پروژه درس فازی مرحله 1 و 2 استاد براتی شبیه سازی یک تابع به روش ونگ مندل پویان رضائی شماره دانشجویی 403149294

راهنمای اجرای پروژه

- الطفا ابتدا فولدر پروژه در محیط برنامه نویسی باز شود1
 - 2- ابتدا فایل data_set.py اجرا شود
 - 3- سپس فایل fuzzy_model.py اجرا شود
- 4 تمام فایل های دیتاست های آموزشی و تمرینی و عکس های نمودار های تشکیل شده در فولدر ذخیره می شوند پس از اجرا

آماده سازی داده (Data preparation):

فایل data_set.py:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
def generate data and plot(num points, filename, title, is training=True):
    if is_training:
        x_values = np.linspace(-5, 5, num_points)
        x1, x2 = np.meshgrid(x_values, x_values)
        output = x1**2 + x2**2
        data = pd.DataFrame({'x1': x1.flatten(), 'x2': x2.flatten(), 'F(x1, x2)':
output.flatten()})
   else:
        x1 values = np.random.uniform(-5, 5, num points)
        x2 values = np.random.uniform(-5, 5, num points)
        output = x1_values**2 + x2_values**2
        data = pd.DataFrame({'x1': x1_values, 'x2': x2_values, 'F(x1, x2)':
output})
    data.to_csv(filename, index=False)
   fig = plt.figure()
    ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
   if is_training:
        ax.plot_surface(x1, x2, output, cmap='viridis')
        ax.scatter(data['x1'], data['x2'], data['F(x1, x2)'], color='red',
marker='o')
   ax.set xlabel('X Axis')
    ax.set_ylabel('Y Axis')
    ax.set_zlabel('Z Axis')
    plt.title(f'{title} 3D Surface Plot' if is_training else f'{title} Test Data
Scatter Plot')
```

```
plt.savefig(f'{title} {"3D Surface Plot" if is_training else "Test Data
Scatter Plot"}.jpg')

plt.show()

generate_data_and_plot(41, "training_data.csv", "Training", is_training=True)

generate_data_and_plot(168, "test_data.csv", "Test", is_training=False)
```

در این فایل مرحله آماده سازی دیتا اتفاق می افتد که با استفاده از تابع generate_data_and_plot که دارای 4 ورودی میباشد یک ورودی num_points و filename و filename متغیر is_training مشخص میکند که داده ساخته شده برای آموزش هست یا برای تست.

Title برای تیتر پلات های رسم شده استفاده می شود

Filename برای مشخص کردن اسم فایل csv ذخیره شده

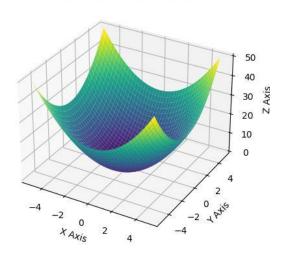
Num_points برای داده های تمرینی نشان دهنده مقدار داده ها برای x1 و x2 هست یعنی x1 که ترکیب x1 آن ها x2 ردیف میشود و برای داده های تست نشان دهنده مقدار داده مورد نیاز است که به صورت همسان پخش شده اند یعنی x2

در این تابع از یک if بلاک استفاده شده است که اگر داده های آموزشی باشد با استفاده از تابع کتابخانه numpy یعنی linespace در بازه داده شده دیتا هایی با تعداد داده شده با فواصل یکسان ساخته می شود و با استفاده از تابع meshgrid ترکیب تمام این داده ها به صورت ماتریس ساخته می شود و با حساب کردن مجموع توان x_1 متغیر های x_2 و x_3 خروجی آن ها برای مقایسه با داده های پیش بینی شده ساخته می شود و سپس با استفاده از کتابخانه pandas داده هارا به صورت دیتافریم تبدیل میکنیم و برای اینکار داده ها حتما باید تبدیل به ارایه تک بعدی بشوند به همین دلیل از تابع flatten استفاده شده است.

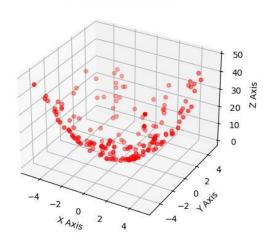
اگر برای درست کردن داده ای تست بخواهیم از این تابع استفاده کنیم بلاک else رخ میدهد که در آن دو متغیر اولیه با استفاده از numpy مقادیری رندوم و یونیفورم به تعداد 168 ساخته می شود و دوباره مجموع توان 2 آن ها محاسبه شده و در اینجا آرایه ها تک بعدی هستند و به صورت مستقیم بدون نیاز به تبدیل آن ها را تبدیل به دیتافریم کرده و خارج از بلاک های شرطی دیتا ها به صورت csv ذخیره می شوند. برای تفهیم بیشتر از دیتا ها پلات هایی کشیده می شود که بتوان پخش داده ها را مشاهده کرد

نمودار های خروجی:

Training 3D Surface Plot



Test Data Scatter Plot



خلاصه پیاده سازی:

این پروژه با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون (python) پیاده سازی شده و از کتابخانه های:

Matplotlib

برای کشیدن پلات های مورد نیاز

Pandas

برای ذخیره دیتا به صورت دیتافریم و فایل (csv) (تنها برای بخش data preparation استفاده شده) Numpy

برای انجام عملیات های ریاضی و ماتریسی استفاده شده (امکان پردازش سریع تر میدهد)

مدل به صورت یک کلاس شامل چند متغیر و تابع پیاده سازی شده است

class FuzzyModel():

constructor این کلاس شامل 4 متغیر می شود ، متغیر اول فازی ست های تعریفی برای $x1_{data}$ و y_{data} و y_{data} و y_{data} و y_{data} و مرکز فازی ست خروجی (output_centers) و ورودی y_{data} شامل دیتا آموزشی و تعداد فازی ست های مورد نیاز که به صورت پیش فرض z_{data} قرار گرفته

def __init__(self, training_data, num_fuzzy_sets=7):

```
x1_data = [x[0] for x in training_data]
x2_data = [x[1] for x in training_data]
y_data = [x[2] for x in training_data]

self.input_fuzzy_sets_x1 = self.calculate_fuzzy_sets(x1_data,
num_fuzzy_sets)
    self.input_fuzzy_sets_x2 = self.calculate_fuzzy_sets(x2_data,
num_fuzzy_sets)
    self.output_fuzzy_sets = self.calculate_fuzzy_sets(y_data,
num_fuzzy_sets)

self.output_centers = {label: (a + b + c) / 3 for label, (a, b, c) in
self.output_fuzzy_sets.items()}
```

بعد با استفاده از 3 تعریف شده و تابع calculate_fuzzy_sets (در بخش تابع ها طرز کار این تابع توضبح داده شده است) فازی ست های مورد نیاز برای دو ورودی و خروجی محاسبه می شود. و در متغیر output_centers مرکز خروجی ها یا همان centroid ها برای defuzzification از روش و در متغیر center average استفاده می شود ذخیره می شود.

تابع ها

تابع calculate_fuzzy_sets

```
def calculate_fuzzy_sets(self, data, num_sets=7):
        min val = np.min(data)
        max_val = np.max(data)
        sets = ["NB","NM","NS","ZR","PS","PM","PB"]
        step = (max_val - min_val) / (num_sets - 1)
        fuzzy sets = {}
        for i in range(len(sets)):
            label = f"{sets[i]}"
            if i == 0:
                fuzzy_sets[label] = (min_val, min_val, min_val + step)
            elif i == num sets - 1:
                fuzzy_sets[label] = (max_val - step, max_val, max_val)
            else:
                fuzzy sets[label] = (min val + (i - 1) * step, min val + i *
step, min_val + (i + 1) * step)
        return fuzzy sets
```

در این تابع دو ورودی دارد که یکی data هست که ورودی داده های برای انجام پروسه تعریف فازی ست ها هست و دیگر num_sets هست که مقدار فازی ست های مورد نیاز است در این تابع در ابتدا مقدار کمینه و بیشینه داده ها حساب میشود سپس مقدار فاصله (step) ست ها محاسبه میشود.

و لیستی تعریف شده برای ذخیره کردن نام های فازی ست ها.

در ادامه یک دیکشنری تعریف میکنیم به نام fuzzy_sets و با استفاده از یک حلقه به تعداد فازی ست های مورد نیاز یعنی 7 لوپ انجام می شود که در این لوپ چک میشود که اگر فازی ست اول (در این پروژه یعنی NB) مقدار شروع فازی ست با مینیمم فازی ست برابر است و به اندازه یک step پایان فازی ست نسبت به مینیمم فاصله دارد و جلو تر است و اگر فازی ست آخر باشد مقدار پایانی فازی ست با ماکزیمم فازی ست آخر در این پروژه یعنی فازی ست (PB) برابر است و مقدار شروع فازی ست برابر با یک step عقب تر از فازی ست آخر هست. و در غیر این صورت یعنی اگر فازی ست اول یا آخر نباشد به اندازه (PB) ضربدر (PB) قبل تر از آن میشود به اضافه مقدار منیمم پیدا شده میشود مقدار ماکزیمم فازی ست پیدا می شود و یک step قبل تر از آن میشود شروع فازی ست و در اخر دیکشنری تشکیل شده برگردانده میشود.

تابع Triangular MF:

تابع بعدی تابع ممبرشیپ مثلثاتی است که به صورت زیر نوشته شده که اگر x منفی شود 0 برمیگردد و اگر بیشتر از بزرگتر از c یا همان پایان فازی ست باشد d برمیگردانند در غیر این صورت از فرمول گفته شده در d تابع های تعریف شده در d Triangular d استفاده میکنیم. در این تابع به علت دو فازی ست d و d که مثلث کامل نیستن شرایط آن ها هم در نظر گرفته شده.

تابع fuzzify_input:

```
def fuzzify_input(self, x, fuzzy_sets):
    membership_degrees = {}
```

```
for label, (a, b, c) in fuzzy_sets.items():
    membership_degrees[label] = self.triangular_mf(x, a, b, c)
    return membership_degrees
```

در این تابع ورودی ها x و x و fuzzy_sets هستند، که بر اساس فازی ست های تعریف شده آرگومان های آن به تابع ممبرشیپ مثلثاتی پاس داده می شود و یه درجه عضویت محاسبه میشود و در دیکشنری تعریف شده ذخیره میشود در این دیکشنری لیبل فازی ست x هست و درجه عضویت x

:generate_rules

```
def generate_rules(self, training_data):
    rules = []
    for x1, x2, y in training_data:
        memberships x1 = self.fuzzify input(x1, self.input fuzzy sets x1)
        memberships_x2 = self.fuzzify_input(x2, self.input_fuzzy_sets_x2)
        memberships_y = self.fuzzify_input(y, self.output_fuzzy_sets)
        x1 label = max(memberships x1, key=memberships x1.get)
        x2_label = max(memberships_x2, key=memberships_x2.get)
       y_label = max(memberships_y, key=memberships_y.get)
        weight = min(memberships x1[x1 label], memberships x2[x2 label])
        rules.append(((x1_label, x2_label), y_label, weight))
    rule dict = {}
    for (antecedent, consequent, weight) in rules:
        if antecedent not in rule dict or rule dict[antecedent][1] < weight:
            rule_dict[antecedent] = (consequent, weight)
    self.rule_base = {k: v[0] for k, v in rule_dict.items()}
    return self.rule base
```

در تابع generate_rules ورودی ما داده آموزشی ما هست که در این تابع قوانین بر اساس این داده ها ساخته می شود در ابتدا درجه عضویت ورودی ها و خروجی محاسبه می شود سپس فازی ستی که دارای بیشترین درجه عضویت هست انتخاب می شود و وزن قانون بر اساس مینیمم دو قانون یا همان intersection آن ها محاسبه می شود و در لیستی اضافه میشوند سپس باید conflict های قوانین آن حل شود در این قسمت در حلقه تعریف شده مطمئن میشویم که قوانین antecedent یا پیش آمد های غیر تکراری دارای بالاترین مقدار

وزن هستند و اگر یک antecedent وجود داشته باشد در دیکشنری که وزن کمتری نسبت به قانونی که تازه محاسبه شده داشته باشد وزن آن قانون آپدیت و با وزن جدید جایگزین می شود. و در اخر یک لیست از قوانین نهایی برگردانده می شود. که مدل فازی ما بر اساس این قوانین کار میکنند.

:evalutate rules

در این تابع که ورودی آن درجه عضویت متغیر اول و درجه عضویت متغیر دوم هست، طبق rule base شده درجه عضویت خروجی به ازای ورودی ها ساخته می شود. ابتدا لیبل فازی ست هارا از فازی ست خروجی که در constructor ساختیم پیدا کرده و در یک دیکشنری به عنوان key استفاده میکنیم و تمام value هارا و قرار میدهیم (این 0 ها همان درجه عضویت های خروجی هستند که در ادامه آپدیت می شود) سپس یک حلقه داریم که وظیفه iteration در لیست base را دارد که با استفاده از یک بلاک if چک میکند که طبق معامد مورد نظر (antecedent ها یعنی ورودی اول و دوم) مطابق کدام قانون ساخته شده است. سپس اول با استفاده از تابع min قدرت شلیک یا اجرا یا همان firing strength بین دو ورودی محاسبه می شود و سپس با استفاده از تابع max درجه عضویت های خروجی مورد نیاز از از 0 به مقدار firing strength آپدیت می شود و اینکار باعث می شود که اگر چند قانون فازی منتهی به یک خروجی شوند درجه عضویت بالاتر ذخیره می شود.

:defuzzify_center_of_average

```
def defuzzify_center_of_average(self, memberships):
    numerator = sum(membership * self.output_centers[label] for label,
membership in memberships.items())
    denominator = sum(memberships.values())

if denominator == 0:
    return 0
return numerator / denominator
```

این تابع همان تابع دیفازیفیکیشن ما هست که از طریق روش center average انجام میشود. ورودی این تابع درجه عضویت های بدست آمده از تابع evaluate درجه عضویت های بدست آمده از تابع numerator درجه عضویت های در این تابع ابتدا numerator حساب می شود که می شود جمع وزن دار ممرشیپ ها یا همان درجه های عضویت که درجه عضویت ضربدر مرکز یا centroid به دست امده میشود (constructor ها در بخش constructor محاسبه شدند). سپس باید denominator را محاسبه کنیم که می شود جمع تمام درجه عضویت های بدست آمده. سپس برای به دست اوردن crisp value باید crisp value برای به دست آوردن و تقسیم شود که برای جلوگیری از خطای تقسیم بر صفر یک if بلاک قرار داده ایم که اگر مخرج 0 بود 0 را برگرداند.

تابع calculate_mse:

```
def calculate_mse(self, predictions, targets):
    predictions = np.array(predictions)
    targets = np.array(targets)
    squared_differences = (predictions - targets) ** 2

mse = np.sum(squared_differences) / (2 * len(targets))
    return mse
```

تابع محاسبه خطا MSE دارای دو ورودی هست ورودی اول پیش بینی های مدل هست و پیش بینی بعدی داده های واقعی و تارگت های ما هست. اول دو لیست ورودی را به آرایه های نامپای تبدیل میکنیم (برای تسهیل و تسریع محاسبه) سپس طبق فرمول گفته شده ابتدا مقدار اختلاف مقادیر پیش بینی شده با مقادیر واقعی به توان 2 را محاسبه کرده (squared error) سپس طبق فرمول داده شده مجموع تمام این مقادیر را تقسیم بر دو برابر تعداد مقادیر محاسبه میکنیم و تابع یک عدد به عنوان معیار برمیگرداند.

<u> تابع predict_plot_3d_output</u>

```
def predict plot 3d output(self, test cases):
        x1 values = [case[0] for case in test cases]
        x2_values = [case[1] for case in test_cases]
        actual output = [case[2] for case in test cases]
        predictions = []
        targets = []
        for input_value_x1, input_value_x2, actual_output in zip(x1_values,
x2 values, actual output):
            memberships x1 =
self.fuzzify_input(input_value_x1,self.input_fuzzy_sets_x1)
            memberships x2 =
self.fuzzify input(input value x2,self.input fuzzy sets x2)
            output memberships =
self.evaluate_rules(memberships_x1,memberships_x2)
            crisp output = self.defuzzify center of average(output memberships)
            predictions.append(crisp output)
            targets.append(actual output)
        mse = model.calculate mse(predictions, targets)
        print(f"Mean Squared Error (MSE): {mse}")
        fig1 = plt.figure(figsize=(12, 6))
        ax1 = fig1.add_subplot(121, projection='3d')
        ax1.scatter(x1_values, x2_values, predictions, c='blue', marker='o',
label='Predicted')
        ax1.set title('3D Scatter Plot of Predicted Values')
        ax1.set xlabel('x1')
        ax1.set ylabel('x2')
        ax1.set zlabel('Predicted Output')
        ax1.legend()
        ax2 = fig1.add subplot(122, projection='3d')
        ax2.scatter(x1_values, x2_values, targets, c='red', marker='^',
label='Target')
        ax2.set title('3D Scatter Plot of Target Values')
        ax2.set xlabel('x1')
        ax2.set_ylabel('x2')
        ax2.set zlabel('Target Output')
        ax2.legend()
        plt.tight layout()
        plt.savefig("3D_Scatter_Target_vs_Predicted.jpg")
        plt.show()
```

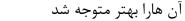
```
plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.plot(range(len(targets)), targets, label='Target Values',
color='red', linestyle='-', marker='o')
    plt.plot(range(len(predictions)), predictions, label='Predicted Values',
color='blue', linestyle='--', marker='x')

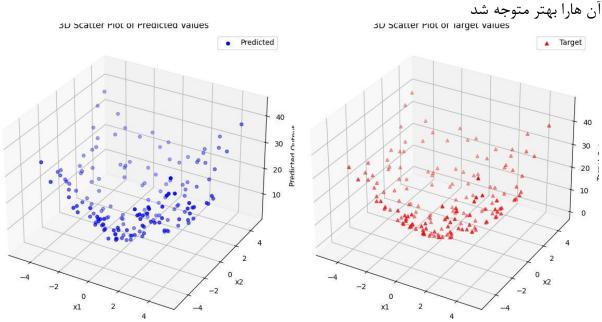
plt.title(f'Target vs Predicted Values (MSE: {mse:.4f})')
    plt.xlabel('Test Case Index')
    plt.ylabel('Output Values')
    plt.legend()
    plt.grid(True)

plt.savefig("Line_Plot_Target_vs_Predicted.jpg")
    plt.show()
```

در این تابع یک ورودی به عنوان test_cases میگیرد که شامل یک ستون که مقادیر X1 را دارد و ستون اخر که خروجی $f(x)=x_1^2+x_2^2$ را دارد و ستون اخر که خروجی $f(x)=x_1^2+x_2^2$ را دارد این تابع به صورت خلاصه تمام تابع های نوشته شده در بالا استفاده می شود (به غیر از generate rule از این تابع ماننده تابع ماننده تابع استفاده میکنیم برای استفاده از تابع predict_plot_3d_output اول باید یک دور تابع generate rule فرخوانی کنیم که قوانین ساخته شود سپس میتوان از تابع predict استفاده کرد) در این تابع بعد از ساخته شدن قوانین ستون های ورودی را به سه لیست مجزا تقسیم میکند سپس دو لیست تعریف کرده یکی برای مقادیر پیش بینی شده و یکی برای مقادیر واقعی (لیست targets صرفا برای خوانایی بهتر کد تعریف شده و میتوان همان استفاده را از طریق سومین لیست تشکیل شده از ورودی ها یعنی actual ouput به ازای هر ردیف ورودی های X_2 مقادیر را فازیفای میکنیم طبق توابع تعریف شده سپس با استفاده از تابع evaluate rules و با استفاده از تابع gevaluate rules و ممبرشیپ های به دست امده و با استفاده قوانین تولید شده درجه عضویت خروجی را به دست میاوریم سپس با استفاده از تابع defuzzifying_center_of_average در جه عضویت خروجی را به دست میاوریم سپس با استفاده از تابع predictions و با ستفاده قوانین تولید شده درجه عضویت خروجی را به دست میاوریم سپس با استفاده از دو لیست نهایی شده مقدار خطا را توسط تابع calculate mse به دست میاوریم.

در خط های بعد برای تفهیم بهتر خروجی دو پلات سه بعدی یکی برای داده های پیش بینی شده و یکی برای داده های حقیقی ساخته می شود با کمک کتابخانه matplotlib که در ان می توان اختلاف های آن را مشاهده کرد. یک نمودار خطی ها از داده های پیش بینی شده و حقیقی نیز ساخته می شود که بتوان اختلاف





Target vs Predicted Values (MSE: 2.5354) Target Values -x- Predicted Values 40 30 **Output Values** 10 50 100 125 150 175 Test Case Index

<u>:plot_fuzzy_sets</u>

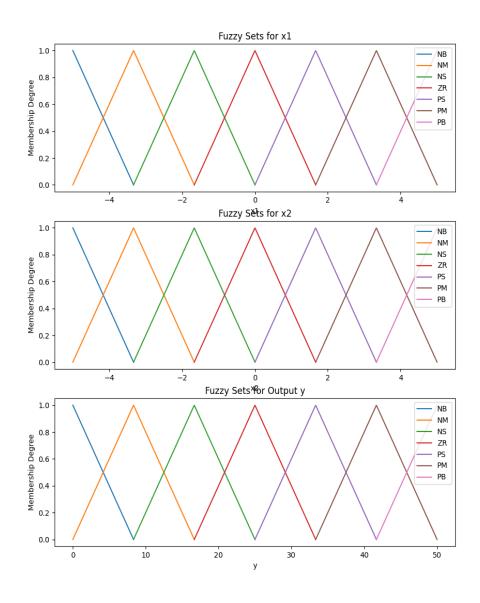
```
def plot_fuzzy_sets(self):
    vectorized_mf = np.vectorize(self.triangular_mf)
   fig, ax = plt.subplots(3, 1, figsize=(10, 12))
    ax[0].set_title('Fuzzy Sets for x1')
```

```
for label, (a, b, c) in self.input fuzzy sets x1.items():
    x = np.linspace(a, c, 500)
    y = vectorized mf(x, a, b, c)
    ax[0].plot(x, y, label=f'{label}')
ax[0].legend(loc='upper right')
ax[0].set xlabel('x1')
ax[0].set ylabel('Membership Degree')
ax[1].set title('Fuzzy Sets for x2')
for label, (a, b, c) in self.input_fuzzy_sets_x2.items():
    x = np.linspace(a, c, 500)
    y = vectorized_mf(x, a, b, c)
    ax[1].plot(x, y, label=f'{label}')
ax[1].legend(loc='upper right')
ax[1].set xlabel('x2')
ax[1].set ylabel('Membership Degree')
ax[2].set_title('Fuzzy Sets for Output y')
for label, (a, b, c) in self.output fuzzy sets.items():
    x = np.linspace(a, c, 500)
   y = vectorized mf(x, a, b, c)
    ax[2].plot(x, y, label=f'{label}')
ax[2].legend(loc='upper right')
ax[2].set xlabel('y')
ax[2].set_ylabel('Membership Degree')
plt.savefig("Fuzzy sets Plots")
plt.tight layout()
plt.show()
```

در این تابع که باز هم برای تفهیم بهتر و مطمئن شدن از اینکه فازی ست ها به درستی تعریف شده اند نوشته شده. در این تابع، تابع درجه عضویت مثلثاتی نوشته شده برای فازی ست های ورودی اول یعنی X1 و فازی ست دوم یعنی X2 و فازی ست خروجی با 3 ساب پلات (subplot) کشیده میشود .اول با استفاده از کتابخانه نامپای و تابع vectorize (یک تابع wrapper هست که به ما اجازه می دهد که تابع درجه عضویت مثلثاتی خود را روی تموم ورودی ها بدون اینکه از حلقه ها استفاده کنیم اجرا کنیم و تمام خروجی هارا به صورت یک لیست تحویل میگیریم) تابع vectorized_mf را میسازیم.

سپس یک صفحه تعریف میکنیم با سایز 10,12 و دارای 3 ساب پلات برای هر ساب پلات مراحلی که گفته می شود اجرا می شود. اول تیتر ساب پلات را مشخص میکنیم به دلخواه سپس برای فازی ست هایی که در کلاس

تعریف شده (در constructor کلاس) و مقادیر تعریف شده و لیبل های هر فازی ست (در NB,NM,NS,ZR,PS,PM,PB) را از متغیر آن با یک حلقه گرفته و برای هر کدام از x تا x (یعنی از شروع Vectoriced_mf را قاصله یکسان تعریف و در x گذاشته و برای x از تابع x مقدار با فاصله یکسان تعریف و در x گذاشته و برای x از تابع x و x به دست میاوریم و کردیم استفاده میکنیم که خروجی های آن به دست بیاوریم. سپس نمودار را براساس x و x به دست میاوریم و از x از x افادی ست برای راهنما ساب پلات ها میگیریم.



بلاک اجرایی برنامه یا همان main

```
if __name__ == "__main__":
    data = pd.read_csv("training_data.csv")
    data= data.to_records(index=False)
    model = FuzzyModel(data)

# Generate rules using Wang-Mendel method
    model.generate_rules(data)
    print("\nGenerated Rule Base:")
    for rule, output in model.rule_base.items():
        print(f"If x1 is {rule[0]} and x2 is {rule[1]}, then output is {output}")

# Define test cases (with corresponding actual target outputs)
    test_cases = pd.read_csv("test_data.csv")
    test_cases = test_cases.to_records(index=False)

model.plot_fuzzy_sets()
    model.predict_plot_3d_output(test_cases)
```

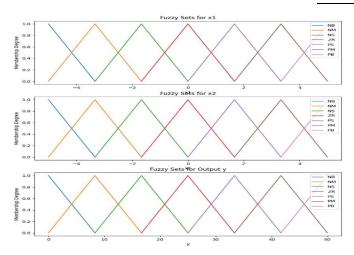
در این بلاک داده های آموزشی که از قبل برای راحتی بیشتر به صورت یک فایل csv ذخیره شده بود را در متغیر data قرار داده ایم و برای اینکه مدل بتواند از داده ها استفاده کند با استفاده از کتابخانه pandas و تابع to_records داده ها را از دیتافریم به آرایه های نامپای تغییر داده ایم و سپس data را به کلاس پاس میدهیم تا فازی ست های مورد نیاز را برای کلاس بسازد و در آبجکت ساخته شده را در model ذخیره میکنیم، سپس با همان داده های آموزشی تابع generate rules را صدا میزنیم که قوانین مورد نیاز ساخته شوند و با استفاده از یک حلقه برای تفهیم بهتر قوانین را پرینت میگیریم.

در انتها برای تست مدل و قوانین ساخته شده از دیتاست تست که ساخته شده بود استفاده میکنیم و دوباره از حالت دیتافریم اول آن را به ارایه های نامپای تبدیل میکنیم.

سپس اول تابع plot_fuzzy_sets را صدا زده که از تعریف درست فازی ست ها مطمئن شویم و به صورت نمودار آن ها را مشاهده کنیم. سپس داده های تست را به تابع predict_plot_3d_output پاس داده ایم که به صورت سلسله وار بقیه تابع هارا صدا زده و داده های crisp را تولید میکند و در اخر نمودار از داده های پیش بینی شده به ما میدهد

تايج:

فازی ست های تشکیل شده:



قوانین ساخته شده:

Generated Rule Base:

If x1 is NB and x2 is NB, then output is PB If x1 is NM and x2 is NB, then output is PS If x1 is NS and x2 is NB, then output is ZR If x1 is ZR and x2 is NB, then output is ZR If x1 is PS and x2 is NB, then output is ZR If x1 is PM and x2 is NB, then output is PS If x1 is PB and x2 is NB, then output is PB If x1 is NB and x2 is NM, then output is PS If x1 is NM and x2 is NM, then output is ZR If x1 is NS and x2 is NM, then output is NS If x1 is ZR and x2 is NM, then output is NM If x1 is PS and x2 is NM, then output is NS If x1 is PM and x2 is NM, then output is ZR If x1 is PB and x2 is NM, then output is PS If x1 is NB and x2 is NS, then output is ZR If x1 is NM and x2 is NS, then output is NS If x1 is NS and x2 is NS, then output is NM If x1 is ZR and x2 is NS, then output is NB If x1 is PS and x2 is NS, then output is NM If x1 is PM and x2 is NS, then output is NS If x1 is PB and x2 is NS, then output is ZR If x1 is NB and x2 is ZR, then output is ZR If x1 is NM and x2 is ZR, then output is NM If x1 is NS and x2 is ZR, then output is NB If x1 is ZR and x2 is ZR, then output is NB

If x1 is PS and x2 is ZR, then output is NB If x1 is PM and x2 is ZR, then output is NM If x1 is PB and x2 is ZR, then output is ZR If x1 is NB and x2 is PS, then output is ZR If x1 is NM and x2 is PS, then output is NS If x1 is NS and x2 is PS, then output is NM If x1 is ZR and x2 is PS, then output is NB If x1 is PS and x2 is PS, then output is NM If x1 is PM and x2 is PS, then output is NS If x1 is PB and x2 is PS, then output is ZR If x1 is NB and x2 is PM, then output is PS If x1 is NM and x2 is PM, then output is ZR If x1 is NS and x2 is PM, then output is NS If x1 is ZR and x2 is PM, then output is NM If x1 is PS and x2 is PM, then output is NS If x1 is PM and x2 is PM, then output is ZR If x1 is PB and x2 is PM, then output is PS If x1 is NB and x2 is PB, then output is PB If x1 is NM and x2 is PB, then output is PS If x1 is NS and x2 is PB, then output is ZR If x1 is ZR and x2 is PB, then output is ZR If x1 is PS and x2 is PB, then output is ZR If x1 is PM and x2 is PB, then output is PS If x1 is PB and x2 is PB, then output is PB

مقدار خطا یا MSE:

(با هربار تشكيل داده هاى تست به صورت رندوم اين مقدار عوض ميشود اما حدود 2 هميشه هست)

Mean Squared Error (MSE): 2.64470198734666

If x1 is PM and x2 is PB, then output is PS
If x1 is PB and x2 is PB, then output is PB
Mean Squared Error (MSE): 2.64470198734666
PS F:\Work\Fuzzy Learning>

Crisp value های پیشبینی شده (نمودار):

