



دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
دانشکده مهندسی برق - گروه مهندسی کنترل

مبانی سیستم های هوشمند تمرین سوم

| | |
|--------------------|---------------|
| نام و نام خانوادگی | محمد جلیلی |
| شماره دانشجویی | ۴۰۰۰۴۰۷۳ |
| تاریخ | بهمن ماه ۱۴۰۳ |



فهرست مطالب



فهرست تصاویر

| | | |
|---|---|----|
| ۱ | توابع عضویت برای ورودی x | ۵ |
| ۲ | سطح قوانین فازی برای تنظیم θ | ۶ |
| ۳ | مسیر حرکت کامیون در صفحه $x - y$ | ۷ |
| ۴ | مقایسه بین خروجی سیستم و مدل فازی | ۹ |
| ۵ | توابع عضویت اولیه پیش از آموزش | ۱۰ |
| ۶ | توابع عضویت نهایی پس از آموزش | ۱۱ |
| ۷ | مقایسه عملکرد مدل ها | ۱۱ |



فهرست جداول



فهرست برنامه‌ها



سوال ۲

مدل سازی سیستم فازی

یک سیستم استنتاج فازی (FIS) طراحی شده است که دو متغیر ورودی و یک متغیر خروجی دارد:

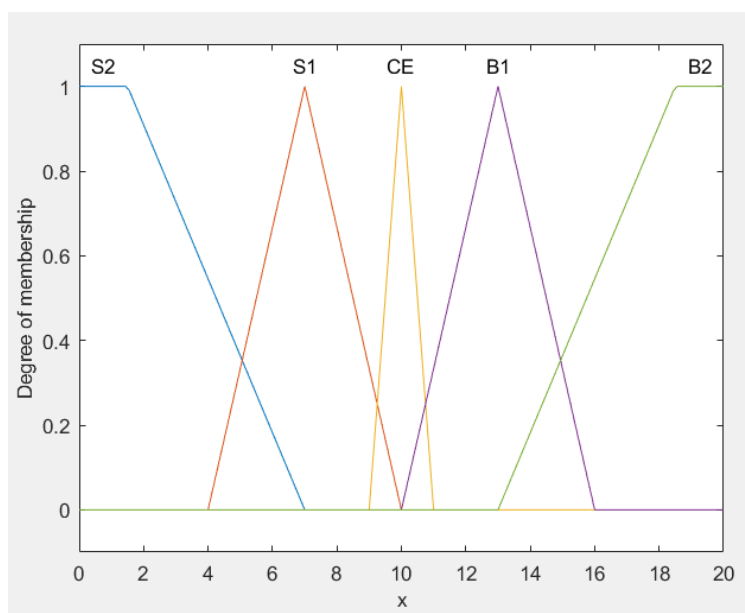
• x^{**} (مکان کامیون): محدوده $[0, 20]$

• ϕ^{**} (زاویه کامیون): محدوده $[-90, 270]$

• θ^{**} (زاویه فرمان): محدوده $[-40, 40]$

توابع عضویت

توابع عضویت برای هر متغیر به صورت مثلثی (trimf) و ذوزنقه ای (trapmf) تعریف شده اند. نمونه ای از این توابع برای x در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: توابع عضویت برای ورودی x .

قوانین فازی

سیستم شامل ۲۷ قانون فازی است که به صورت زیر نمونه ای از آن ها نمایش داده شده است:

- اگر x کوچک و ϕ خیلی منفی باشد، θ باید خیلی منفی باشد.
- اگر x متوسط و ϕ نزدیک به ۹۰ درجه باشد، θ باید صفر باشد.



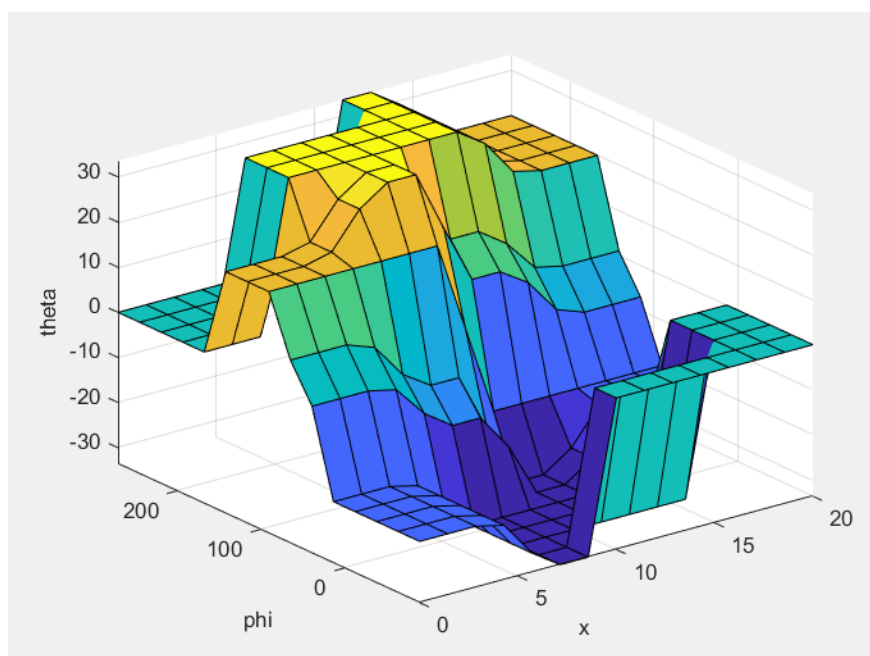
- اگر x بزرگ و ϕ خیلی مثبت باشد، θ باید ****خیلی مثبت**** باشد.

نتایج شبیه‌سازی

برای بررسی عملکرد کنترل‌کننده فازی، یک شبیه‌سازی ****در MATLAB**** اجرا شده و نتایج به‌دست آمده‌اند.

نمودار سطحی قوانین فازی

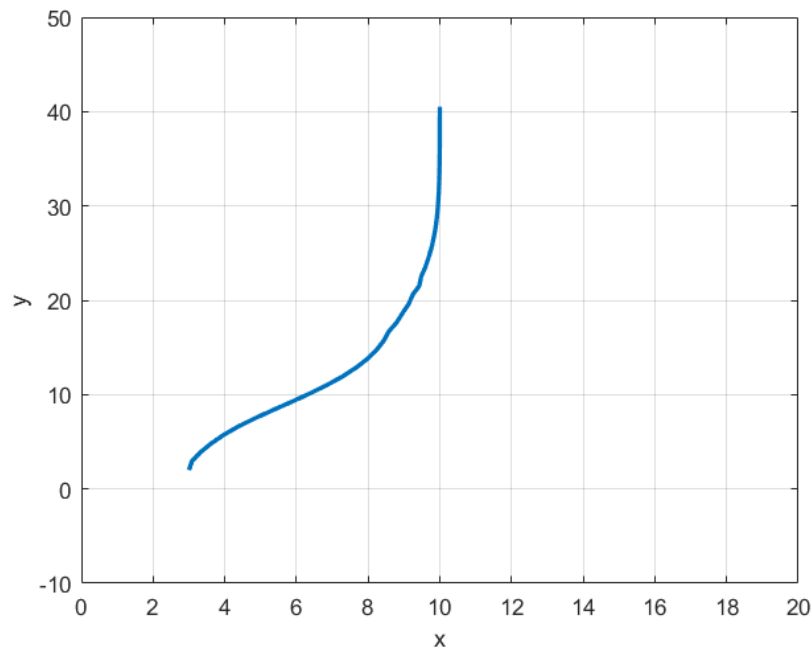
شکل ۲ سطح قوانین فازی را برای متغیرهای ورودی x و ϕ نمایش می‌دهد. این نمودار نشان‌دهنده مقدار **** θ **** بر اساس مقادیر مختلف x و ϕ است.



شکل ۲: سطح قوانین فازی برای تنظیم θ .

مسیر حرکت کامیون

شکل ۳ مسیر حرکت کامیون را از موقعیت اولیه تا مقصد نهایی نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است، ****کامیون بدون نوسانات شدید و با یک مسیر نرم به هدف نهایی رسیده است****.



شکل ۳: مسیر حرکت کامیون در صفحه $x - y$.

نتیجه‌گیری

در این گزارش، **یک کنترل‌کننده فازی برای هدایت کامیون در حرکت رو به عقب** طراحی شد. این کنترل‌کننده با استفاده از قانون فازی و تنظیم مناسب **توابع عضویت**، توانست مسیر حرکت کامیون را بدون نوسانات شدید به مقصد نهایی برساند. **استفاده از کنترل فازی در چنین سیستم‌هایی باعث افزایش انعطاف‌پذیری و کاهش نیاز به مدل‌سازی دقیق می‌شود.

سوال ۴

$$y(k+1) = 0.3y(k) + 0.6y(k-1) + g(u_k) \quad (۱)$$

که در آن تابع غیرخطی $g(u)$ به صورت زیر تعریف شده است:

$$g(u) = 0.6 \sin(\pi u) + 0.3 \sin(3\pi u) + 0.1 \sin(5\pi u) \quad (۲)$$

برای شناسایی این سیستم، از یک مدل فازی با چهار تابع عضویت گاوسی و روش بهینه‌سازی گرادیان نزولی استفاده شده است.



تحلیل مسئله

هدف ما تقریب تابع غیرخطی $g(u)$ با استفاده از سیستم فازی است. مدل فازی مورد استفاده به صورت زیر تعریف می شود:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M g^l \prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right)}{\sum_{l=1}^M \prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right)} \quad (3)$$

که در آن:

- مقدار تابع خروجی فازی است، g^l
- مرکز تابع عضویت و σ_i^l انحراف معیار آن است.

روش حل

مدل سازی فازی

یک سیستم فازی با $M = 4$ تابع عضویت گاوسی برای تقریب $g(u)$ استفاده شده است. مراکز این توابع ابتدا به صورت یکنواخت در بازه $[-1, 1]$ مقداردهی شدند.

بهینه سازی با روش گرادیان نزولی

برای تنظیم پارامترهای مدل فازی، از گرادیان نزولی استفاده شده است. روابط به روزرسانی پارامترها به صورت زیر است:

$$g^l = g^l - \lambda \frac{(f - g(u))z_l}{b}, \quad (4)$$

$$x^l = x^l - \lambda \frac{(f - g(u))}{b} (g^l - f) z_l \frac{2(x - x^l)}{\sigma^2}, \quad (5)$$

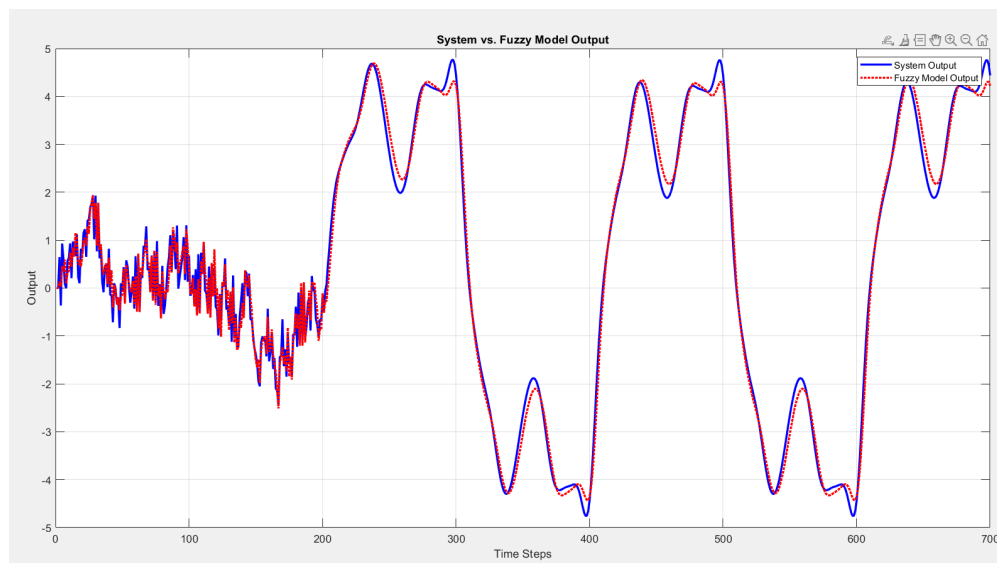
$$\sigma^l = \sigma^l - \lambda \frac{(f - g(u))}{b} (g^l - f) z_l \frac{2(x - x^l)}{\sigma^3}. \quad (6)$$

که در آن، $\lambda = 0.1$ مقدار نرخ یادگیری است.

تحلیل نتایج

مقایسه خروجی مدل و سیستم واقعی

شکل ۴ مقایسه ای بین خروجی واقعی سیستم و خروجی مدل فازی را نشان می دهد:



شکل ۴: مقایسه بین خروجی سیستم و مدل فازی

این نمودار نشان می‌دهد که مدل فازی در ابتدا دارای کمی خطا است، اما پس از آموزش، خروجی آن به مقدار واقعی بسیار نزدیک شده است.

توابع عضویت اولیه

شکل ۵ توابع عضویت قبل از آموزش را نمایش می‌دهد. این توابع به‌طور یکنواخت در بازه ورودی توزیع شده‌اند.

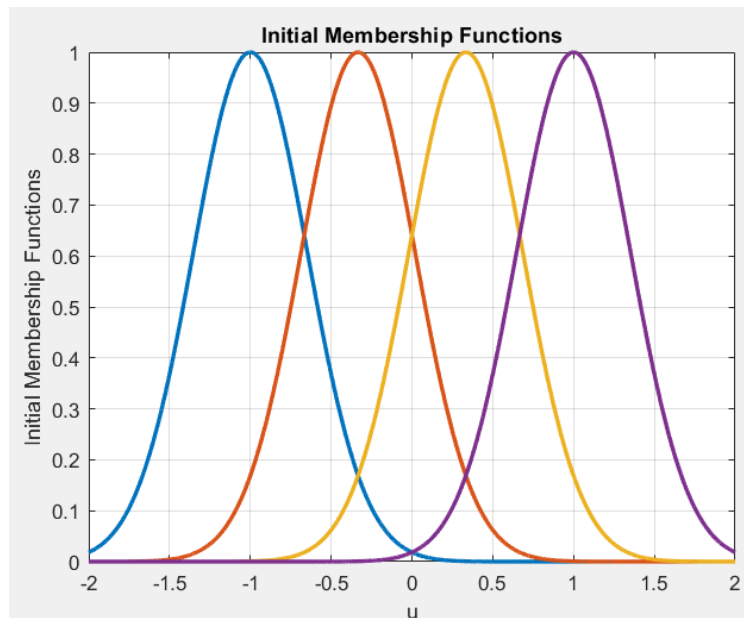
توابع عضویت پس از آموزش

پس از اجرای فرآیند یادگیری، توابع عضویت به‌صورت زیر تغییر می‌کنند: این تغییرات نشان می‌دهد که سیستم فازی یادگیری موفق داشته است.

نتیجه‌گیری

در این گزارش، یک مدل فازی برای شناسایی سیستم غیرخطی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که:

- مدل فازی توانست تابع غیرخطی $g(u)$ را به‌خوبی تقریب بزند.
- استفاده از گرادینان نزولی به بهبود دقت مدل کمک کرد.
- توابع عضویت پس از یادگیری تغییرات محسوسی داشتند که نشان‌دهنده بهینه‌سازی موفق است.



شکل ۵: توابع عضویت اولیه پیش از آموزش

سوال ۵

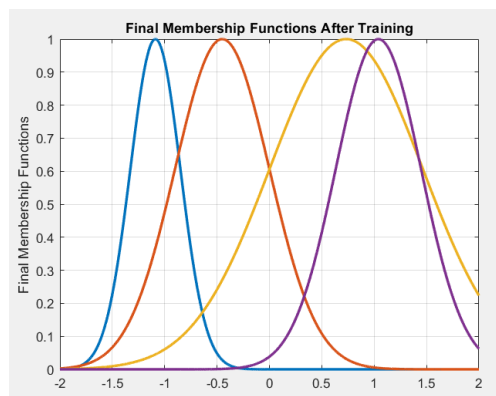
- شبکه عصبی با پایه شعاعی (RBF): یک شبکه عصبی که از توابع پایه شعاعی برای تبدیل داده‌ها استفاده می‌کند.
- سیستم استنتاج فازی تطبیقی (ANFIS): یک مدل ترکیبی که از قوانین فازی و شبکه‌های عصبی برای یادگیری روابط داده‌ها بهره می‌برد.

ساختار مدل‌ها

شبکه عصبی با پایه شعاعی (RBF)

مدل RBF از سه لایه تشکیل شده است:

۱. لایه ورودی: دریافت مقادیر آلاینده‌ها به عنوان ویژگی.
 ۲. لایه مخفی: شامل توابع پایه‌ای گاوسی که داده‌ها را به فضای بعد بالاتر تبدیل می‌کنند.
 ۳. لایه خروجی: یک ترکیب خطی از خروجی توابع پایه برای پیش‌بینی مقدار نهایی.
- در این مدل، مراکز توابع RBF با استفاده از روش **خوشه‌بندی K-Means** تعیین شده و وزن‌های نهایی با روش حداقل مربعات محاسبه شده‌اند.



شکل ۶: توابع عضویت نهایی پس از آموزش

سیستم استنتاج فازی تطبیقی (ANFIS)

مدل ANFIS ترکیبی از منطق فازی و شبکه‌های عصبی است و از پنج لایه تشکیل شده است:

۱. لایه فازی‌سازی: ورودی‌ها را به مجموعه‌های فازی تبدیل می‌کند.
 ۲. لایه قوانین: شامل مجموعه‌ای از قوانین فازی اگر-آنگاه.
 ۳. لایه نرمال‌سازی: قدرت قوانین را نرمال‌سازی می‌کند.
 ۴. لایه غیرفازی‌سازی: تبدیل مقادیر فازی به عددی.
 ۵. لایه خروجی: تولید مقدار نهایی پیش‌بینی شده.
- این مدل با استفاده از روش ****گرادیان کاهشی (Adam) **** (Optimizer) آموزش داده شده است. نتایج section و مقایسه مدل‌ها با استفاده از سه معیار ارزیابی شده‌اند:
- خطای جذر میانگین مربعات (RMSE): نشان‌دهنده میزان انحراف پیش‌بینی‌ها از مقدار واقعی.
 - میانگین قدر مطلق خطا (MAE): میانگین تفاوت‌های مطلق بین پیش‌بینی و مقدار واقعی.
 - ضریب تعیین (R^2): مقدار نزدیک‌تر به ۱ نشان‌دهنده توانایی مدل در توضیح واریانس داده‌ها است.

| Metric | RBF Train | RBF Test | ANFIS Train | ANFIS Test |
|--------|-----------|----------|-------------|------------|
| RMSE | 63.8315 | 58.4548 | 84.7555 | 81.3496 |
| MAE | 34.1610 | 30.5757 | 39.7031 | 38.9192 |
| R^2 | 0.3341 | 0.4044 | -0.1741 | -0.1535 |

شکل ۷: مقایسه عملکرد مدل‌ها



چرا RBF عملکرد بهتری داشت؟

نتایج نشان می‌دهند که مدل RBF در تمامی معیارها عملکرد بهتری داشته است. دلایل این برتری عبارت‌اند از:

- تعمیم بهتر: مدل RBF با استفاده از توابع پایه‌ای گاوسی، توزیع داده‌ها را به خوبی یاد گرفته است.
- تقریب بهینه‌تر: استفاده از خوشه‌بندی K-Means برای تعیین مراکز باعث شده که مدل بتواند الگوهای پیچیده را بهتر یاد بگیرد.
- محدودیت‌های ANFIS: مدل ANFIS به دلیل محدودیت در تعداد قوانین فازی، انعطاف کمتری دارد و نمی‌تواند تمام الگوهای داده را یاد بگیرد.
- عملکرد ضعیف در یادگیری: مقادیر منفی R^2 در مدل ANFIS نشان می‌دهد که این مدل حتی از پیش‌بینی مقدار میانگین نیز بدتر عمل کرده است.