



به نام خدا



1928

K. N. Toosi University of Technology

دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

دانشکده برق

مبانی سیستم های هوشمند

گزارش مینی پروژه ۳

سیده زهرا عربی

۴۰۰۰۷۱۷۳

استاد : آقای دکتر مهدی علیاری

<https://colab.research.google.com/drive/1tQf7L2DaMQphAthi1980pMIsDsWROVx?usp=sharing>

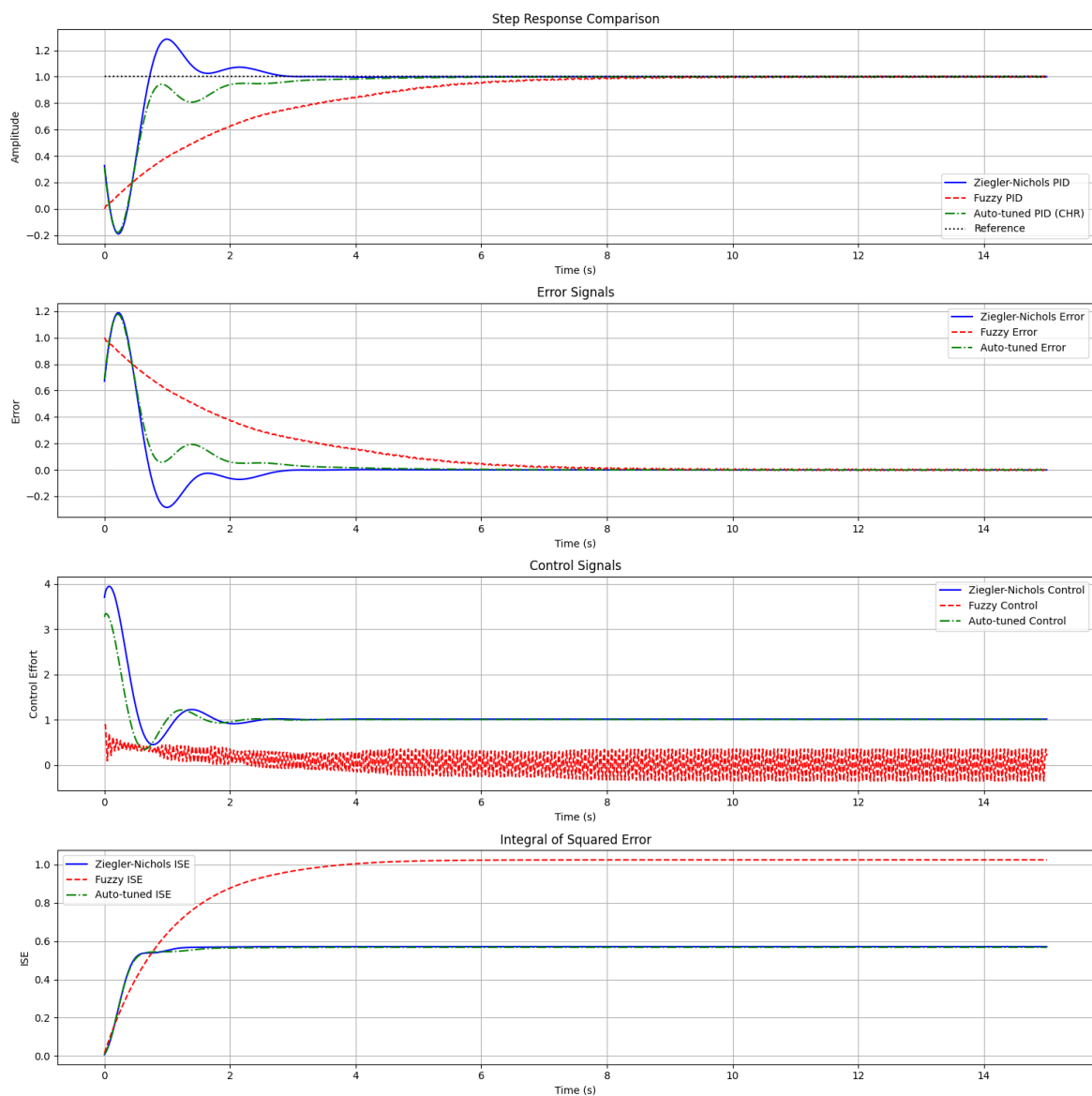
<https://github.com/Zahra-Arabi/MJAHMADEE.git>

دی ۱۴۰۳

## فهرست مطالب

عنوان	شماره صفحه
پرسش ۱.....	۳
پرسش ۲.....	۸
پرسش ۳.....	۱۶
سیستم ۱.....	۱۶
سیستم ۲.....	۲۰
پرسش ۴.....	۳۱
پرسش ۵.....	۳۴

## پرسش ۱



Controller Parameters:

Ziegler-Nichols PID:

$K_p = 2.309$

$K_i = 2.732$

$K_d = 0.488$

Auto-tuned PID (CHR method):

$K_p = 1.827$

$K_i = 1.202$

$K_d = 0.457$

Performance Metrics:

Ziegler-Nichols PID Performance:

Overshoot (%): 28.383

Settling Time (s): 0.721

Rise Time (s): 0.180  
Peak: 1.284  
Steady State: 1.000

Fuzzy PID Performance:  
Overshoot (%): 0.000  
Settling Time (s): 7.252  
Rise Time (s): 4.580  
Peak: 1.005  
Steady State: 1.005

Auto-tuned PID Performance:  
Overshoot (%): 0.000  
Settling Time (s): 3.709  
Rise Time (s): 0.345  
Peak: 1.000  
Steady State: 1.000

Additional Performance Metrics:

Ziegler-Nichols:  
IAE: 0.767  
ISE: 0.571  
ITAE: 0.447

Fuzzy PID:  
IAE: 2.034  
ISE: 1.025  
ITAE: 4.035

Auto-tuned PID:  
IAE: 0.837  
ISE: 0.568  
ITAE: 0.708

### پاسخ پله (Step Response Comparison)

#### • زیگلر-نیکولز:

- رفتار سیستم نشان دهنده سرعت پاسخ بالا است. این ویژگی در کاربردهایی که زمان پاسخ‌دهی سریع مورد نیاز است (مانند رباتیک یا کنترل پرواز) مناسب به نظر می‌رسد.
- فراجاهش به میزان **28.38%** باعث می‌شود سیستم در محیط‌های حساس به نوسانات (مانند سیستم‌های مکانیکی یا حرارتی) نامطلوب باشد.
- نوسانات در طول پاسخ دیده می‌شود و این می‌تواند نشان‌دهنده رفتار ناپایدار یا ضعیف در برابر اغتشاشات باشد.
- زمان نشست **0.721 ثانیه** و زمان صعود **0.18 ثانیه** نسبت به سایر کنترل‌کننده‌ها بسیار سریع‌تر است، اما این به قیمت پایداری پایین تمام شده است.

#### • کنترل‌کننده فازی:

- پاسخ بسیار نرم و بدون فراجاهش است. این ویژگی نشان‌دهنده پایداری بالای سیستم و کنترل مناسب نوسانات است.
- زمان صعود **4.58 ثانیه** و زمان نشست **7.252 ثانیه** بسیار طولانی است، که برای سیستم‌های حساس به زمان مناسب نیست. به عنوان مثال، در کاربردهایی که پاسخ سریع ضروری است (مانند کنترل هواپیما)، این کنترل‌کننده مناسب نخواهد بود.
- با این حال، این کنترل‌کننده در محیط‌هایی که پایداری اولویت اصلی است (مانند سیستم‌های زیستی، شیمیایی، یا فرآیندهای صنعتی) عملکرد بهتری خواهد داشت.

#### • کنترل‌کننده خودکار: (CHR)

- این کنترل‌کننده تعادل مناسبی بین سرعت و پایداری برقرار کرده است. پاسخ بدون فراجاهش و کاملاً پایدار است.
- زمان صعود **0.345 ثانیه** و زمان نشست **3.709 ثانیه** در میانه‌ی دو کنترل‌کننده دیگر قرار دارد، که نشان‌دهنده عملکرد کلی متعادل است.
- این ویژگی‌ها CHR را برای کاربردهای عمومی‌تر (مانند سیستم‌های صنعتی یا اتوماسیون) مناسب می‌کند، به‌ویژه در جایی که پایداری و سرعت هر دو اهمیت دارند.

#### • سیگنال خطا (Error Signals)

##### • زیگلر-نیکولز:

- خطا در ابتدا با سرعت زیاد کاهش پیدا می‌کند، اما نوسانات باقی‌مانده باعث می‌شود مدت بیشتری طول بکشد تا به صفر برسد.
- رفتار خطا بیانگر این است که کنترل‌کننده تمایل به ایجاد پاسخ سریع دارد اما با هزینه‌ی نوسانات بالا.

##### • کنترل‌کننده فازی:

- خطا به آرامی و به‌صورت تدریجی کاهش می‌یابد. این رفتار نشان‌دهنده طراحی مناسب کنترل‌کننده برای کاهش تغییرات ناگهانی است.
- اگرچه خطا به صفر نزدیک می‌شود، سرعت این کاهش کند است و ممکن است در کاربردهای حساس به زمان مناسب نباشد.

#### • کنترل‌کننده خودکار: (CHR)

- خطا سریع‌تر از کنترل‌کننده فازی کاهش می‌یابد و برخلاف زیگلر-نیکولز، بدون نوسانات اضافه به صفر می‌رسد.
- این ویژگی نشان‌دهنده تنظیم دقیق‌تر و کارآمدتر نسبت به زیگلر-نیکولز است.

## سیگنال کنترل (Control Signals)

### • زیگلر-نیکولز:

- سیگنال کنترل دامنه بالایی دارد و نوسانات زیادی را ایجاد می‌کند. این رفتار می‌تواند به فرسودگی یا آسیب به عملگرهای فیزیکی در سیستم منجر شود.
- کنترل‌کننده فشار زیادی روی سیستم اعمال می‌کند تا پاسخ سریع ایجاد شود، اما این فشار هزینه‌ی پایداری است.

### • کنترل‌کننده فازی:

- سیگنال کنترل نرم‌تر و با دامنه کمتر است. این ویژگی منجر به حفظ پایداری و کاهش فشار روی سیستم می‌شود.
- این رفتار برای سیستم‌هایی که نیاز به کنترل تدریجی دارند (مانند سیستم‌های بیولوژیکی یا فرآیندهای حساس شیمیایی) بسیار مناسب است.

### • کنترل‌کننده خودکار: (CHR)

- سیگنال کنترل ترکیبی از رفتار سریع زیگلر-نیکولز و پایداری کنترل‌کننده فازی را نشان می‌دهد.
- این سیگنال کنترل متعادل باعث می‌شود که سیستم هم پاسخ سریع و هم پایداری مناسب داشته باشد، بدون وارد آوردن فشار زیاد به عملگرها.

## ISE (Integral of Squared Error)

### • زیگلر-نیکولز:

- مقدار ISE برابر **0.571** نشان می‌دهد که خطاهای انباشته در این سیستم نسبتاً پایین است، اما نوسانات باقی‌مانده باعث افزایش مقدار خطا شده‌اند.

### • کنترل‌کننده فازی:

- مقدار ISE برابر **1.025** بالاترین مقدار بین کنترل‌کننده‌ها است، که نشان‌دهنده انباشت خطا به دلیل پاسخ کند و طولانی است.

### • کنترل‌کننده خودکار: (CHR)

- مقدار ISE برابر **0.568** است که نسبت به زیگلر-نیکولز بسیار مشابه است، اما بدون نوسانات اضافی و با پایداری بهتر.

## (IAE, ITAE)

- **IAE (Integral of Absolute Error):**

- مقدار IAE نشان‌دهنده انباشت مطلق خطا است:

- زیگلر-نیکولز: **0.767** :
- فازی **2.034**: بالاترین مقدار به دلیل پاسخ کند
- خودکار (CHR): **0.837**: پاسخی متعادل

- **ITAE (Integral of Time-weighted Absolute Error):**

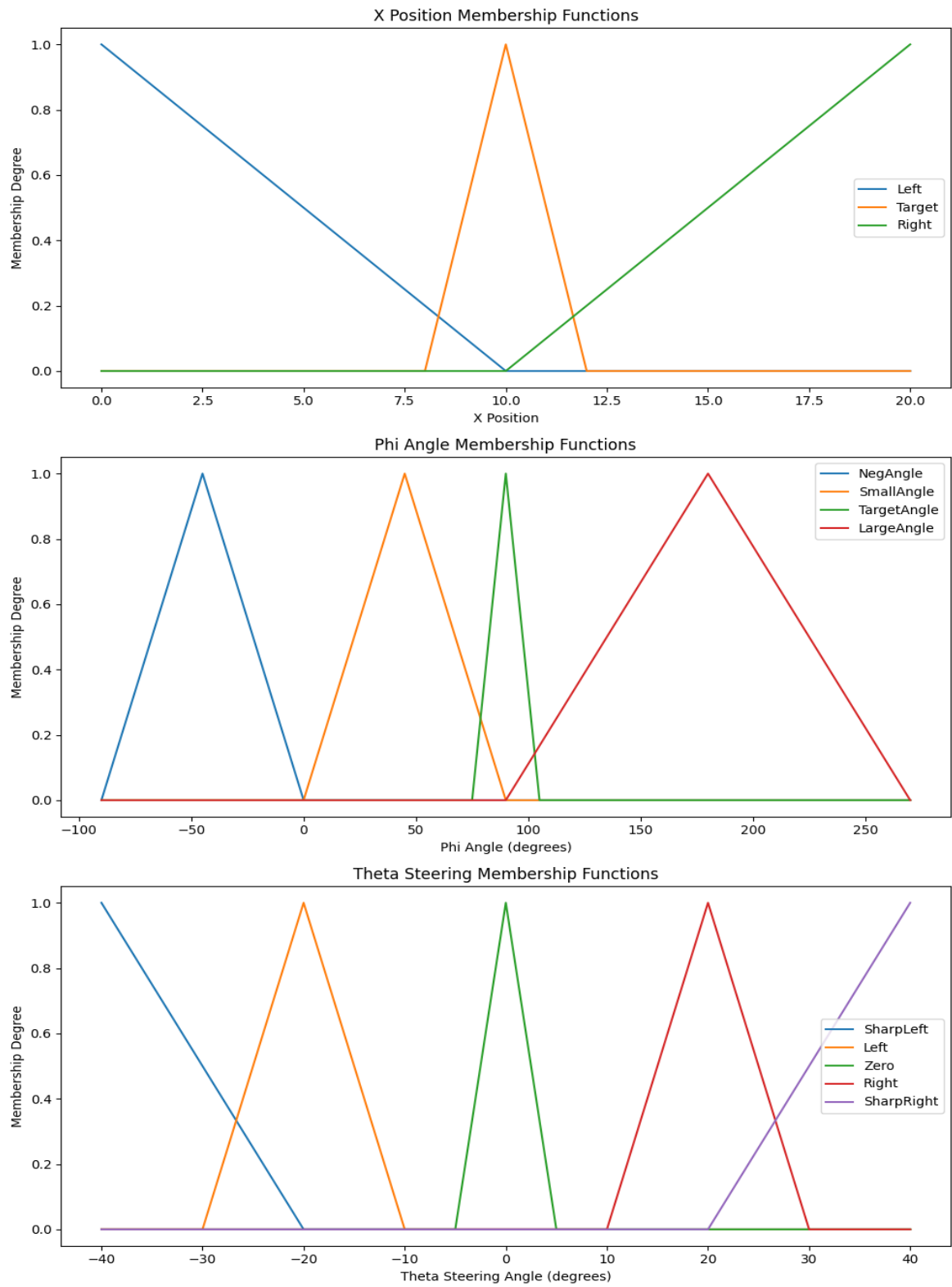
- مقدار ITAE بیانگر وزن‌دهی به خطا بر اساس زمان است:

- زیگلر-نیکولز **0.447**: به دلیل کاهش سریع خطا
- فازی **4.035**: بالاترین مقدار به دلیل زمان طولانی نشست
- خودکار (CHR): **0.708**: عملکردی مناسب و متعادل

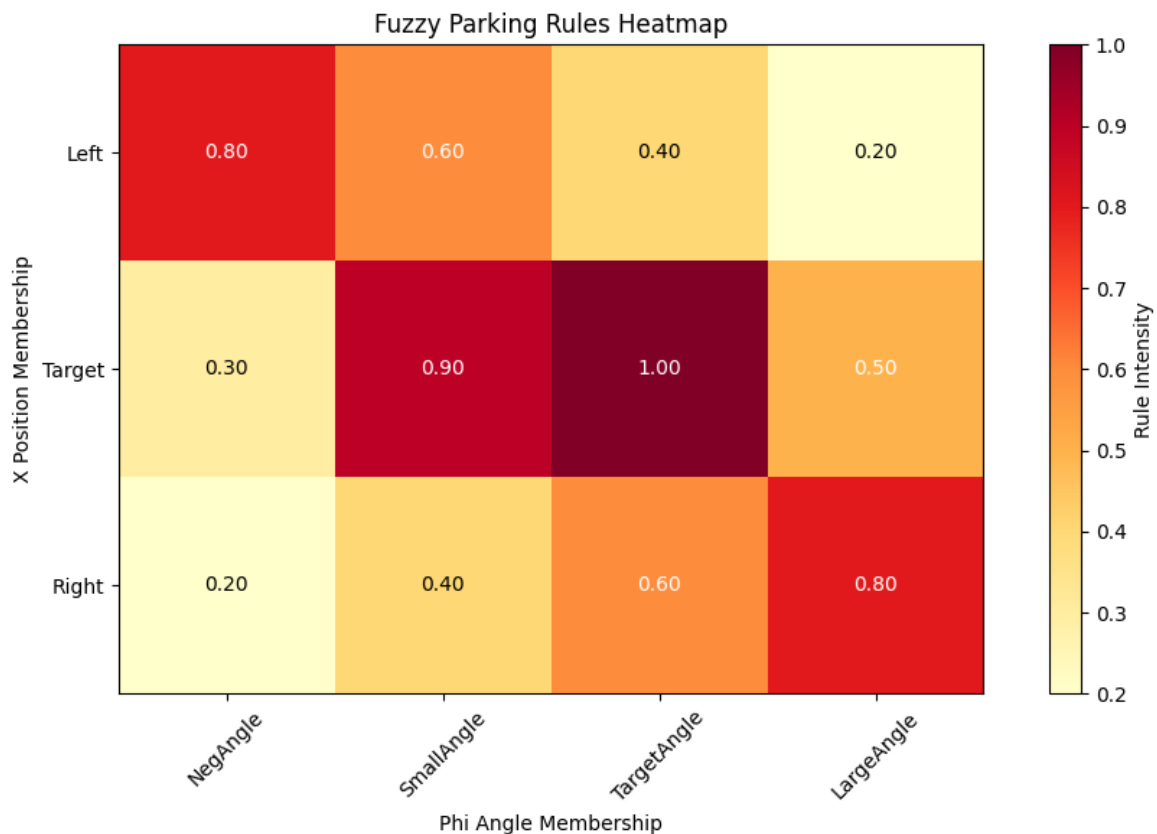
## نتیجه‌گیری کلی

- زیگلر-نیکولز برای کاربردهایی مناسب است که سرعت پاسخ و زمان صعود پایین اهمیت دارد، اما نوسانات و فراجهش زیاد آن ممکن است مشکلاتی ایجاد کند.
- کنترل‌کننده فازی برای سیستم‌هایی که به پایداری بالا و نوسانات کم نیاز دارند ایده‌آل است، اما سرعت پایین پاسخ، آن را برای کاربردهای حساس به زمان نامناسب می‌کند.
- کنترل‌کننده خودکار (CHR) ترکیبی از پایداری و سرعت مناسب ارائه می‌دهد و برای کاربردهای عمومی‌تر و متعادل بسیار مناسب است.

## پرسش ۲







### توابع عضویت (Membership Functions)

#### X Position

- **Left:** نشان دهنده مقادیر  $x < 10$  است که در این سیستم به عنوان موقعیت سمت چپ هدف در نظر گرفته شده.
- **Target:** یک ناحیه کوچک اطراف  $x = 10$  است که موقعیت ایده آل برای پارک کردن خودرو را مشخص می کند.
- **Right:** نشان دهنده مقادیر  $x > 10$  است که به عنوان موقعیت سمت راست هدف تعریف شده.

#### Phi Angle

- **NegAngle:** زوایای منفی (چرخش به سمت چپ) را پوشش می دهد.
- **SmallAngle:** زوایای کوچک و مثبت که به آرامی به سمت  $90^\circ$  حرکت می کنند.
- **TargetAngle:** حول زاویه هدف  $90^\circ$  تمرکز دارد.
- **LargeAngle:** زوایای بزرگتر از  $90^\circ$  تا  $270^\circ$  را پوشش می دهد.

#### Theta Steering

- **SharpLeft و SharpRight:** برای تنظیمات شدید فرمان طراحی شده‌اند.
- **Left و Right:** تغییرات ملایم‌تر فرمان را نشان می‌دهند.
- **Zero:** نشان‌دهنده حالتی است که نیازی به تغییر فرمان نیست.

### تحلیل:

- این طراحی به خودرو اجازه می‌دهد که با حرکات مختلف، از تنظیمات ملایم تا شدید، موقعیت و زاویه خود را اصلاح کند.
- تمرکز بر زوایای نزدیک  $0^\circ$  نشان می‌دهد که سیستم به تنظیمات دقیق در نزدیکی هدف اهمیت می‌دهد.

### Heatmap: مربوط به قوانین فازی

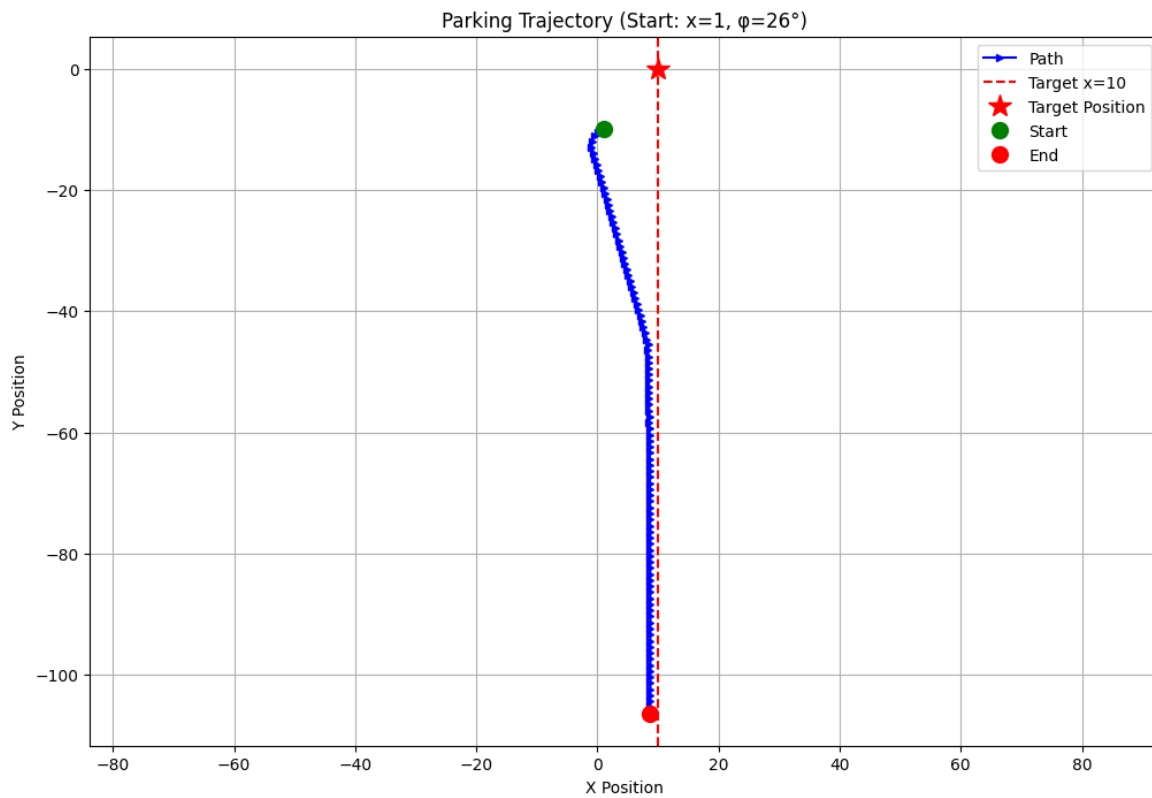
این تصویر شدت تأثیر قوانین مختلف را بین توابع عضویت  $\phi$  و  $x$  نشان می‌دهد.

### شدت قوانین

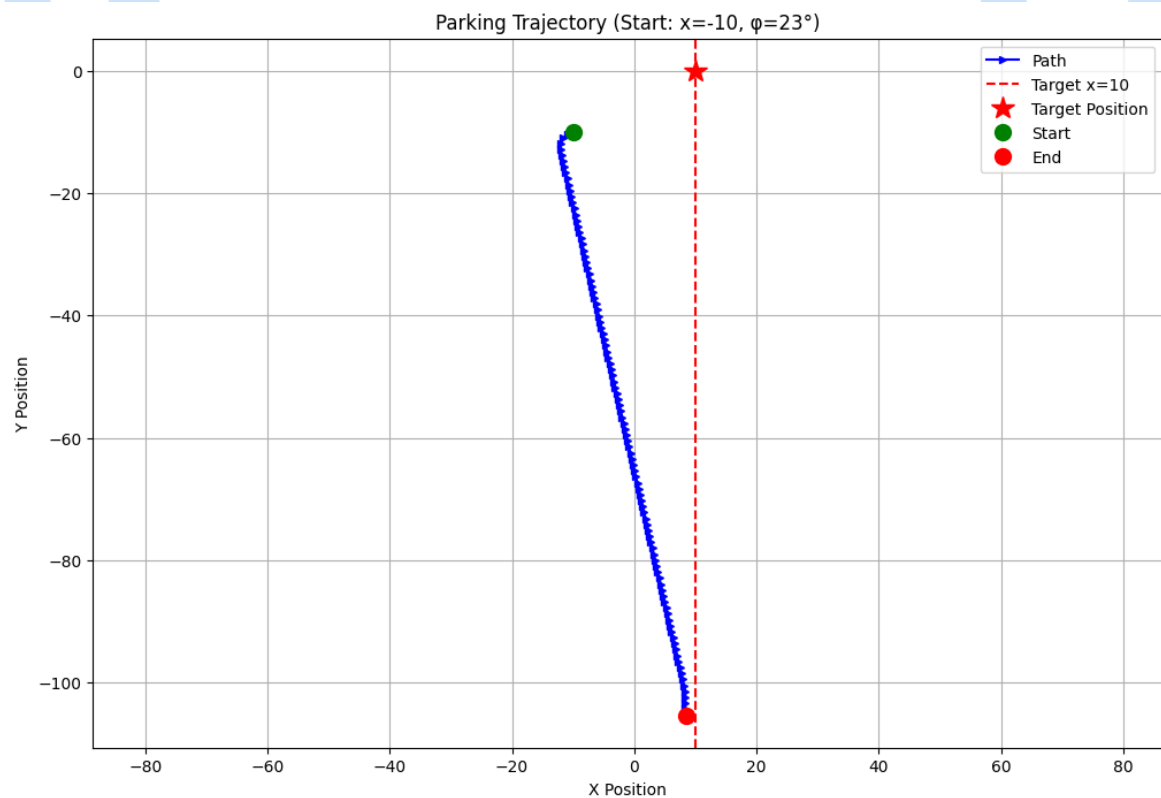
- رنگ‌های تیره‌تر (قرمز پررنگ) نشان‌دهنده تأثیرگذاری بالای قوانین در آن محدوده هستند.
- مقدار ۱.۰ (قرمز پررنگ‌ترین) نشان می‌دهد که قانون مربوطه بیشترین شدت اعمال را در آن نقطه دارد.

### تحلیل:

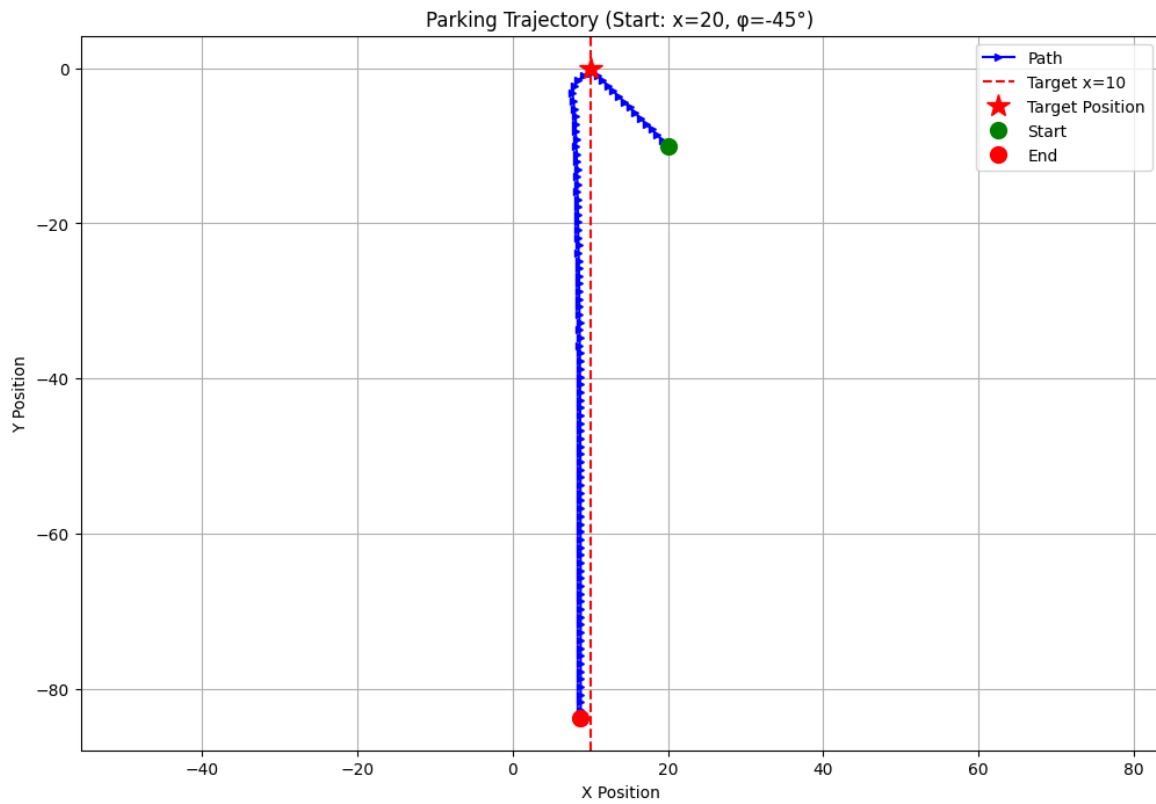
- **Target x و TargetAngle  $\phi$ :** همان‌طور که انتظار می‌رود، در تقاطع این نواحی شدت قوانین بسیار بالاست (نقطه مرکزی).
- **Left x و SmallAngle  $\phi$ :** برای موقعیت‌های سمت چپ و زوایای کوچک، سیستم تأثیر ملایمی دارد.
- **Right x و LargeAngle  $\phi$ :** سیستم برای موقعیت‌های سمت راست و زوایای بزرگ نیز شدت قابل توجهی در تنظیم فرمان اعمال می‌کند.



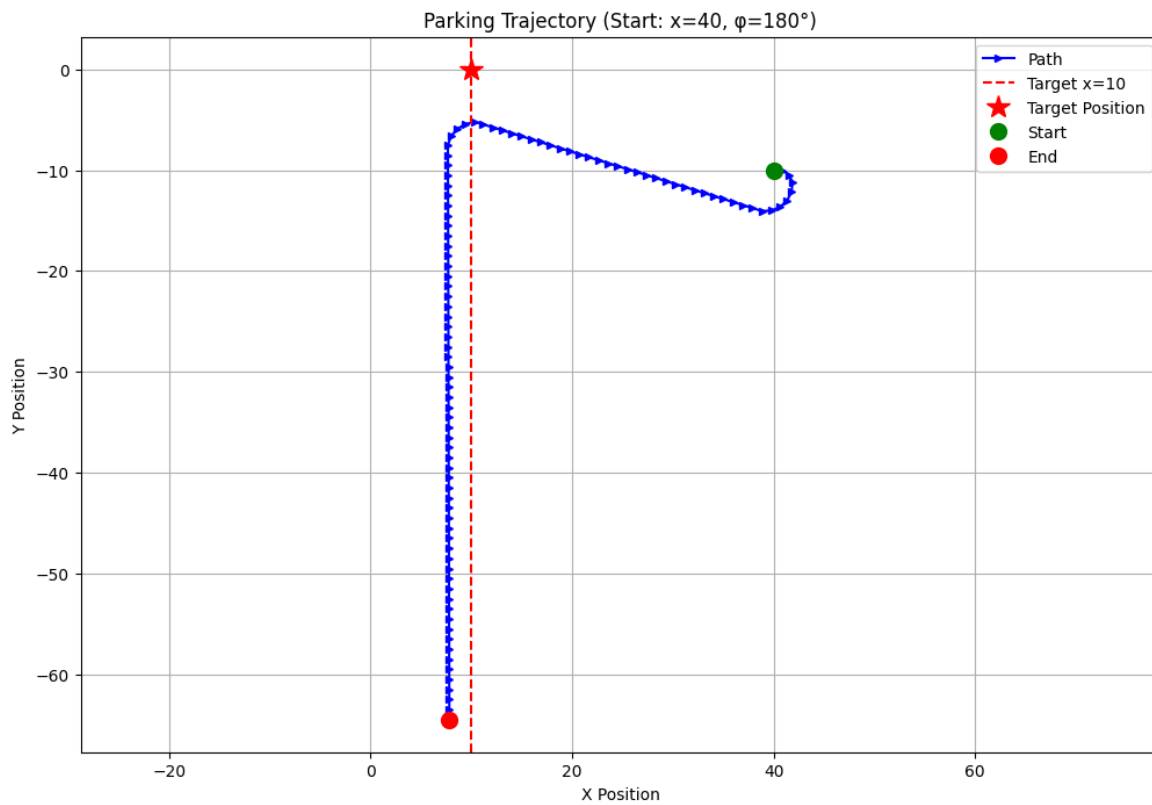
Target:  $x=10.00$ ,  $\varphi=90.00$   
 Final:  $x=8.74$ ,  $\varphi=90.11$   
 Error:  $x=1.26$ ,  $\varphi=0.1$



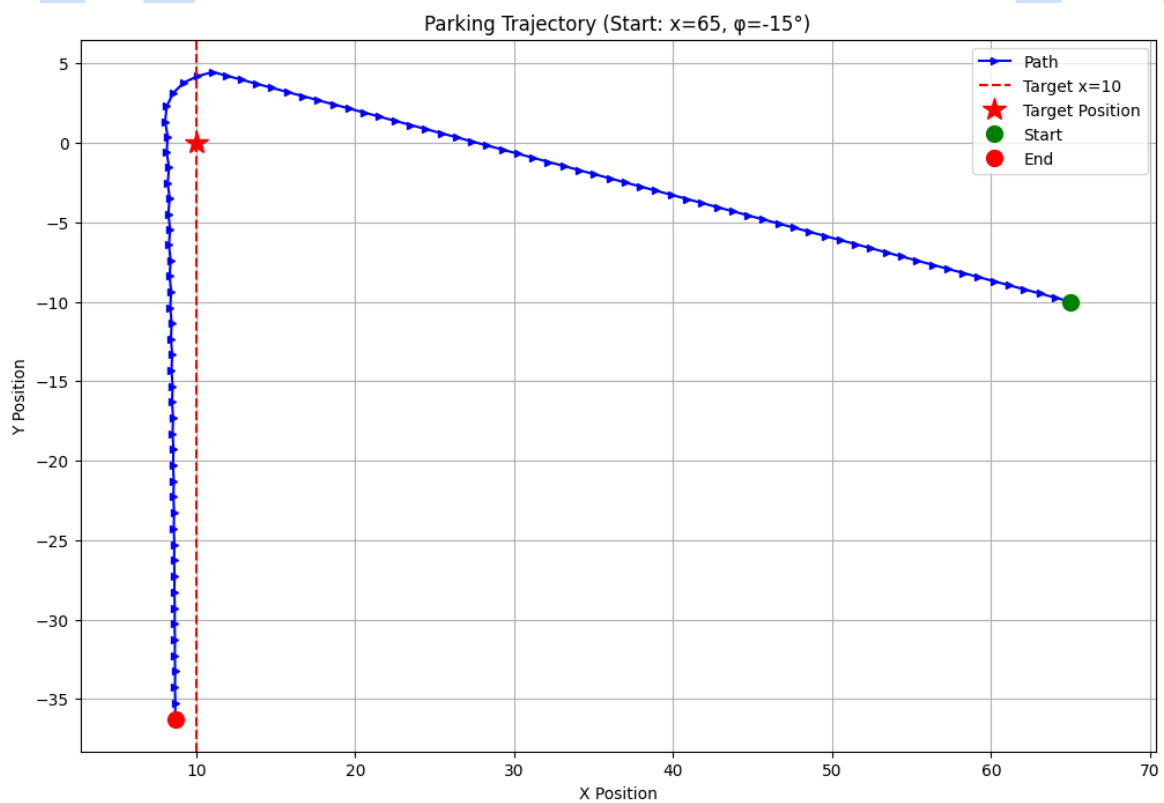
Target:  $x=10.00$ ,  $\varphi=90.00$   
Final:  $x=8.43$ ,  $\varphi=87.05$   
Error:  $x=1.57$ ,  $\varphi=2.95$



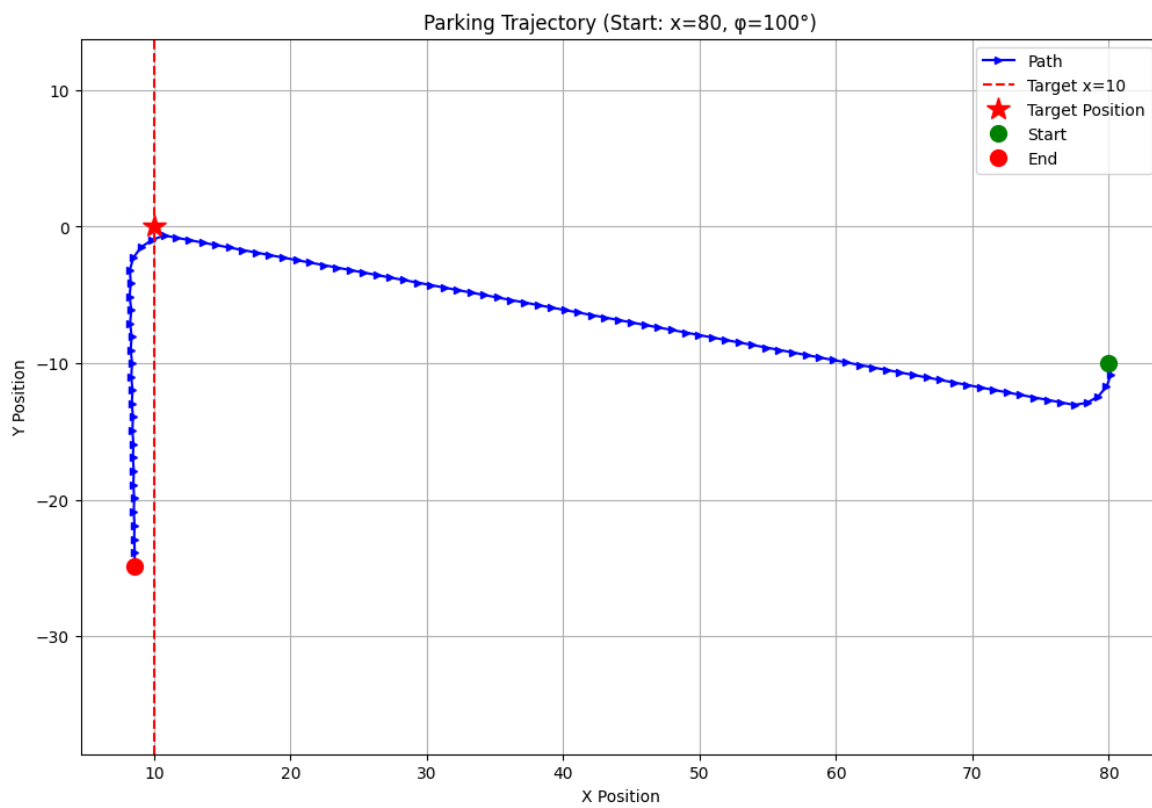
Target:  $x=10.00$ ,  $\varphi=90.00$   
Final:  $x=8.74$ ,  $\varphi=90.08$   
Error:  $x=1.26$ ,  $\varphi=0.08$



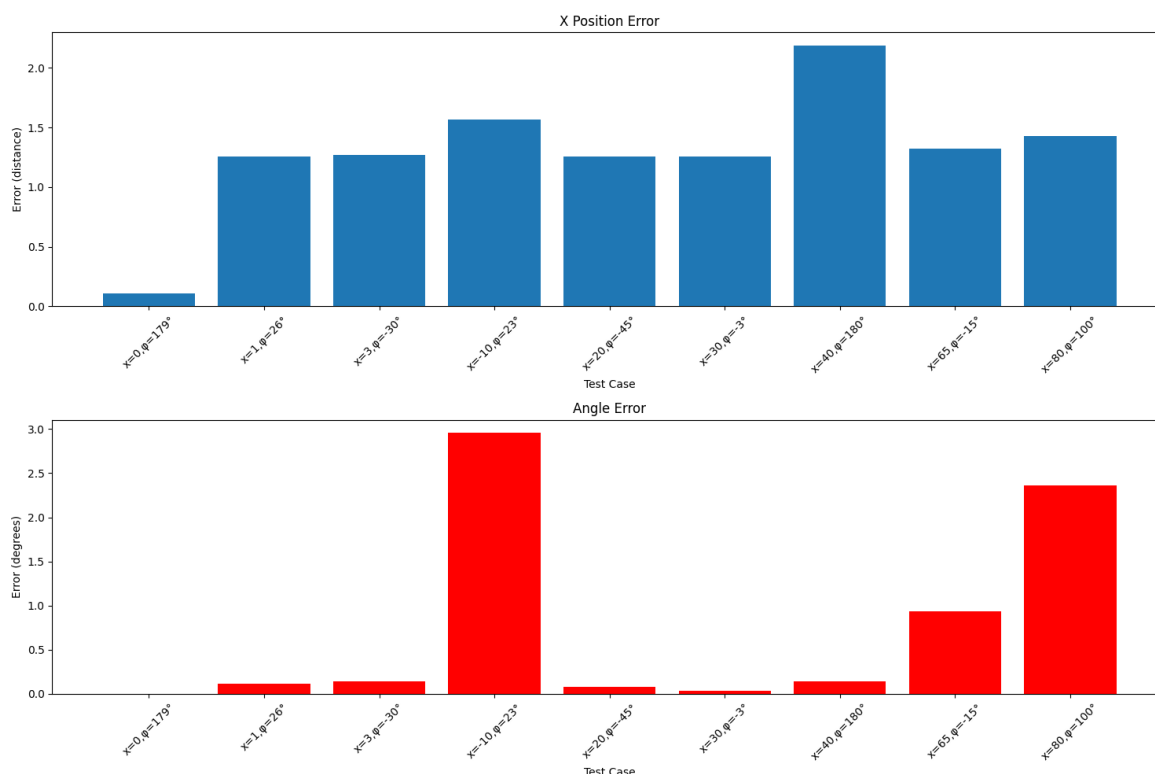
Target:  $x=10.00, \varphi=90.00$   
 Final:  $x=7.81, \varphi=90.14$   
 Error:  $x=2.19, \varphi=0.14$



Target:  $x=10.00$ ,  $\varphi=90.00$   
Final:  $x=8.68$ ,  $\varphi=90.94$   
Error:  $x=1.32$ ,  $\varphi=0.94$



Target:  $x=10.00$ ,  $\varphi=90.00$   
Final:  $x=8.57$ ,  $\varphi=92.36$   
Error:  $x=1.43$ ,  $\varphi=2.36$



Error Statistics:  
 X Position - Mean Error: 1.2946  
 X Position - Max Error: 2.1887  
 Angle - Mean Error: 0.7517  
 Angle - Max Error: 2.9544

میانگین خطای موقعیت x برابر با 1.2946 است که نشان می‌دهد سیستم به طور متوسط در دستیابی به موقعیت هدف x=10 عملکرد قابل قبولی دارد اما هنوز خطاهایی وجود دارد که در برخی موارد ممکن است محسوس باشد. حداکثر خطای موقعیت x=2.1887 نیز نشان می‌دهد که در برخی تست‌های خاص، مانند موقعیت‌های بسیار دور یا با زاویه‌های دشوار، سیستم توانایی کافی برای تنظیم دقیق موقعیت را ندارد. از طرف دیگر، میانگین خطای زاویه  $\phi$  برابر با  $0.7517^\circ$  است که بسیار کوچک و نشان‌دهنده تنظیم مناسب زاویه در بیشتر تست‌ها است، اما حداکثر خطای زاویه  $\phi=2.9544^\circ$  به این معناست که در موارد خاصی (مانند زوایای مخالف هدف یا تست‌هایی با پیچیدگی بالا)، سیستم نتوانسته زاویه را به طور دقیق تنظیم کند.

این مقادیر بیانگر عملکرد کلی خوب سیستم فازی برای سناریوهای استاندارد است، اما برای موقعیت‌ها یا زاویه‌های چالش‌برانگیز به قوانین فازی یا توابع عضویت بیشتری برای بهبود دقت نیاز است.

## پرسش ۳

### سیستم ۱

#### سیستم:

- این داده مربوط به سیستم "توپ و میله" است که یکی از سیستم‌های آزمایشگاهی برای مطالعه کنترل سیستم‌های غیرخطی می‌باشد.
- ورودی سیستم زاویه میله (beam) است.
- خروجی سیستم موقعیت توپ روی میله است.

#### ویژگی داده‌ها:

- زمان نمونه‌برداری 0.10 ثانیه.
- تعداد نمونه‌ها 1000.
- دو ستون در داده وجود دارد: ستون اول ورودی سیستم (زاویه میله) و ستون دوم خروجی (موقعیت توپ).

- Data shape: (1000, 2)
- Sequences shape: (997, 3, 2)
- Targets shape: (997,)

داده اولیه شامل ۱۰۰۰ نمونه (ورودی و خروجی) است. برای مدل، این داده به 997 دنباله با ۳ گام زمانی (هر دنباله شامل ۳ نمونه قبلی) تقسیم شده است و هدف (Target) مقدار خروجی گام بعدی در هر دنباله است.

#### آموزش مدل:

- مدل در طول 50 اپیاک آموزش داده شده است.
- نمودار کاهش خطا در طول آموزش نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل است، زیرا هم خطای آموزش (Training Loss) و هم خطای اعتبارسنجی (Validation Loss) کاهش یافته‌اند.
- مدل پس از حدود 20-25 اپیاک به همگرایی رسیده است و خطای اعتبارسنجی پس از این مرحله تقریباً ثابت باقی مانده است.



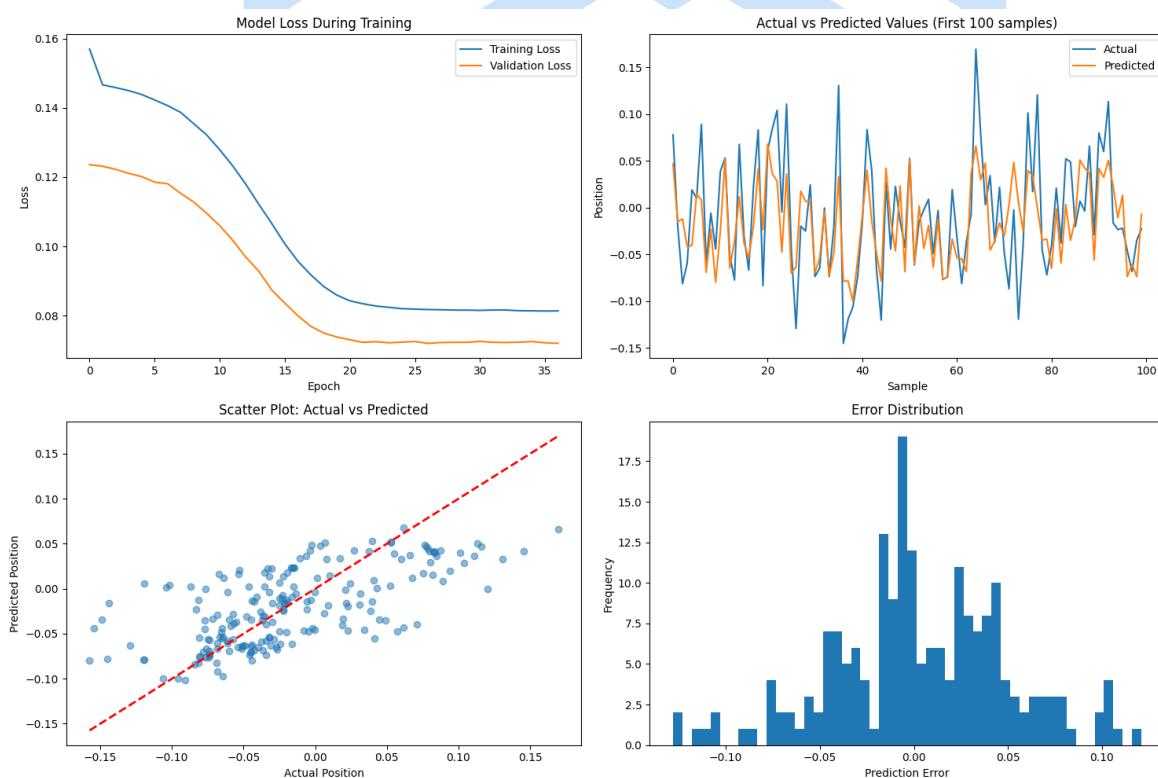
## عملکرد مدل:

**MSE:** 0.00219 (میانگین مربعات خطا)

**RMSE:** 0.0468 (جذر میانگین مربعات خطا)

**MAE:** 0.0362 (میانگین قدر مطلق خطا)

مقادیر خطا نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل در پیش‌بینی موقعیت توپ است



مدل از دست دادن خطا: (Model Loss During Training)

### • تحلیل روند:

- نمودار خطای آموزش و اعتبارسنجی نشان می‌دهد که مدل در طول ۳۷ اپوک به خوبی به همگرایی رسیده است.
- کاهش تدریجی خطای اعتبارسنجی (Validation Loss) و آموزش (Training Loss) بیانگر یادگیری مؤثر مدل است.

- از اپوک ۲۰ به بعد، مدل به تقریباً حالت اشباع می‌رسد و کاهش چشمگیری در خطا مشاهده نمی‌شود.
- اختلاف جزئی بین خطای آموزش و اعتبارسنجی در مراحل پایانی آموزش نشان‌دهنده یک مدل خوب و عدم بیش‌برازش (Overfitting) است.

مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده: (Actual vs Predicted Values)

#### • تحلیل:

- نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده نشان می‌دهد که مدل به خوبی توانسته است مقادیر خروجی سیستم را در بسیاری از نمونه‌ها تقریباً با دقت زیاد پیش‌بینی کند.
- با این حال، در برخی نواحی تفاوت‌های محسوسی دیده می‌شود که ممکن است به دلیل پیچیدگی سیستم یا غیرخطی بودن دینامیک باشد.

#### • نقاط ضعف:

- خطای بالا در برخی نمونه‌های خاص (احتمالاً تغییرات شدید دینامیک سیستم یا نویز در داده‌ها).
- مدل ممکن است برای این نمونه‌های خاص به اندازه کافی پیچیده نباشد.

#### • راه‌حل:

- استفاده از مدل‌هایی با دقت بیشتر در شناسایی رفتار غیرخطی، مانند شبکه‌های LSTM یا GRU.
- بررسی داده‌های آموزشی برای بررسی وجود نویز یا داده‌های پرت.

نمودار پراکندگی: مقادیر واقعی در مقابل پیش‌بینی‌شده: (Scatter Plot: Actual vs Predicted)

#### • تحلیل:

- این نمودار خطای مدل را به صورت گسترده نمایش می‌دهد.
- وجود نقاط نزدیک به خط قرمز، خط  $y=x$  نشان‌دهنده هم‌خوانی بالا بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده است.
- در برخی نمونه‌ها (به‌خصوص در خروجی‌های بسیار کوچک و بزرگ)، مدل نتوانسته است دقت کامل داشته باشد.
- خطای بیشتر در نواحی لبه‌ای (حداقل و حداکثر) نشان‌دهنده چالش مدل در پیش‌بینی تغییرات شدید است.

#### • راه‌حل:

- استفاده از تکنیک‌های داده‌افزایی (Data Augmentation) برای تأمین داده‌های بیشتر در محدوده‌های لبه‌ای.
- تنظیمات پیشرفته‌تر هیپراپارامترهای مدل.

توزیع خطا: (Error Distribution)

• تحلیل:

- خطاها دارای توزیعی تقریباً نرمال و متقارن هستند که نشان‌دهنده پایداری مدل است.
- مقدار خطای بیشتر حول مقدار صفر متمرکز است که نشانه پیش‌بینی‌های دقیق است.
- نمونه‌هایی با خطای بالا به ندرت در داده‌ها دیده می‌شوند.

• راه‌حل:

- برای کاهش خطاهای بزرگ، می‌توان از الگوریتم‌های Ensemble (ترکیب چند مدل) استفاده کرد.
- تحلیل بیشتر داده‌های پرت برای بهبود عملکرد مدل.

جمع‌بندی:

۱. **عملکرد مدل:** مدل به خوبی رفتار غیرخطی سیستم را یاد گرفته است و با دقت قابل قبولی خروجی‌ها را پیش‌بینی می‌کند.
۲. **خطاها:** توزیع خطاها نشان‌دهنده پایداری مدل است، اما نقاطی با خطای بالا وجود دارند.

## سیستم ۲

### نوع سیستم:

این سیستم مربوط به مدل یک ژنراتور بخار (Steam Generator) در نیروگاه Abbott در Champaign، ایالت ایلینوی، ایالات متحده است. مدل توسط جیروا اسپینوسا و همکارانش توسعه یافته و برای شناسایی و کنترل سیستم‌های صنعتی استفاده می‌شود.

### مشخصات داده‌ها:

#### • منبع داده:

داده‌ها از مدل شبیه‌سازی یک ژنراتور بخار استخراج شده‌اند که در مقاله "Pellegrinetti and Benstman" توصیف شده است.

• تعداد نمونه‌ها: 9600 نمونه.

• فاصله نمونه‌برداری: هر ۳ ثانیه.

#### • ورودی‌ها: (Inputs)

۱. Fuel :  $u_1$  سوخت

مقادیر ورودی سوخت، مقیاس شده بین ۰ تا ۱.

۲. Air :  $u_2$  هوا

مقادیر ورودی هوا، مقیاس شده بین ۰ تا ۱.

۳. Reference level :  $u_3$  سطح مرجع

سطح مرجع در واحد اینچ.

۴. Disturbance :  $u_4$  اختلال

اختلالات تعریف شده توسط سطح بار.

#### • خروجی‌ها: (Outputs)

۱. y1: Drum pressure

فشار درام، بر حسب PSI پوند بر اینچ مربع

۲. y2: Excess oxygen

درصد اکسیژن اضافی در گازهای خروجی.

۳. y3: Level of water

سطح آب در داخل درام.

۴. y4: Steam flow

جریان بخار بر حسب کیلوگرم بر ثانیه.

## ویژگی‌های سیستم:

- رفتار غیرخطی:

مدل ژنراتور بخار یک سیستم صنعتی غیرخطی است که برای طراحی کنترلرها بسیار مناسب است.

- ویژگی شناسایی:

سطح آب با اعمال یک عمل فیدفوروارد (feedforward) بر مبنای جریان بخار و یک کنترل کننده PI پایدار شده است:

- هدف شناسایی:

شناسایی رفتار سیستم برای کنترل و پیش‌بینی خروجی‌ها (مانند فشار درام و جریان بخار) با استفاده از مدل‌های فازی یا تکنیک‌های دیگر.

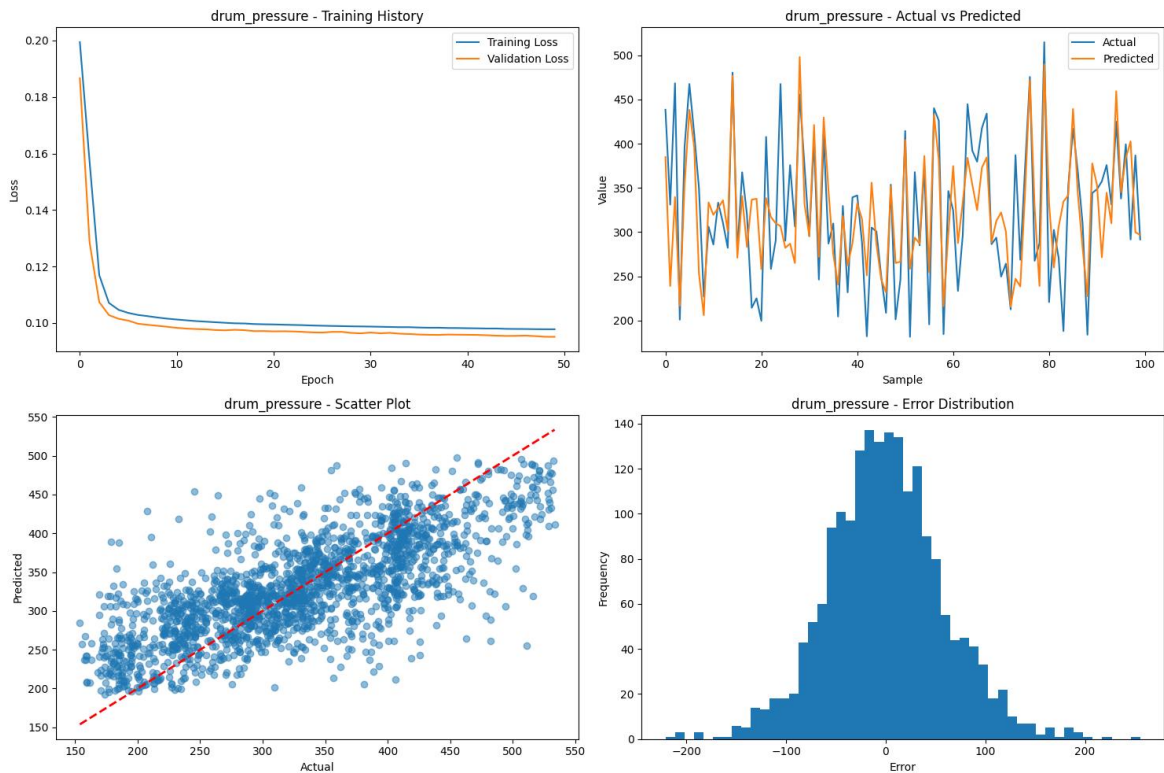
## ساختار داده‌ها:

- ستون‌ها:

۱. ستون ۱: زمان (time-steps).
۲. ستون ۲: ورودی سوخت.
۳. ستون ۳: ورودی هوا.
۴. ستون ۴: سطح مرجع.
۵. ستون ۵: اختلال.
۶. ستون ۶: فشار درام.
۷. ستون ۷: اکسیژن اضافی.
۸. ستون ۸: سطح آب.
۹. ستون ۹: جریان بخار.

## دسته‌بندی سیستم:

این سیستم در دسته فرایندهای صنعتی (Process Industry Systems) قرار می‌گیرد و برای شناسایی، کنترل و طراحی سیستم‌های پیشرفته کنترلی کاربرد دارد.



Metrics for drum\_pressure:  
MSE: 3441.556522  
RMSE: 58.664781  
MAE: 45.362743  
 $R^2$ : 0.538095

خروجی اول: فشار درام (Drum Pressure)

تحلیل تاریخچه آموزش:

- **Training Loss و Validation Loss** هر دو به مرور کاهش یافته و همگرا شده‌اند.
- مدل پس از چند اپوک (حدود ۱۰) بهبود قابل توجهی نشان داده است و در نهایت به خطای پایدار رسیده است.

عملکرد مدل:

- **MSE:** 3441.56
- **RMSE:** 58.66
- **MAE:** 45.36
- **$R^2$ :** 0.538

دقت مدل متوسط است و حدود 53.8% از واریانس داده‌ها را توضیح می‌دهد.

توزیع خطا:

- توزیع خطا تقریباً نرمال است، اما دارای پراکندگی قابل توجهی در اطراف مقدار صفر است.

توضیح نمودارها:

#### Training History:

- این نمودار نشان می‌دهد که **Training Loss** و **Validation Loss** هر دو در ابتدا بسیار بالا بوده و به مرور زمان کاهش یافته‌اند.
- مدل پس از حدود 10 اپوک به یک مقدار پایدار در خطا رسیده است.
- تفاوت بین **Training Loss** و **Validation Loss** بسیار ناچیز است که نشان می‌دهد مدل دچار **Overfitting** نشده است.

#### Actual vs Predicted:

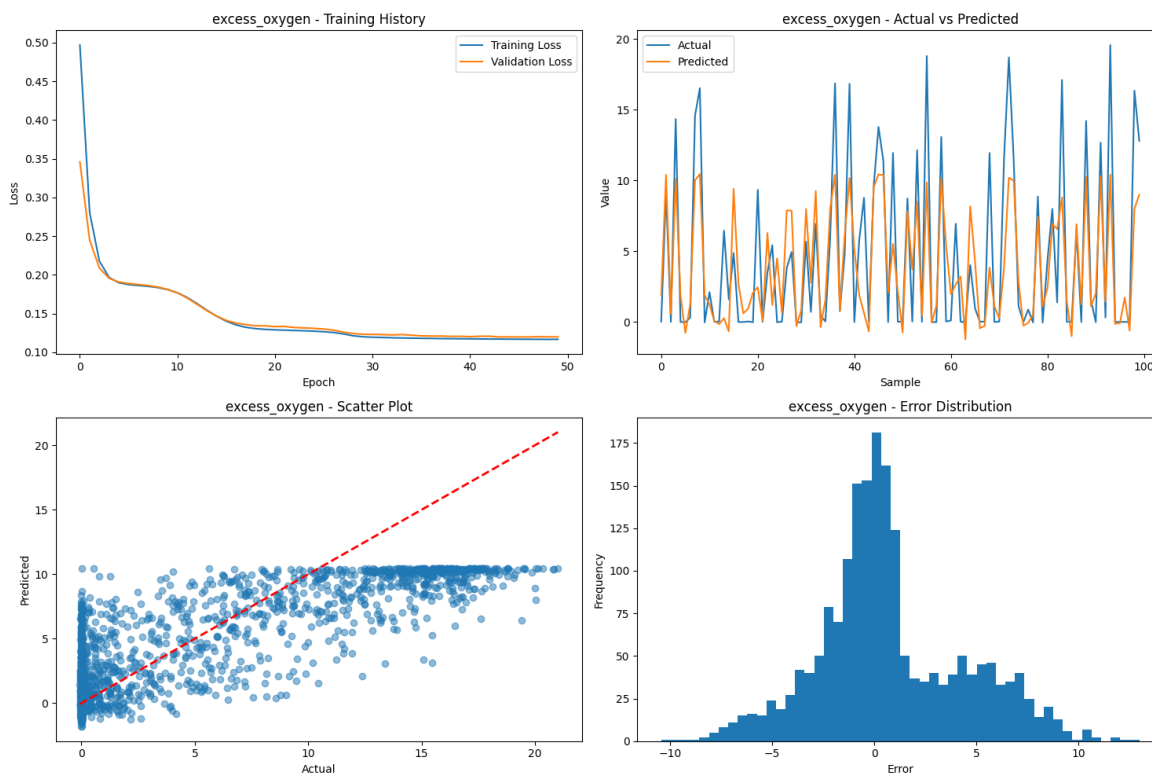
- این نمودار مقایسه‌ای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده در یک بازه زمانی از داده‌های آزمایشی است.
- خطای پیش‌بینی زیاد است و پیش‌بینی مدل کاملاً تطابق ندارد.
- این عدم تطابق نشان می‌دهد مدل در این خروجی دقت کافی ندارد.

#### Scatter Plot:

- این نمودار نشان می‌دهد که نقاط پیش‌بینی‌شده مدل در اطراف خط قرمز (پیش‌بینی ایده‌آل) پراکندگی زیادی دارند.
- در بازه‌های بالاتر فشار، پیش‌بینی‌ها دقت کمتری دارند.

#### Error Distribution:

- خطاها تقریباً نرمال هستند اما پراکندگی گسترده‌ای دارند.
- این پراکندگی نشان‌دهنده وجود خطاهای بزرگ در برخی نمونه‌ها است.



Metrics for excess\_oxygen:  
MSE: 13.305049  
RMSE: 3.647609  
MAE: 2.668757  
 $R^2$ : 0.658389

## خروجی دوم: اکسیژن اضافی (Excess Oxygen)

### تحلیل تاریخچه آموزش:

- **Training Loss و Validation Loss** به طور پیوسته کاهش یافته و مدل به خوبی همگرا شده است.
- نرخ همگرایی نسبت به خروجی فشار درام سریع تر بوده است.

### عملکرد مدل:

- **MSE:** 13.30
- **RMSE:** 3.65
- **MAE:** 2.67
- **$R^2$ :** 0.658
- دقت این مدل نسبت به خروجی قبلی بهتر است و توانسته **65.8%** از واریانس داده‌ها را توضیح دهد.



## توزیع خطا:

- خطاها نرمال تر از خروجی اول هستند و میزان خطاها کمتر است.

## Training History:

- این نمودار نشان می‌دهد که خطاها (Loss) به سرعت کاهش یافته و مدل به خوبی همگرا شده است.
- تفاوت بین **Training Loss** و **Validation Loss** کم است، که نشان‌دهنده تعمیم مناسب مدل برای داده‌های آزمایشی است.

## Actual vs Predicted:

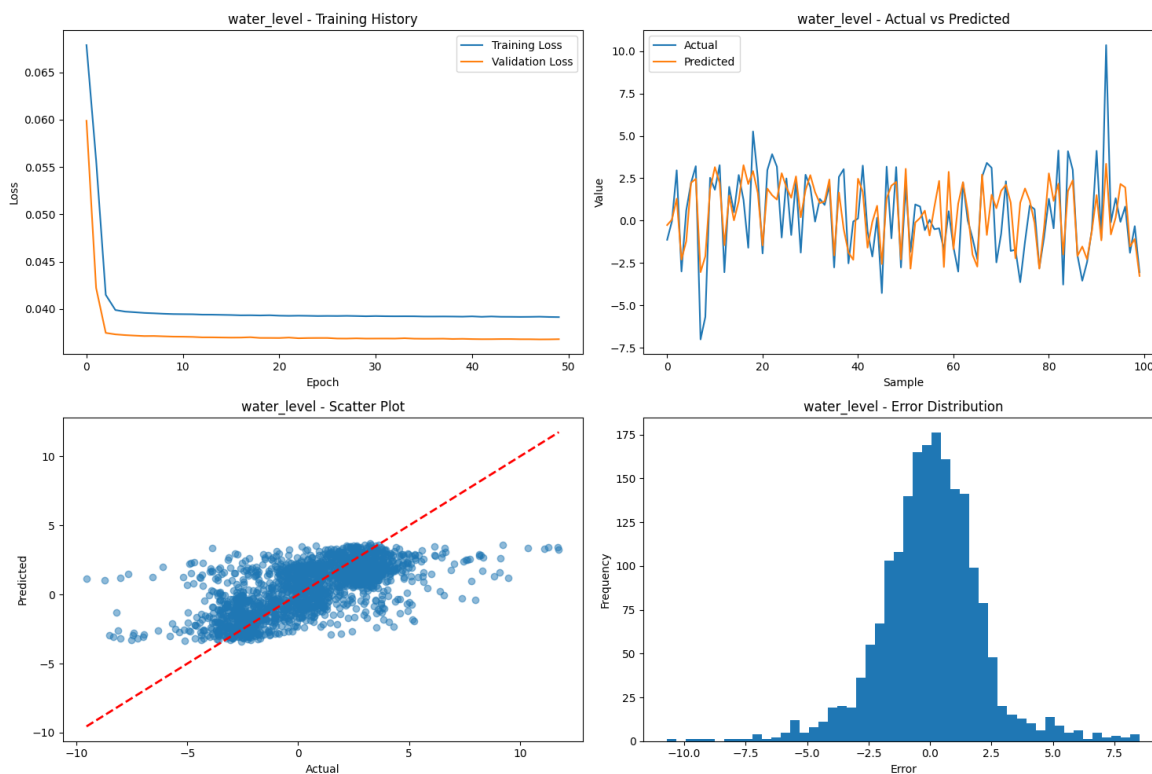
- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده در این خروجی تطابق بیشتری دارند.
- پیش‌بینی مدل برای این خروجی بهتر از خروجی فشار درام است، اما هنوز خطاهای قابل توجهی وجود دارد.

## Scatter Plot:

- نقاط پیش‌بینی شده نزدیک تر به خط ایده‌آل (خط قرمز) قرار دارند.
- در مقادیر پایین اکسیژن اضافی، مدل توانسته دقت بالاتری ارائه دهد.

## Error Distribution:

- توزیع خطاها بسیار نرمال تر و متمرکزتر از خروجی اول است.
- این توزیع نشان می‌دهد مدل عملکرد بهتری در این خروجی داشته است.



#### Metrics for water\_level

MSE: 4.387003  
 RMSE: 2.094517  
 MAE: 1.526109  
 $R^2$ : 0.429586

خروجی سوم: سطح آب (Water Level)

تحلیل تاریخچه آموزش:

- مدل به سرعت به خطای پایدار رسیده است (پس از حدود ۱۰ اپوک).
- **Training Loss و Validation Loss** همگرا شده‌اند، اما به نظر می‌رسد پیشرفت مدل محدود بوده است.

عملکرد مدل:

- **MSE:** 4.39
- **RMSE:** 2.09
- **MAE:** 1.53
- **$R^2$ :** 0.429

○ دقت این مدل کمتر از خروجی‌های دیگر است و فقط **42.9%** از واریانس داده‌ها را توضیح می‌دهد.

## توزیع خطا:

- خطاها نرمال هستند، اما مقدار خطاها کمی بیشتر از حد انتظار است.

## Training History:

- مدل به سرعت و پس از چند اپوک اولیه به خطای پایدار رسیده است.
- فاصله بین **Training Loss** و **Validation Loss** کوچک است، اما مدل پیشرفت چندانی پس از اپوک‌های اولیه نداشته است.

## Actual vs Predicted:

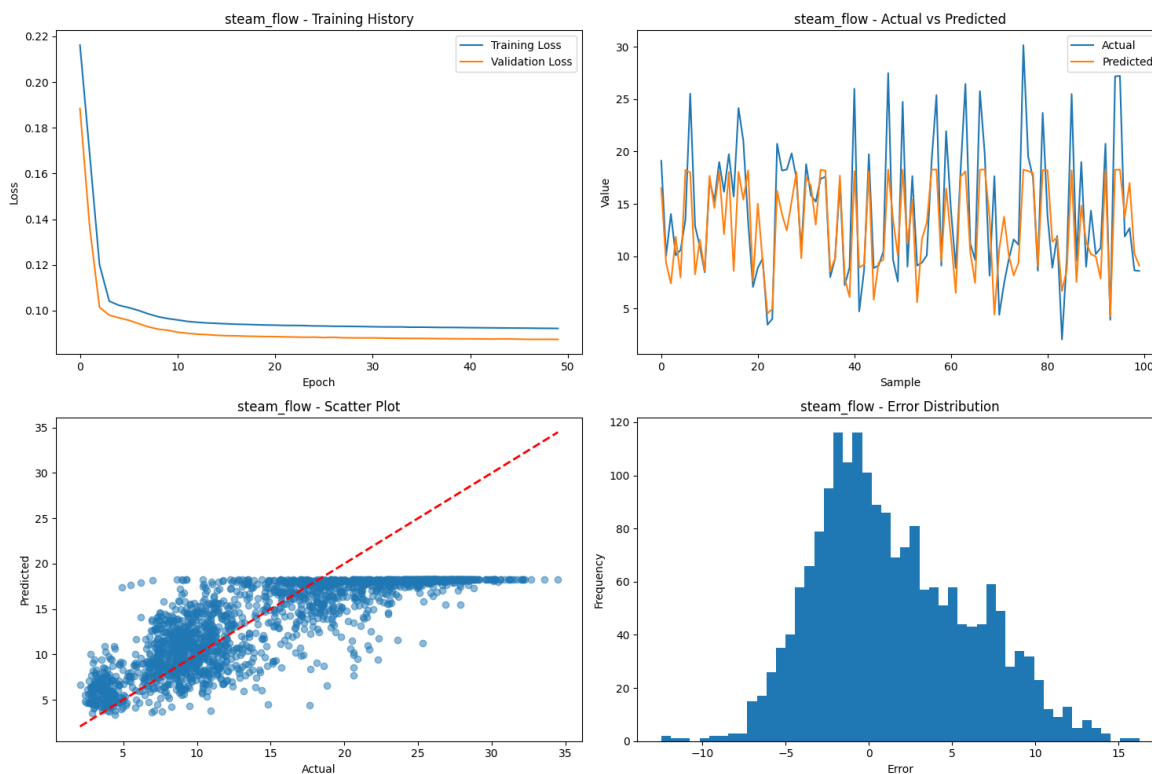
- تطابق بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده کمتر از خروجی دوم است.
- خطاها به طور منظم توزیع نشده‌اند، و این نشان می‌دهد مدل دقت کمتری در این خروجی دارد.

## Scatter Plot:

- نقاط پیش‌بینی شده پراکندگی زیادی دارند و فاصله قابل توجهی از خط ایده‌آل دارند.
- این نشان‌دهنده خطاهای زیاد در پیش‌بینی مقادیر سطح آب است.

## Error Distribution:

- توزیع خطاها نرمال است اما پهنای گسترده‌ای دارد.
- مدل در برخی نمونه‌ها خطاهای بزرگی داشته است.



Metrics for steam\_flow:

MSE: 23.205295

RMSE: 4.817187

MAE: 3.769709

$R^2$ : 0.591476

خروجی چهارم: جریان بخار (Steam Flow)

تحلیل تاریخچه آموزش:

- مدل همگرا شده و **Training Loss** و **Validation Loss** کاهش یافته‌اند.
- نرخ همگرایی مشابه خروجی اول و دوم بوده است.

عملکرد مدل:

- **MSE:** 23.20
- **RMSE:** 4.82
- **MAE:** 3.77
- **$R^2$ :** 0.591

○ این مدل دقت متوسطی داشته و توانسته **59.1%** از واریانس داده‌ها را توضیح دهد.

توزیع خطا:

- توزیع خطا نرمال است، اما پراکندگی بیشتری نسبت به خروجی دوم دارد.

#### Training History:

- **Training Loss** و **Validation Loss** به طور مشابه کاهش یافته‌اند و همگرایی رخ داده است.
- خطای مدل پس از حدود 120 اپوک پایدار شده است.

#### Actual vs Predicted:

- مقادیر پیش‌بینی شده تطابق بهتری با مقادیر واقعی دارند، اما هنوز در برخی مقادیر اختلاف قابل توجهی دیده می‌شود.
- پیش‌بینی مدل در این خروجی بهتر از خروجی اول و سوم است.

#### Scatter Plot:

- نقاط پیش‌بینی شده نزدیک‌تر به خط ایده‌آل هستند، اما در مقادیر بالاتر جریان بخار پراکندگی بیشتری دارند.
- مدل توانسته به دقت متوسطی برسد.

#### Error Distribution:

- توزیع خطاها نرمال است و گستردگی کمتری نسبت به خروجی اول دارد.
- خطاها در محدوده‌ی قابل قبولی قرار دارند.

#### جمع‌بندی نمودارها:

- **خروجی دوم (Excess Oxygen)** بهترین عملکرد را داشته و نمودارهای آن نشان‌دهنده دقت و همگرایی بهتر مدل هستند.
- **خروجی سوم (Water Level)** عملکرد ضعیف‌تری داشته و نمودارهای آن پراکندگی زیادی در پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهند.
- برای **خروجی اول (Drum Pressure)** و **خروجی چهارم (Steam Flow)** عملکرد مدل متوسط است و نیاز به بهبود بیشتری وجود دارد.

## جمع‌بندی کلی:

- دقت مدل‌ها:

- بهترین عملکرد متعلق به خروجی دوم اکسیژن اضافی با  $R^2 = 0.658$  است.

- ضعیف‌ترین عملکرد متعلق به خروجی سوم سطح آب با  $R^2 = 0.429$  است.

- پراکندگی خطاها:

- توزیع خطاها تقریباً در تمامی خروجی‌ها نرمال است، اما پراکندگی در خروجی اول (فشار

درام) و چهارم (جریان بخار) بیشتر است.



## پرسش ۴

هدف شناسایی عنصر غیرخطی  $g(u)$  با استفاده از مدل فازی با الگوریتم انرژی حداقل مربعات است.

$$g[u] = 0.6 \sin(\pi u) + 0.3 \sin(3\pi u) + 0.1 \sin(5\pi u)$$

این یک مدل فازی تاکاگی-سوگنو است که در آن:

$M$  نشان دهنده تعداد قوانین است.

$n$  تعداد متغیرهای ورودی است.

$\sigma_j$  انحرافات استاندارد هستند که گسترش توابع عضویت را تعیین می کنند

$x_j^i$  مراکز مجموعه های فازی هستند

$$f(x) = \frac{(\sum_{i=1}^M g^i [\prod_{j=1}^n \exp(-(x_j - x_j^i)^2 / (\sigma_j^i)^2)])}{(\sum_{i=1}^M [\prod_{j=1}^n \exp(-(x_j - x_j^i)^2 / (\sigma_j^i)^2)])}$$

۱. تنظیم قوانین فازی برای تقریب  $g[u]$

- من از (3-5-7-9) قانون فازی استفاده کردم که مراکز آنها به طور یکنواخت در بازه  $[-1,1]$  توزیع شده اند.
- برای هر قانون، یک تابع عضویت گوسی با پارامترهای زیر تعریف شده است :
  - مرکز:  $(x_j^i)$  نقاط یکنواخت در بازه
  - انحراف معیار  $(\sigma_j^i)$ : محاسبه شده بر اساس فاصله بین مراکز
- خروجی هر قانون  $(g^i)$  به صورت پارامتری است که توسط الگوریتم بهینه سازی تعیین می شود

۲. پیاده سازی الگوریتم کمترین مربعات:

- از روش BFGS برای بهینه سازی پارامترها استفاده شده است
- تابع هدف: کمینه کردن میانگین مربعات خطا (MSE)
- پارامترهای بهینه سازی :
  - پارامترهای خروجی قوانین  $(g^i)$
  - انحراف معیار توابع عضویت  $(\sigma_j^i)$

۳. تحلیل دقت تقریب:

- مدل می‌تواند تابع غیرخطی  $g[u]$  را با دقت خوبی تقریب بزند.

- معیارهای ارزیابی :

- MSE میانگین مربعات خطا

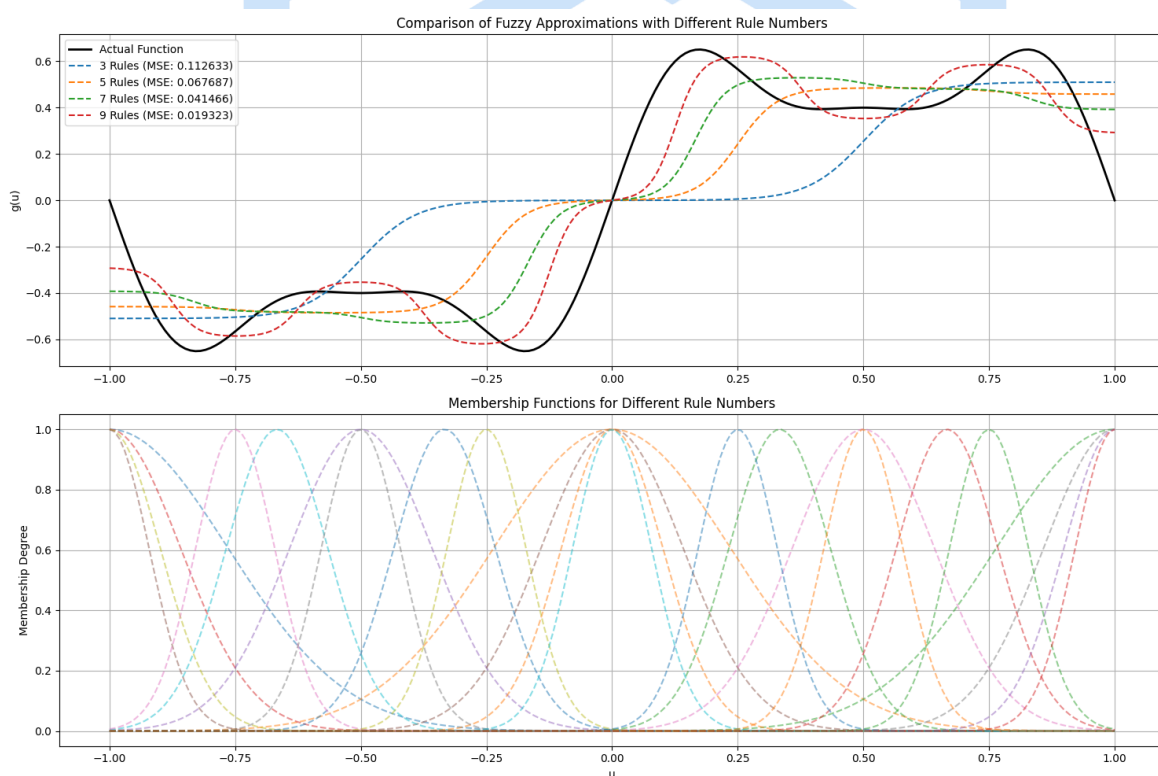
- حداکثر خطای مطلق

- عوامل موثر بر دقت :

- تعداد قوانین فازی

- توزیع مراکز توابع عضویت

- مقادیر اولیه پارامترها



MSE Comparison:

Rules: 3, MSE: 0.112633

Rules: 5, MSE: 0.067687

Rules: 7, MSE: 0.041466

Rules: 9, MSE: 0.019323



## نمودار اول: تقریب غیر خطی تابع $g(u)$ با مدل فازی

- این نمودار نشان می‌دهد که چگونه مدل فازی با تعداد مختلف قواعد (Rules) قادر به تقریب تابع اصلی  $g(u)$  است.
- خطوط رنگی (۳، ۵، ۷ و ۹ قاعده) نشان‌دهنده مدل فازی با تعداد مختلف قواعد هستند.
- خط سیاه نشان‌دهنده تابع واقعی  $g(u)$  است.
- با افزایش تعداد قواعد:
  - مدل فازی بهتر می‌تواند تابع  $g(u)$  را تقریب بزند.
  - خطای میانگین مربعات (MSE) کاهش می‌یابد.

## نمودار دوم: توابع عضویت فازی

- این نمودار نشان می‌دهد که چگونه توابع عضویت فازی در بازه  $u \in [-1, 1]$  تعریف شده‌اند.
- افزایش تعداد قواعد (Rules):
  - باعث ایجاد توابع عضویت بیشتری می‌شود.
  - هر تابع عضویت نمایانگر یک قاعده فازی است و نقش تعیین‌کننده در تقریب دارد.
  - افزایش تعداد توابع عضویت، انعطاف‌پذیری مدل را افزایش می‌دهد، اما ممکن است پیچیدگی محاسباتی نیز بالا رود.

## مقایسه خطای میانگین مربعات (MSE)

### تحلیل خطا:

- با افزایش تعداد قواعد از ۳ به ۹، خطا به شکل قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته است.
- این نشان می‌دهد که با افزایش تعداد قواعد، مدل فازی بهتر می‌تواند پیچیدگی‌های تابع غیرخطی  $g(u)$  را پوشش دهد.

## نتیجه‌گیری کلی:

۱. تعداد قواعد بیشتر:
  - مدل‌های فازی با تعداد قواعد بالاتر، دقت بیشتری دارند اما پیچیدگی محاسباتی بالاتری نیز خواهند داشت.
۲. تعادل بین دقت و پیچیدگی:
  - در کاربردهای عملی، ممکن است نیازی به استفاده از تعداد بسیار زیاد قواعد نباشد. معمولاً باید تعادلی میان دقت و پیچیدگی برقرار کرد.

## پرسش ۵

### توضیحات در مورد داده و هدف پیش‌بینی

#### معرفی داده‌ها:

- منبع داده: این دیتاست شامل پاسخ‌های یک دستگاه چندسنسوری شیمیایی (Air Quality Chemical Multisensor Device) است که در یک شهر آلوده ایتالیایی به مدت یک سال (۲۰۰۴-۲۰۰۵) داده‌ها را ثبت کرده است.
- هدف: پیش‌بینی غلظت نیتروژن دی اکسید ( $\text{NO}_2(\text{GT})$ ) به عنوان متغیر هدف، با استفاده از خروجی سنسورهای مختلف و اطلاعات محیطی مانند دما، رطوبت نسبی و رطوبت مطلق.
- Shape after cleaning: (827, 13)
- Available columns: ['CO(GT)', 'PT08.S1(CO)', 'NMHC(GT)', 'C6H6(GT)', 'PT08.S2(NMHC)', 'NOx(GT)', 'PT08.S3(NOx)', 'NO2(GT)', 'PT08.S4(NO2)', 'PT08.S5(O3)', 'T', 'RH', 'AH']
- Number of features: 12
- Number of samples: 827

#### ویژگی‌ها:

- دیتاست پس از پردازش شامل ۱۳ ستون (ویژگی و هدف) است:
  - ویژگی‌ها (۱۲ عدد):

#### ▪ سنسورهای شیمیایی:

- PT08.S1(CO): خروجی سنسور مرتبط با CO.
- PT08.S2(NMHC): خروجی سنسور مرتبط با هیدروکربن‌های غیرمتانی.
- PT08.S3(NOx): خروجی سنسور مرتبط با اکسیدهای نیتروژن.
- PT08.S4(NO2): خروجی سنسور مرتبط با دی‌اکسید نیتروژن.
- PT08.S5(O3): خروجی سنسور مرتبط با اوزون.

#### ▪ اندازه‌گیری‌های مرجع:

- NMHC(GT): غلظت هیدروکربن‌های غیرمتانی.
- C6H6(GT): غلظت بنزن.
- NOx(GT): غلظت اکسیدهای نیتروژن.
- NO2(GT): غلظت دی‌اکسید نیتروژن.

#### ▪ اطلاعات محیطی:

- T: دما (درجه سانتی‌گراد).

▪ RH: رطوبت نسبی.

▪ AH: رطوبت مطلق.

○ هدف:

▪ NO<sub>2</sub> (GT): غلظت نیتروژن دی اکسید.

### تحلیل داده‌ها پس از پردازش:

• تعداد نمونه‌ها:

○ پس از حذف مقادیر گمشده و پیش‌پردازش، ۸۲۷ نمونه باقی مانده است.

• تعداد ویژگی‌ها:

○ 12 ویژگی (متغیر مستقل) و ۱ هدف (متغیر وابسته).

### فرآیند پیش‌بینی:

هدف این پروژه، ساخت مدل‌هایی برای پیش‌بینی غلظت NO<sub>2</sub>(GT) (غلظت نیتروژن دی اکسید) است. این فرآیند شامل مراحل زیر است:

۱. پیش‌پردازش داده‌ها:

○ حذف مقادیر گمشده. (200-)

○ انتخاب ستون‌های عددی.

○ نرمال‌سازی داده‌ها (برای بهبود کارایی مدل‌ها).

۲. مدل‌های پیش‌بینی:

○ Gaussian Process Regressor (با کرنل RBF)

▪ یک مدل احتمالی که روابط غیرخطی بین ویژگی‌ها و هدف را با دقت بالایی مدل می‌کند.

○ ANFIS شبکه عصبی

▪ یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی که توانایی یادگیری روابط پیچیده بین داده‌ها را دارد.

۳. ارزیابی عملکرد:

○ مقایسه پیش‌بینی‌ها با مقادیر واقعی از طریق معیارهایی مثل MSE، MAE، RMSE، و R<sup>2</sup>.

○ نمایش تصویری خطاها و عملکرد مدل‌ها.

## چرا این پیش‌بینی مهم است؟

- کاربردهای عملی:

- مانیتورینگ کیفیت هوا و پیش‌بینی میزان آلودگی.
- کمک به بهبود سلامت عمومی با ارائه هشدارهای سریع در شرایط بحرانی.

- چالش‌ها:

- مقادیر گم‌شده و سنسورهای نویزی:
  - حذف داده‌های گم‌شده و تأثیر خطای سنسورها در پیش‌بینی‌ها.
- حساسیت مدل به داده‌ها:
  - استفاده از تکنیک‌های نرمال‌سازی و تنظیم مناسب برای بهبود پایداری و دقت مدل.

## خروجی مورد انتظار:

- پیش‌بینی غلظت:  $\text{NO}_2(\text{GT})$

- دقت بالا در تخمین غلظت  $\text{NO}_2$  با استفاده از داده‌های حسگرها.

- مقایسه مدل‌ها:

- بررسی عملکرد دو مدل مختلف Gaussian Process و ANFIS برای تعیین بهترین مدل.

## Gaussian Process Regressor (مدل فرآیند گاوسی با کرنل RBF)

### عملکرد مدل:

- هدف: مدل‌سازی و پیش‌بینی هدف  $\text{NO}_2$  با استفاده از روابط غیرخطی بین ویژگی‌ها.
- روش:

۱. تعریف کرنل RBF (تابع پایه شعاعی) که برای مدل‌سازی روابط غیرخطی استفاده می‌شود.

۲. تنظیم داده‌های ورودی با نرمال‌سازی.

۳. آموزش مدل بر روی داده‌های آموزشی.

۴. پیش‌بینی مقادیر هدف برای داده‌های تست.

## علت استفاده:

- فرآیند گاوسی یک مدل احتمالاتی است که تخمین دقیق همراه با عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها ارائه می‌دهد.
- کرنل RBF امکان یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی را فراهم می‌کند.
- مناسب برای داده‌های کوچک تا متوسط (مانند این دیتاست با ۸۲۷ نمونه).

## شبکه عصبی تطبیقی مبتنی بر استنتاج فازی (ANFIS)

### عملکرد مدل:

- هدف: مدل‌سازی غیرخطی مقادیر هدف با استفاده از یادگیری عمیق.
- روش:
  ۱. تعریف شبکه عصبی شامل لایه‌های چگال (Dense) و فعال‌سازی ReLU.
  ۲. استفاده از **Batch Normalization** برای پایداری بیشتر در یادگیری.
  ۳. استفاده از **Dropout** برای جلوگیری از بیش‌برازش.
  ۴. آموزش شبکه با **Adam Optimizer** و تابع هزینه **MSE**.
  ۵. تنظیم پارامترها با **Early Stopping** برای جلوگیری از آموزش بیش از حد.

### علت استفاده:

- شبکه‌های عصبی توانایی یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی را از داده‌ها دارند.
- ANFIS از ترکیب یادگیری فازی و شبکه عصبی برای مدل‌سازی با دقت بالا بهره می‌گیرد.
- مناسب برای داده‌هایی با نویز بالا یا رفتارهای پیچیده (مانند این دیتاست).

Results for RBF:  
MSE: 702.745314  
RMSE: 26.509344  
MAE: 14.342275  
R2 Score: 0.349413

Results for ANFIS:  
MSE: 1115.553108  
RMSE: 33.399897  
MAE: 32.107592  
R2 Score: -0.032756

## تحلیل شاخص‌ها:

### ۱. MSE و RMSE

- مقدار کمتر این معیارها برای مدل RBF نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی RBF بهتر از ANFIS است.
- RMSE برای ANFIS بیشتر است، که بیانگر وجود خطاهای بزرگ‌تر در پیش‌بینی‌های این مدل است.

### ۲. MAE

- خطای مطلق میانگین (MAE) برای RBF حدود ۱۴.۳۴ است، که نشان‌دهنده پیش‌بینی‌های نزدیک‌تر به مقادیر واقعی است.
- MAE مدل (32.11) ANFIS تقریباً دو برابر بیشتر از RBF است، که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف‌تر ANFIS است.

### ۳. R<sup>2</sup> ضریب تعیین

- **RBF:** مقدار مثبت ۰.۳۴۹ نشان می‌دهد که این مدل حدود ۳۵ درصد از تغییرات مقادیر هدف را توضیح می‌دهد.
- **ANFIS:** مقدار منفی -۰.۰۳۳ نشان می‌دهد که ANFIS حتی از یک مدل ساده میانگین‌گیری نیز عملکرد ضعیف‌تری دارد.

### ۴. درصد خطاهای بزرگ:

- مدل RBF تنها در ۹.۰۴٪ از پیش‌بینی‌ها خطایی بزرگ‌تر از یک انحراف معیار دارد.
- در مقابل، ANFIS در ۴۶.۳۹٪ از پیش‌بینی‌ها خطاهای بزرگ دارد، که ضعف شدیدی در تعمیم داده‌ها را نشان می‌دهد.

آمار توصیفی خطاها

**RBF Error Statistics:**

```
count    166.000000
mean      -8.441365
std       25.205473
min      -140.740574
25%      -12.366946
50%       -2.766030
75%        4.473012
max       26.722437
Name: NO2 (GT), dtype: float64
```

**ANFIS Error Statistics:**

```
count    166.000000
mean     -32.107592
std        9.228689
min      -57.720253
25%      -38.744493
50%      -31.276583
75%      -26.812955
max       -4.620087
Name: NO2 (GT), dtype: float64
```

درصد خطاهای بزرگ (بیشتر از یک انحراف معیار)

RBF: 9.04%

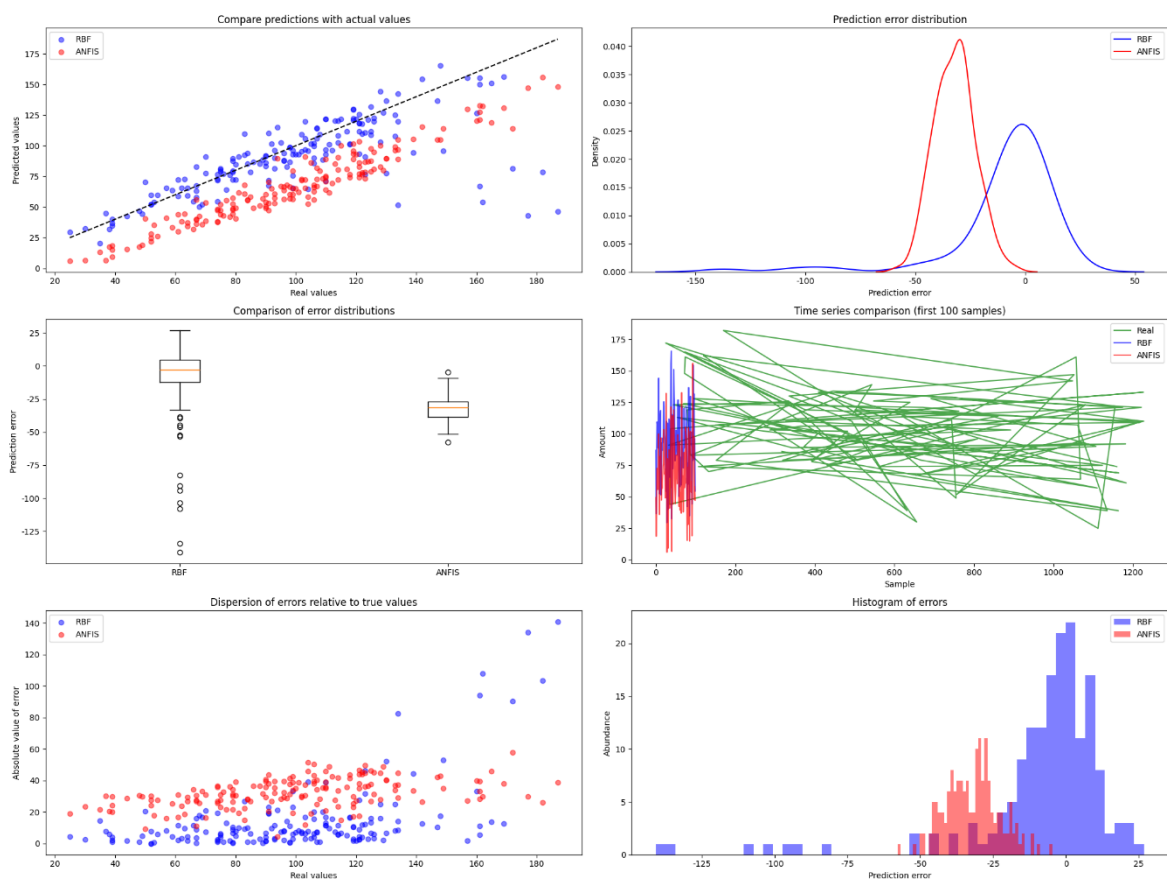
ANFIS: 46.39%

**• RBF:**

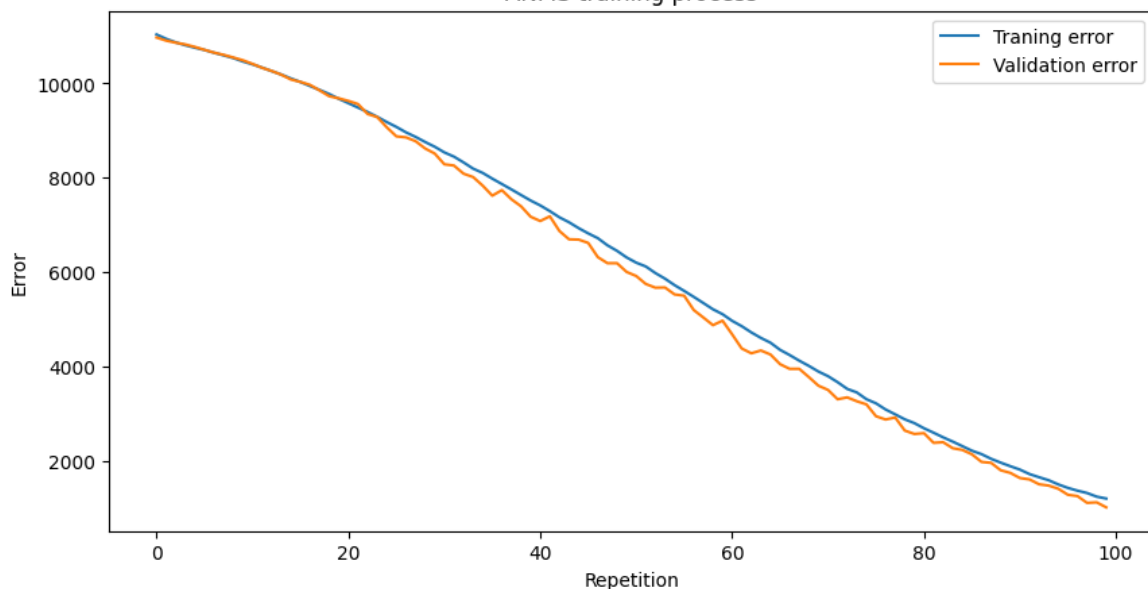
- میانگین خطا نزدیک به صفر است (-۸.۴۴)، که نشان دهنده عملکرد متوازن تر مدل است.
- انحراف معیار خطا (۲۵.۲۰) نسبت به ANFIS بیشتر است، که نشان می دهد مدل گاهی خطاهای بزرگ تری تولید می کند.
- حداقل خطای مدل بسیار منفی است (-۱۴۰.۷۴)، ولی تعداد این خطاهای بزرگ کم است (9.04%).

**• ANFIS:**

- میانگین خطای مدل بسیار منفی است (-۳۲.۱۱)، که نشان می دهد مدل تمایل به پیش بینی های کمتر از مقدار واقعی دارد. (Bias)
- انحراف معیار کمتر (۹.۲۲) نشان دهنده محدود بودن خطاهای ANFIS است، ولی این خطاها به طور مداوم بزرگ و منفی هستند.



ANFIS training process



تحليل نمودارها

الف) نمودار مقایسه مقادیر واقعی با پیش‌بینی‌ها

• RBF



- نقاط پیش‌بینی نزدیک‌تر به خط ایده‌آل (خط مشکی) قرار دارند.
- پراکندگی کمتری نسبت به ANFIS دارد.
- ANFIS
- پراکندگی زیادی نسبت به خط ایده‌آل دارد.
- پیش‌بینی‌ها عموماً پایین‌تر از مقادیر واقعی هستند Bias منفی

#### ب) توزیع خطاها

- RBF:
  - توزیع خطاها متقارن‌تر است و به مقدار صفر نزدیک‌تر است.
  - این نشان می‌دهد که مدل در پیش‌بینی‌ها کمتر دچار Bias شده است.
- ANFIS:
  - توزیع خطاها منحرف است و بیشتر خطاها در بازه منفی قرار دارند.
  - این نشان‌دهنده وجود Bias منفی قابل توجه در پیش‌بینی‌ها است.

#### ج) نمودار جعبه‌ای خطاها

- RBF:
  - دامنه وسیع‌تری برای خطاها دارد.
  - وجود چند خطای پرت (Outliers) قابل مشاهده است.
- ANFIS:
  - دامنه خطاها کمتر است ولی جعبه کاملاً در بازه منفی قرار دارد.
  - این نشان‌دهنده عملکرد ضعیف‌تر مدل ANFIS است.

#### د) نمودار سری زمانی (۱۰۰ نمونه اول)

- مقادیر واقعی (سبز):
  - نشان‌دهنده مقادیر واقعی داده‌ها است.
- RBF:
  - تطابق بیشتری با مقادیر واقعی دارد.
- ANFIS:
  - خطاهای بزرگ‌تری در تطابق با مقادیر واقعی دارد.

## ه) نمودار پراکندگی خطاها نسبت به مقادیر واقعی

- RBF:
  - خطاها در نزدیکی مقادیر واقعی متمرکز هستند.
- ANFIS:
  - پراکندگی بیشتری در خطاها مشاهده می‌شود.

## و) هیستوگرام خطاها

- RBF:
  - خطاها حول مقدار صفر متمرکز شده‌اند.
- ANFIS:
  - خطاها بیشتر در بازه‌های منفی قرار دارند.

## تحلیل روند آموزش ANFIS

- نمودار آموزش و اعتبارسنجی ANFIS نشان می‌دهد که مدل در طول زمان مقدار خطاهای  $loss$  و  $val\_loss$  را کاهش داده است.
- با این حال، مقادیر نهایی  $val\_loss$  (خطای اعتبارسنجی) هنوز بسیار بالا است که نشان‌دهنده ضعف مدل در تعمیم داده‌ها است.

## نتیجه‌گیری نهایی

۱. مدل: RBF
  - عملکرد بهتر در پیش‌بینی داده‌ها (دقت بیشتر و خطای کمتر).
  - توزیع خطاها متوازن‌تر است و مقادیر واقعی را بهتر پوشش می‌دهد.
۲. مدل: ANFIS
  - عملکرد ضعیف‌تر به دلیل Bias منفی و خطای بالاتر.
  - معماری پیچیده ANFIS ممکن است باعث عدم یادگیری مناسب به دلیل کمبود داده شده باشد.
۳. پیشنهادها برای بهبود: ANFIS
  - کاهش پیچیدگی مدل.
  - استفاده از داده‌های بیشتر برای آموزش.

○ اعمال تنظیمات مناسب (Regularization) مانند Dropout بیشتر.

مدل RBF به عنوان مدل مناسب‌تر برای این مسأله پیشنهاد می‌شود.

