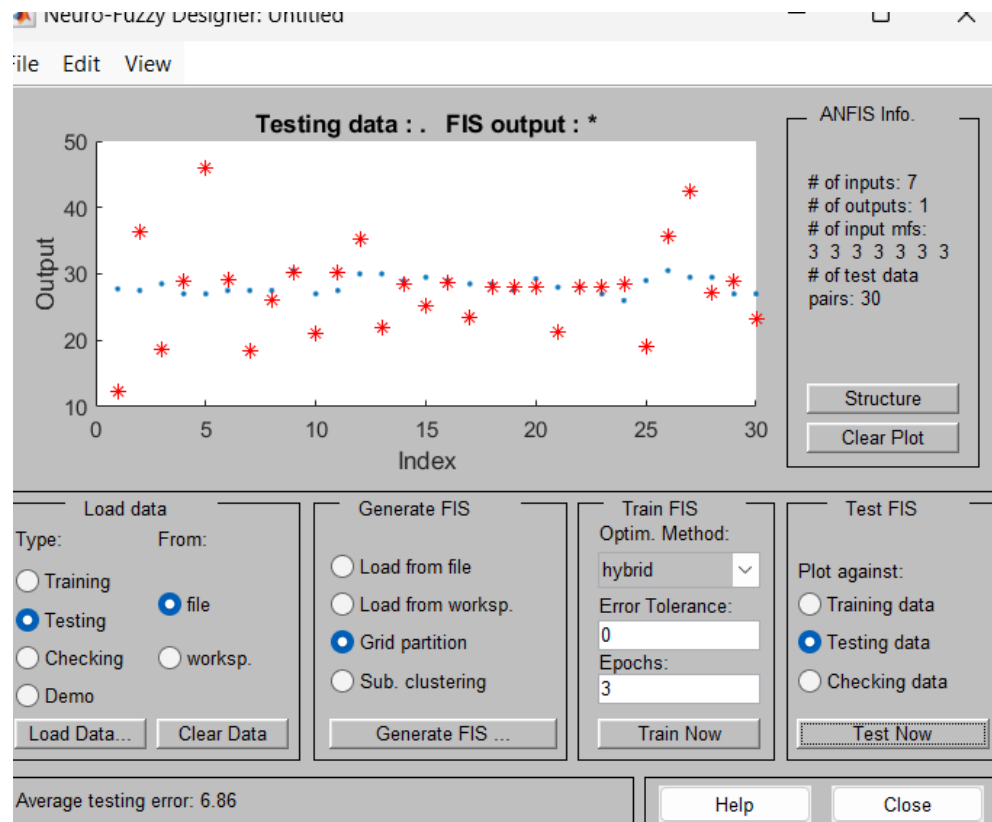
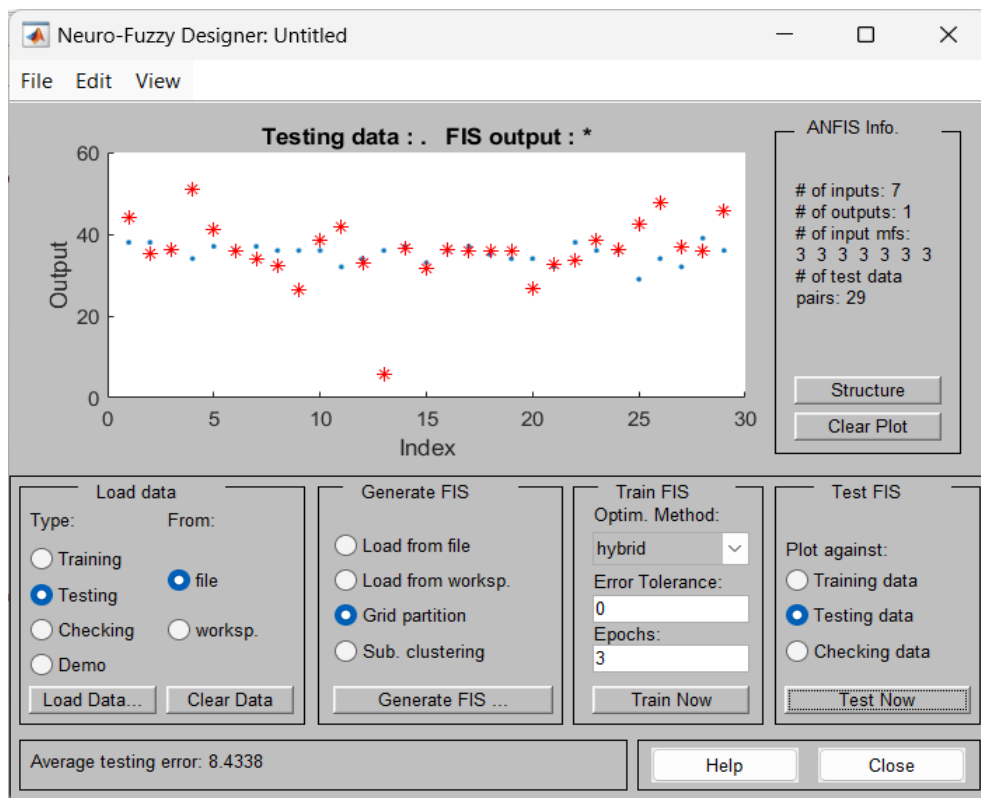


Рис.2.31. Тестування даних з вихідним параметром *межа плинності*

Рис.2.32. Тестування даних з вихідним параметром *ударна в'язкість*Рис.2.33. Тестування даних з вихідним параметром *видовження*

Помилка на тестовій вибірці для даних з вихідним параметром *межа плинності* склала 6.86.

Помилка на тестовій вибірці для даних з вихідним параметром *ударна в'язкість* склала 2.8046.

Помилка на тестовій вибірці для даних з вихідним параметром *видовження* склала 8.4338.

Переглянемо структуру побудованої нейронечіткої мережі.

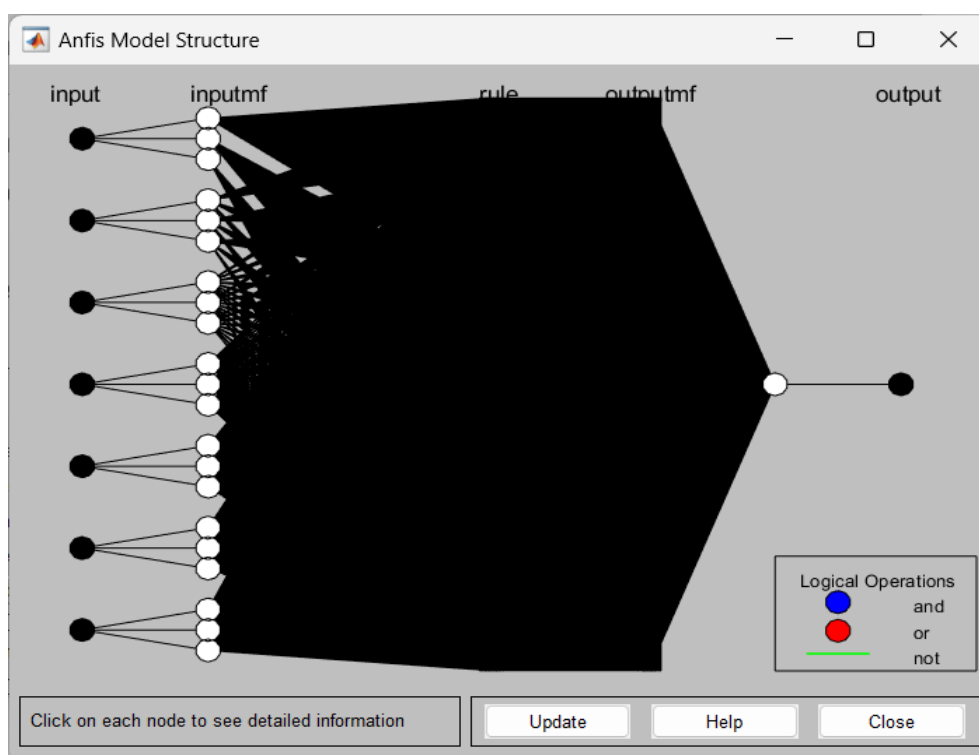


Рис.2.34. Архітектура синтезованої нейронечіткої мережі

Слід зазначити, що для всіх моделей було отримане попереджувальне повідомлення про недостатню кількість даних, яке було продемонстровано вище. Таким чином дану нейронечітку мережу не можна назвати достовірною.

2.3 Аналіз отриманих результатів

Множинна регресія

Для аналізу отриманих результатів методом множинної регресії на основі МНК порівнюємо середньоквадратичні похибки прогнозів. Результати зображено в таблиці 2.10.

Таблиця 2.10

Значення середньоквадратичних похибок прогнозу кожного вихідного параметру, отриманих методом множинної регресії

Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
0.7466	1.1079	0.7129	0.0842

Проаналізувавши результати, можна зробити висновок, що найточніша ідентифікація відбувається за параметром *ударна в'язкість*.

Метод групового урахування аргументів (МГУА)

Для аналізу отриманих результатів методом групового урахування аргументів порівнюємо середньоквадратичні похибки прогнозів. Результати зображено в таблиці 2.11.

Таблиця 2.11

Значення середньоквадратичних похибок прогнозу кожного вихідного параметру, отриманих МГУА

Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
1.8243	1.2674	2.4872	0.3023

Проаналізувавши результати, можна зробити висновок, що найточніша ідентифікація відбувається за параметром *ударна в'язкість*, тоді як середня похибка видовження є найбільшою. Звертаючи увагу на порівняльні графіки (рис.2.13 – 2.16), бачимо, що прогнозовані значення видовження дійсно неточні.

Класичні нейронні мережі

Програма, результати якої були продемонстровані в минулому підрозділі, прогнозувала механічні властивості на основі заданих вхідних параметрів. Ці

параметри були взяті з існуючих даних задля того, щоб можна було порівняти реальні дані з прогнозованими значеннями.

Таблиця 2.12

Початкові дані, узяті для програмного коду

Товщина зразка	C	Mn	S	Cr	Ni	Cu	Межа плинності	Межа міцності	Видовження	Ударна в'язкість
8,1	0,17	0,49	0,036	0,03	0,03	0,05	29	42,5	33	13,125
8,3	0,21	0,54	0,029	0,05	0,03	0,01	27	38,5	41	12,375
9	0,16	0,48	0,04	0,03	0,03	0,04	28	40	34	12,875

```
'Товщина зразка': [8.1, 8.3, 9],
'C': [0.17, 0.21, 0.16],
'Mn': [0.49, 0.54, 0.48],
'S': [0.036, 0.029, 0.04],
'Cr': [0.03, 0.05, 0.03],
'Ni': [0.03, 0.03, 0.03],
'Cu': [0.05, 0.01, 0.04]
```

Рис.2.35. Задані вхідні параметри в програмі

Відповідно до результатів, продемонстрованих в минулому підрозділі, межа міцності, межа плинності, видовження та ударна в'язкість для першого сплаву склали 39.29, 26.86, 33.77 та 12.24 відповідно, тоді як реальні значення дорівнювали 42.5, 29, 33 та 13.125. Для другого сплаву маємо 40.31, 27.59, 34.86 та 12.56 у порівнянні з реальними 38.5, 27, 41 та 12.375. Щодо третього сплаву то маємо 42.92, 29.37, 36.95 та 13.47 проти реальних 40, 28, 34 та 12.875.

Для наочності порівняння побудуємо таблицю середньоквадратичних похибок для кожного вихідного параметру (табл.2.13).

Таблиця 2.13

Значення середньоквадратичних похибок прогнозу кожного вихідного параметру, отриманих за використанням нейронних мереж

Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
10.22	4.78	6.59	0.25

Проаналізувавши результати можна зробити висновок, що прогноз ударної в'язкості є допустимим, тоді як середньоквадратична помилка інших вихідних параметрів є достатньо великою для заданого набору даних та в межах заданих числових значень.

ANFIS у MatLab

Проаналізувавши результати, отримані за допомогою Anfis-редактора у MatLab, можна зробити висновок, що побудована модель не є достовірною, так як для такої кількості вхідних параметрів не маємо достатню кількість даних.

Окрім того, проаналізувавши архітектуру синтезованої нейронечіткої мережі, яка зображена на рис.2.34, можна побачити, що Anfis для даної задачі не є придатним, так як за такої кількості вхідних параметрів, яку можна вважати мінімальною, отримуємо завелику кількість коефіцієнтів, що унеможлиблює використання даної моделі.

Отже, Anfis у MatLab не може бути розглянутий як ефективний метод для заданої задачі.

Порівняймо середньоквадратичні похибки за кожним методом (табл.2.14) та проаналізуємо результати.

Порівняння середньоквадратичних похибок за кожним методом

Методи		Параметри	Межа міцності	Межа плинності	Видовження	Ударна в'язкість
Параметричні	Множинна регресія		0.7466	1.1079	0.7129	0.0842
	МГУА		1.8243	1.2674	2.4872	0.3023
Непараметричні	Нейронна мережа		10.22	4.78	6.59	0.25
	ANFIS		-	-	-	-

Проаналізувавши результати, можна помітити, що параметричні методи є все ж більш точними за непараметричні, хоча останні є більш сучасними та швидкими. Результати, отримані за допомогою множинної регресії, є найбільш точними, проте розрахунки, отримані за допомогою МГУА, теж є допустимими. Однак слід звернути увагу на такий вихідний параметр, як видовження, адже його ідентифікація даним методом є достатньо розбіжною.

Щодо непараметричних методів, то нейронна мережа є дійсно швидкою та легкою в застосуванні, однак на даній вибірці середньоквадратична похибка є достатньо великою. Слід звернути увагу на те, що ударна в'язкість добре ідентифікується даним методом, як і в принципі кожним іншим.

Як було описано вище, ANFIS для даної задачі не є придатним, так як за такої кількості вхідних параметрів, яку можна вважати мінімальною, отримуємо завелику кількість коефіцієнтів, що унеможлиблює використання даної моделі.

Також слід зауважити, що дані розрахунки проводилися на вибірці даних про один профіль швелера, що обмежує діапазон використання даних моделей. Застосування даних методів для загальної вибірки потребує більшої кількості параметрів, таких як температура початку і кінця плавки, час прокатки тощо.

Тож розробка моделі ідентифікації механічних властивостей для загальної вибірки даних про швелери є завданням для наступних досліджень.

Висновки за розділом

У даному розділі були побудовані моделі для ідентифікації механічних властивостей металів на основі описаних методів в попередньому розділі. Було розглянуто як параметричні методи, так і непараметричні, серед яких множинна регресія, метод групового урахування аргументів, класична нейронна мережа та Anfis у Matlab. Отримані результати були наочно продемонстровані за допомогою графіків, а також була розрахована середньоквадратична похибка для кожного методу ідентифікації для всіх вихідних параметрів.

Для розрахунків було взяті дані з ПРАТ «ДМЗ» про швелери. Вони були попередньо підготовані для побудови моделі, так як в них були знайдені дублювання вхідних параметрів, що унеможлиблює встановлення функціональної залежності. Крім того, таблиці кореляції показали, що на загальній вибірці даних простежується маленька залежність параметрів через недостатню кількість даних, тому було прийняте рішення розглядати дані тільки в розрізі окремого профіля.

Побудувавши модель із застосуванням множинної регресії та порівнявши отримані результати, було визначено, що модель є прийнятною, а найточніший результат ідентифікації отримано для вихідного параметру *ударна в'язкість*.

Середньоквадратична похибка при розрахунках МГУА більша, ніж в попередньому методі, однак отриману модель для ідентифікації механічних властивостей все ще можна назвати придатною для використання.

Серед розглянутих непараметричних методів класична нейронна мережа показує добрий результат, в той час як ANFIS не є придатним взагалі для даної задачі через нескінченну кількість лінійних параметрів.

Порівнявши середньоквадратичні похибки всіх методів можна зробити висновок, що множинна регресія найточніше ідентифікую механічні

властивості на основі даних про хімічний склад металу. Однак слід зауважити, що результати ідентифікації вихідного параметру *ударна в'язкість* є прийнятними в усіх методах, окрім ANFIS, так як він взагалі не є допустимим для використання в даній задачі.

ВИСНОВКИ

Сертифікація готової прокатної продукції на виробництві є обов'язковим етапом випуску продукції, який водночас є й найбільш витратним. Зважаючи на те, що дані про хімічний вміст металу отримується з хімічної лабораторії одразу після прокату, було прийняте рішення про доцільність розробки експертної системи, яка могла б ідентифікувати механічні властивості металу на основі знань про хімічний склад та товщину зразка без проведення механічних випробувань.

У першому розділі даної роботи було описане поняття сертифікації прокатної продукції, її цілі та положення, а також була надана інформація про підготовку зразків до механічних випробувань, під час яких і збираються дані, потрібні для нашої роботи. Крім того, були описані методи, які потенційно можна застосовувати для вирішення нашої задачі. Було розглянуто як параметричні, так непараметричні методи, серед яких методи найменших квадратів та групового урахування аргументів, а також нейронні мережі та технологія Anfis у MatLab. Кожний з цих методів має свої переваги та недоліки, які були висвітлені у відповідних підрозділах даного розділу.

У другому розділі були побудовані моделі ідентифікації механічних властивостей металу за використання параметричних і непараметричних методів. Моделі були побудовані на основі даних ПРАТ «ДМЗ» про швелери. Попередня підготовка даних включала видалення дублювань та аналіз кореляцій, що показало необхідність розгляду даних окремих профілів. Множинна регресія виявилася найточнішою у визначенні механічних властивостей, особливо ударної в'язкості. Метод групового урахування аргументів також виявився придатним, хоча й з більшою середньоквадратичною похибкою. Непараметричні методи, такі як класична нейронна мережа, показали добрі результати, тоді як ANFIS виявився непридатним для даної задачі через нескінченну кількість лінійних параметрів.

Таким чином, результати роботи свідчать про ефективність множинної регресії для ідентифікації механічних властивостей на основі хімічного складу металу, хоча інші методи також можуть бути використані залежно від конкретних вимог та умов. Це дозволяє оптимізувати процес сертифікації, зменшити витрати на механічні тестування та підвищити точність прогнозування властивостей продукції.

Слід зауважити, що дані розрахунки проводилися на вибірці даних про один профіль швелера, що обмежує діапазон використання даних моделей. Застосування даних методів для загальної вибірки потребує більшої кількості параметрів, таких як температура початку і кінця плавки, час прокатки тощо. Тож розробка моделі ідентифікації механічних властивостей для загальної вибірки даних про швелери є завданням для наступних досліджень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Шиков С.І. Механічні випробування прокатної продукції: інструкція – 2010, 29 с.
2. Н. Г. Косуліна Метод найменших квадратів: навч.-метод. посіб. для студентів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти денної та заочної форми навчання інж спец. – Харків: ХНТУСГ, 2020. – 25 с.
3. Івахненко О. Г., Степашко В. С. Перешкодостійкість моделювання – Київ: Наук. думка, 1985. – 216 с.
4. Івахненко Н. А., Кваско М. З. Комбінаторні алгоритми МГУА, в яких до екзамену на регулярність належать як «симетричні», так і «несиметричні» поліноми— 1972, с. 42—48.
5. Івахненко О. Г. Довгострокове прогнозування та управління складними системами. - Київ: Техніка, 1975. - 311 с.
6. Степашко В. С. Комбінаторний алгоритм МГУА з оптимальною схемою перебору моделей. - 1981, с. 31-36.
7. Івахненко А. Г. Системи евристичної самоорганізації у технічній кібернетиці. - Київ: Техніка, 1971. - 372 с.
8. Івахненко О. Г., Кротов Г.І., Юрачковський Ю.П. Експоненційно-гармонійний алгоритм МГУА – с.23 – 30.
9. Блум Ф., Лейзерсон А., Хофстедтер Л. Мозок, розум та поведінка. -1988.
- 10.Круглов В. В., Борисов В. В. Штучні нейронні мережі. Теорія та практика. – 382 с.: іл.
- 11.Аніл К. Джейн, Жіанчанг Мао, Моїуддін К. М. Введення в штучні нейронні мережі. – Відкриті системи, 1997. – № 4.
- 12.Т. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 15, pp. 116-132, 1985.

13. Jyh-Shing Roger Jang ANFIS : Adaptive Network Based Fuzzy Inference System – 1993, 21с.
14. T. Takagi and M. Sugeno, “Derivation of fuzzy control rules from human operator’s control actions,” in Proc. IFAC Symp. Fuzzy Inform., Knowledge Representation and Decision Analysis, July 1983, pp. 55-60.
15. C.-C. Lee, “Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller-Part I,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 20, pp. 404-418, 1990
16. C.-C. Lee, “Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller-Part II,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 20, pp. 419-435, 1990.
17. Системний аналіз [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня бакалавра зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: А.В. Малієнко, О.Б. Владико, С.В. Козир, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 82с.
<https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167652>

ДОДАТОК А. ВІДОМІСТЬ МАТЕРІАЛІВ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

№ з/п	Позначення				Найменування	Кількість аркушів	Примітки			
1										
2					Документація					
3										
4	САУ.КР.24.19.ПЗ				Пояснювальна записка	80	Формат А4			
5										
6					Демонстраційний матеріал	14	Презентація на CD-R			
7										
8					Копія роботи	1	Диск CD-R			
9										
10										
11										
12										
13										
14										
15										
16										
17										
18										
					САУ.КР.24.19.ДА.ПЗ.					
Змін.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата						
Розроб.		Цибульська О.В.			Матеріали кваліфікаційної роботи	Літ.	Аркуш	Аркушів	НТУ «ДП», 12; 124-20-1	
К. розд.		Малієнко А.В.								
Керівн.		Малієнко А.В.								
Н.контр.		Хом'як Т.В.								
Зав. каф.		Желдак Т.А.								

ДОДАТОК Б

Відгук

на кваліфікаційну роботу бакалавра
студентки групи 124 –20– 1
спеціальності 124 Системний аналіз

Тема кваліфікаційної роботи: «Системний аналіз та розробка експертної системи сертифікації прокатної продукції в умовах сучасного металургійного виробництва»

Обсяг кваліфікаційної роботи _____ стор.

Мета кваліфікаційної роботи: _____

Актуальність теми _____

Тема кваліфікаційної роботи безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності бакалавра спеціальності 124 Системний аналіз, оскільки _____

Виконані в кваліфікаційній роботі завдання відповідають вимогам ступеня бакалавра. Оригінальність наукових рішень полягає в _____

Практичне значення результатів кваліфікаційної роботи полягає в _____

Висновки підтверджують можливість використання результатів роботи в _____

Оформлення пояснювальної записки та демонстраційного матеріалу до неї виконано згідно з вимогами. Роботу виконано самостійно, відповідно до завдання та у повному обсязі (*в разі невідповідності – вказати*)

У роботі відзначено такі недоліки: _____

Кваліфікаційна робота в цілому заслуговує оцінки: _____

З урахуванням висловлених зауважень автор (не) заслуговує присвоєння освітньої кваліфікації «бакалавр з системного аналізу».

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра,
науковий ступінь, вчене звання, посада _____ / ПБ

ДОДАТОК В

```

import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

# Читання CSV файлу
state = pd.read_csv('all 16.csv')

# Визначаємо предиктори та вихідні параметри
predictors = ['Товщина зразка', 'C', 'Mn', 'S', 'Cr', 'Ni', 'Cu']
outcomes = ['Межа міцності', 'Межа плинності', 'Видовження', 'Ударна в'язкість']

# Розділення на тренувальну та тестову вибірки
train, test = train_test_split(state, test_size=0.15, random_state=42)

# Створення та тренування багатовихідного MLPRegressor
mlp = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(100,), max_iter=1000, random_state=42)
mlp.fit(train[predictors], train[outcomes])

# Прогнозування на тестовій вибірці
predicted = mlp.predict(test[predictors])

# Оцінка моделі для кожного вихідного параметра
for i, outcome in enumerate(outcomes):
    mse = mean_squared_error(test[outcome], predicted[:, i])
    r2 = r2_score(test[outcome], predicted[:, i])
    cross_val_r2 = cross_val_score(mlp, state[predictors], state[outcome], cv=3, scoring="r2").mean()
    print(f'Результати для {outcome}:')
    print(f' Mean Squared Error на тестовій вибірці: {mse}')
    print(f' R^2 на тестовій вибірці: {r2}')
    print(f' Крос-валідація (R^2): {cross_val_r2}\n')

# Прогноз для нових даних
test_data = pd.DataFrame({
    'Товщина зразка': [8.1, 8.3, 9],
    'C': [0.17, 0.21, 0.16],
    'Mn': [0.49, 0.54, 0.48],
    'S': [0.036, 0.029, 0.04],
    'Cr': [0.03, 0.05, 0.03],
    'Ni': [0.03, 0.03, 0.03],
    'Cu': [0.05, 0.01, 0.04]
})

test_predictions = mlp.predict(test_data[predictors])

# Вивід прогнози для нових даних
for i in range(test_data.shape[0]):
    print(f'Сплав {i+1}:')
    for j, outcome in enumerate(outcomes):
        print(f' Прогнозована {outcome}: {test_predictions[i, j]:.2f}')

```


Рецензія
на кваліфікаційну роботу бакалавра
 студентки групи 124 –20–1
 спеціальності 124 Системний аналіз

Тема кваліфікаційної роботи: «Системний аналіз та розробка експертної системи сертифікації прокатної продукції в умовах сучасного металургійного виробництва»

Обсяг кваліфікаційної роботи: _____

Висновок про відповідність кваліфікаційної роботи завданню та освітньо-професійній програмі спеціальності _____

Загальна характеристика кваліфікаційної роботи, ступінь використання нормативно-методичної літератури та передового досвіду

Позитивні сторони кваліфікаційної роботи:

Основні недоліки кваліфікаційної роботи:

Кваліфікаційна робота в цілому заслуговує оцінки: _____

З урахуванням висловлених зауважень автор (не) заслуговує присвоєння освітньої кваліфікації «бакалавр з системного аналізу».

Рецензент,
 науковий ступінь, вчене звання, посада _____ / ПІБ