

طراحی شناساگرهای عصبی - فازی بر مبنای روش تفکیک فازی

قاسم عزت زادگان جهرمی^۱ محمد فرخی^۲ علی اکبر جلالی^۲

دانشکده مهندسی برق

دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده: در این مقاله ساختار یک شناساگر عصبی - فازی از روش تفکیک فازی حاصل می‌شود. در این روش با استفاده از داده‌های ورودی - خروجی حاصله از سیستم هدف، اساس قاعده فازی از تقسیم فضای ورودی به تعداد مناسبی زیر-فضا بدست می‌آید. از هر زیرفضا یک قاعده فازی if-then ایجاد می‌شود. سپس این ساختار اولیه، به منظور کاهش خطای شناسایی توسط الگوریتم‌های یادگیری آموزش می‌بیند. در ابتدا راهکارهای مختلف تفکیک فضای ورودی بحث می‌شود، سپس روش تفکیک فازی معرفی شده و در پایان کاربرد این روش در شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی همراه با شبیه‌سازی بررسی می‌گردد.

کلمات کلیدی: سیستم‌های فازی، شبکه‌های عصبی - فازی، شناسایی سیستم

۱- مقدمه

در روش شناسایی مدلسازی فازی سیستم‌ها دو روش اساسی قابل تشخیص است. در روش‌های متداول مدلسازی فازی فرض می‌شود که اطلاعات خبره در دسترس است. لذا در این روش توصیفات زبانی بر اساس دانش قبلی از سیستم حاصل می‌شود. این راهکار مستقیم برای مدلسازی فازی دارای محدودیت‌هایی است. عدم جامعیت و وابستگی آن به دانش خبره که در برخی موارد نادر هستند، از معایب این روش است. در جستجو برای ایجاد مدل‌های فازی جامع‌تر دانشمندان به توسعه راهکارهایی که از داده در دسترس علاوه بر دانش خبره استفاده کند روی آوردند. در نتیجه، دومین روش توسعه مدل‌های فازی، با ایده گرفتن از نظریه سیستم‌های کلاسیک بر اساس استفاده از داده ورودی - خروجی ایجاد شد. این راهکار را "شناسایی سیستم" نامند [۱]. بر اساس تعریف لطفی زاده "یک دسته ورودی - خروجی داده شده است، شناسایی سیستم یافتن مدلی است که بتوان به عنوان معادل سیستم مورد نظر بر حسب داده‌های ورودی - خروجی در نظر گرفت" [۲]. مدلسازی فازی شامل دو بخش اساسی است. یکی از این دو بخش راهکار استدلال است که به نوع و نحوه استدلال فازی و استفاده از ساختارهای مختلف سیستم‌های عصبی - فازی مربوط می‌شود. بخش دوم شناسایی سیستم است که همانند روش شناسایی متداول سیستم‌ها، مسئله به دو نوع تقسیم می‌شود: "شناسایی ساختاری" و "شناسایی پارامتری". شناسایی ساختاری یا تنظیم سخت مراحل زیر را در بردارد:

^۱ کارشناس ارشد، شرکت پتروشیمی برزویه

^۲ عضو هیات علمی دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده برق

◀ انتخاب متغیرهای ورودی مناسب

◀ تعیین ساختار اولیه شبکه عصبی - فازی که شامل مراحل زیر است:

۱. تفکیک فضای ورودی (و یا خروجی و تصویر آن در ورودی)

۲. تعیین تعداد توابع عضویت هر ورودی

۳. مشخص کردن قواعد فازی if-then

۴. تعیین قسمت‌های فرض قواعد فازی

۵. مشخص کردن قسمت‌های نتیجه قواعد فازی

◀ انتخاب پارامترهای اولیه برای توابع عضویت

در شناسایی پارامتری نیز راهکارهای مختلف بهینه سازی پارامترهای سیستم عصبی- فازی مورد بررسی قرار می‌گیرد. پارامترها در سیستم عصبی- فازی، شامل مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی، متغیرهای خاص در استنتاج فازی همانند درجه جبران سازی در شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز و ضرایب خروجی در مدل‌های فازی TSK هستند [۳] و [۴]. یکی از کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی- فازی در شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی است. شناساگرهای عصبی- فازی بر خلاف راهکارهای دیگر متداول در شناسایی، که تنها از اطلاعات عددی بهره می‌گیرند، از منبع اطلاعاتی دیگری نیز استفاده می‌کنند. این منبع مهم، اطلاعات زبانی است که از تجربیات شخص خبره حاصل می‌شود. در نتیجه شناساگرهای عصبی- فازی هم از اطلاعات عددی و هم از اطلاعات زبانی در طراحی خود بهره گرفته و لذا نسبت به راهکارهای دیگر شناسایی نتایج بهتری را حاصل می‌کند.

۲- راهکارهای تفکیک فضای ورودی

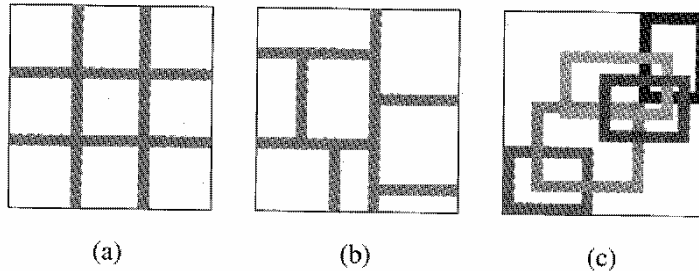
در هر سیستم استنتاج فازی، قسمت فرض هر قاعده یک ناحیه محلی فازی را تعریف می‌کند، در حالیکه قسمت نتیجه قاعده رفتار سیستم را در آن ناحیه به صورتهای متفاوت توصیف می‌کند. فرم قسمت نتیجه می‌تواند یک تابع عضویت (مدل‌های فازی سوکاموتو و ممدانی)، مقداری ثابت (مدل TSK مرتبه صفر)، و یا یک معادله خطی (مدل TSK مرتبه اول) باشد. قسمت‌های با نتیجه متفاوت، سیستم‌های فازی متمایزی را نتیجه می‌دهند، در حالیکه قسمت فرض آنها همواره یکسان است. در نتیجه بحث روشهای تفکیک فضای ورودی به منظور تشکیل قسمت فرض و حصول قواعد فازی، قابل اعمال به هر سه نوع سیستم فازی می‌باشد [۴]. در اینجا روشهای مختلف تفکیک فضای ورودی بررسی می‌شود

تفکیک شبکه‌ای: شکل a-1 یک تفکیک شبکه‌ای نمونه را در فضای دو بعدی ورودی نشان می‌دهد. این روش تفکیک اغلب به منظور طراحی کنترل کننده فازی که معمولاً تنها شامل برخی متغیرهای حالت به عنوان ورودی کنترل کننده است، بکار برده می‌شود. این روش تنها نیاز به تعداد کمی تابع عضویت برای هر ورودی دارد. اما وقتی که تعداد ورودیها زیاد میگردد مشکل زمانی پیش می‌آید. برای مثال یک مدل فازی با ۱۰ ورودی و ۲ تابع عضویت در هر ورودی، $2^{10} = 1024$ قاعده فازی if-then را نتیجه می‌دهد که عددی بزرگ می‌باشد.

تفکیک درختی: شکل b-1 یک تفکیک درختی نمونه را نشان می‌دهد که هر منطقه به طور یکتایی قابل تعیین با یک درخت تصمیم‌گیری است. تفکیک درختی، مساله افزایش نمایی تعداد قواعد را برطرف می‌کند، اما برای هر ورودی

تعداد بیشتری تابع عضویت نیاز است تا نواحی فازی ایجاد شده را توصیف کند. علاوه بر این توابع عضویت تعریف شده معمولاً معنای زبانی صریحی ندارند.

تفکیک پراکنده: همانگونه که در شکل ۱-۵ ملاحظه می‌شود، روش تفکیک پراکنده با پوشاندن یک زیر مجموعه از فضای ورودی کل که مشخص‌کننده ناحیه‌ای از حالت‌های ممکن بردارهای ورودی است، تعداد قواعد فازی را در تعداد معقولی محدود می‌سازد. اما تفکیک پراکنده اغلب با استفاده از جفت‌های ورودی- خروجی مطلوب حاصل می‌شود. این امر باعث می‌شود که تخمین مستقیم نگاهت کلی از نتایج خروجی‌های هر قاعده به سختی صورت گیرد.



شکل ۱. روشهای تفکیک فضای ورودی: (a) تفکیک شبکه‌ای (b) تفکیک درختی (c) تفکیک پراکنده

۳- روش تفکیک فازی

در این روش با استفاده از داده‌های یادگیری ورودی- خروجی فضای ورودی به طور دینامیکی به مجموعه‌ای از زیر- فضاها (bin) تفکیک می‌شود. پس از تفکیک برای هر زیر- فضا یک قاعده فازی تعریف شده و این قواعد به منظور ایجاد مدل اساس قاعده فازی برای داده‌های ورودی- خروجی بکار گرفته می‌شوند. تفکیک در این روش، همانند درخت باینری صورت می‌گیرد. از تمام فضای ورودی شروع کرده و آن را به دو زیر- فضا برش می‌دهیم. زیر- فضاها به طور بازگشتی تقسیم می‌شوند تا اینکه برخی محدودیت‌ها برقرار شوند.

۳-۱- تفکیک فضای ورودی

فرض می‌شود که مجموعه‌ای از داده‌های ورودی - خروجی از سیستم با N ورودی $\{x_i | i=1,2,\dots,N\}$ و خروجی y در دسترس است. هدف مدلسازی این داده‌ها با یک تابع مانند $f: R^N \rightarrow R$ روی یک مجموعه فشرده است [۵]. شروع تفکیک از مجموعه فشرده‌ای است که به وسیله حدود ورودیها تعریف می‌شود. این مجموعه اصلی، ریشه تفکیک است. فضای اولیه به دو زیر- فضا (bin) تقسیم می‌شود. زیر- فضاهای کوچکتر به طور برگشتی تقسیم می‌شوند تا یکی از این دو شرط برقرار شود:

۱. تفاوت بین دو زیر- فضای ایجاد شده قابل صرفنظر کردن باشد.

۲. تعداد داده‌های یادگیری در یک زیر- فضا به یک عدد حداقل برسد.

تفاوت بین دو زیر- فضا با استفاده از تفاضل نشان‌های هر یک مشخص می‌شود. نشان یک زیر- فضا، میانگین وزن‌داری از مقدار خروجی داده‌های یادگیری است. پس از هر تفکیک، برای هر زیر- فضا یک قاعده فازی تعریف می‌شود. قاعده فازی برای زیر- فضای b می‌تواند یکی از دو فرم زیر را داشته باشد.

۱. در حالت اول قاعده فازی به صورت مدل مرتبه صفر TSK است

if x_1 is $\mu_{1b}(x_1)$ and x_2 is $\mu_{2b}(x_2)$ and ... and x_N is $\mu_{Nb}(x_N)$, then y is c_b

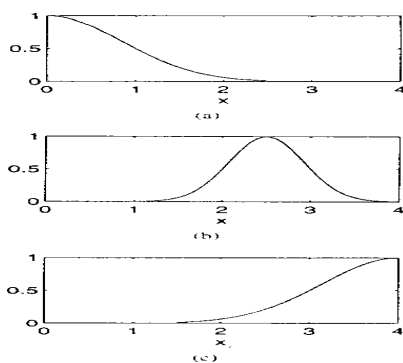
در حالی که c_b نشان زیر-فضای b است.

۲. در حالت دوم قاعده فازی به صورت مدل ممدانی است.

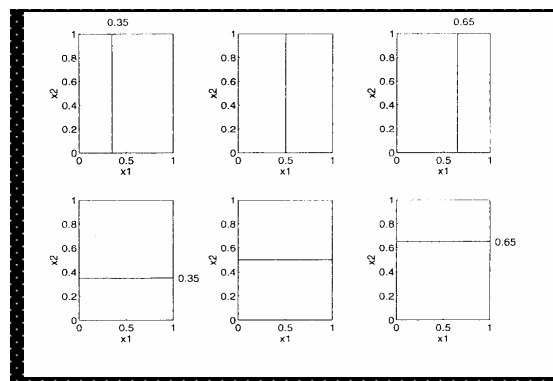
if x_1 is $\mu_{1b}(x_1)$ and x_2 is $\mu_{2b}(x_2)$ and ... and x_N is $\mu_{Nb}(x_N)$, then y is $\mu_b(y)$

در حالی که $\mu_b(y)$ تابع عضویت مجموعه فازی معادل با زیر-فضای b در فضای خروجی است. مرکز تابع عضویت $\mu_b(y)$ برابر نشان زیر-فضای b (c_b) و عرض آن بستگی به پراکندگی داده خروجی و تعداد کل زیر-فضاها دارد که می‌توان آن را ۲۰٪ طول بازه خروجی در نظر گرفت. با تعریف یک قاعده فازی برای هر زیر-فضای حاصل از تفکیک در هر مرحله، در واقع یک سیستم اساس قاعده فازی به طور دینامیکی برای نمایش داده ورودی-خروجی در طول تفکیک ایجاد می‌شود. مقادیر حداقل و حداکثر هر متغیر ورودی $x_i \in R$ با محدوده $[a_i, b_i] \subset R$ تعریف می‌شود. هدف ما تقسیم و یا برش بازه $[a_i, b_i]$ در مکانی است که بیشترین تفاضل $|c_{b1} - c_{b2}|$ را بین دو نشان خروجی c_{b1} و c_{b2} ایجاد کند. مکانی از بازه $[a_i, b_i]$ که در آن تفکیک بهینه صورت گیرد، از جمله مباحث باز می‌باشد که نیاز به تحقیق بیشتری دارد. اما آنچه که منطقی به نظر می‌رسد آن است که مکان تفکیک رابطه مستقیمی به پراکندگی داده‌ها در بازه $[a_i, b_i]$ دارد. در شبیه‌سازیهای انجام شده این مقاله در برخی ۳۵٪، ۵۰٪ و ۶۵٪ از طول بازه $[a_i, b_i]$ به عنوان تفکیک‌های مناسب و در برخی دیگر ۴۵٪، ۵۰٪ و ۵۵٪ از طول بازه $[a_i, b_i]$ به عنوان مکان تفکیک انتخاب شده است. برای تشخیص تفکیک مناسب، هر بازه از فضای ورودی به این مکانها تقسیم شده و تفاضل نشان‌های خروجی قواعد فازی برای هر برش محاسبه می‌شود. در این حال برشی که دارای بزرگترین تفاضل نشان‌ها باشد انتخاب می‌گردد.

به دلیل آنکه در هر بعد سه برش صورت گرفته است مساله‌ای با N بعد به $3N$ برش متمایز نیاز دارد. همه برشها انجام شده و سپس بهترین آنها انتخاب می‌شود. این ایده در شکل ۲ برای فضایی دو بعدی با شش برش مشاهده می‌شود. فرض شده است که $[a_1, b_1] = [a_2, b_2] = [0, 1]$. باید توجه کرد فضای اولیه ورودی به هیچ وجه در مرحله اول به چهار زیر-فضا با برش همزمان در هر دو بعد تقسیم نمی‌شود.



شکل ۳. تعریف توابع عضویت فازی برای هر زیر-فضا



شکل ۴. برش در فضای دو بعدی

۲-۳- تعریف توابع عضویت فازی و محاسبه نشان هر زیر-فضا

برای قواعد فازی حاصله از هر زیر-فضا نیاز به تعریف توابع عضویت $\{\mu_{ib}(x_i) | i=1,2,\dots, N\}$ می‌باشد. اگر فرض شود که $[a_i, b_i]$ بازه اولیه ورودی x_i باشد و زیر-فضای b با بازه $b = [c_i, d_i] \subseteq [a_i, b_i]$ تعریف شود در صورتی که زیر-فضا در میانه فضای ورودی باشد یعنی $a_i \neq c_i$ و $b_i \neq d_i$ ، مرکز تابع عضویت گوسی، معادل مرکز بازه $[a_i, b_i]$ و عرض آن به نحوی است که تابع عضویت گوسی در نقاط c_i و d_i دارای مقدار عضویت $0/5$ باشد. چنانچه زیر-فضا در مرز فضای ورودی باشد، یعنی $a_i = c_i$ و $b_i = d_i$ ، مرکز تابع عضویت گوسی در مرز فضای ورودی و عرض آن به نحوی است که مقدار عضویت نقطه مرزی دیگر زیر-فضا برابر $0/5$ شود. شکل ۳ این حالات را نمایش می‌دهد

پس از آنکه توابع عضویت برای متغیرهای ورودی تعریف گردید، نشان خروجی معادل زیر-فضای b را می‌توان مطابق رابطه زیر تعریف کرد

$$c_b = \frac{\sum_{j=1}^M \mu_b(x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j) \times y_j}{\sum_{j=1}^M \mu_b(x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j)}, c_b = \frac{\sum_{j=1}^M \min_i^N \mu_{bi}(x_i^j) \times y_j}{\sum_{j=1}^M \min_i^N \mu_{bi}(x_i^j)}$$

در این معادله $\{ (x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j; y_j) | j=1,2,\dots, M \}$ داده‌های یادگیری، $\mu_b(x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j) = \min_i^N \mu_{bi}(x_i^j)$ درجه تابع عضویت ورودی j امین بردار یادگیری برای زیر-فضای b ام، $\mu_{bi}(x_i^j)$ تابع عضویت ورودی x_i^j برای j امین بردار یادگیری و b امین زیر-فضا می‌باشند. برای تابع عضویت j امین بردار یادگیری $\mu_b(x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j)$ می‌توان از حاصلضرب توابع عضویت $\mu_{bi}(x_i^j)$ نیز استفاده کرد. از هر برش، مطابق رابطه فوق، برای هر یک از دو زیر-فضای حاصله نشان‌ها محاسبه شده و از تفاضل آنها به عنوان معیاری برای انتخاب برش مناسب بهره گرفته می‌شود.

۳-۳- معیارهای توقف تفکیک

هر زیر-فضای b به دو زیر-فضای کوچکتر b_1 و b_2 با نشان‌های خروجی c_{b_1} و c_{b_2} تقسیم می‌شود. اگر $c_{b_1} = c_{b_2}$ باشد، آنگاه دو قاعده فازی معادل b_1 و b_2 را می‌توان ترکیب کرده و یک قاعده بدست آورد. این بدان معناست که نیازی به تقسیم زیر-فضای b نمی‌باشد. برای حداقل تفاضل مجاز بین c_{b_1} و c_{b_2} حدی همانند MIN_{dif} تعیین می‌شود. اگر $|c_{b_1} - c_{b_2}| < \text{MIN}_{\text{dif}}$ باشد، آنگاه تقسیم زیر-فضای b متوقف می‌شود. MIN_{dif} را می‌توان درصدی از انحراف معیار داده‌های یادگیری خروجی در نظر گرفت.

همانگونه که قبلاً بحث شد علاوه بر ملاک تفاضل نشان‌ها حداقل تعداد داده‌های یادگیری MIN_n در هر زیر-فضا نیز به عنوان معیاری برای توقف تفکیک تعیین می‌گردد. هرگاه تعداد داده‌های یادگیری در یک زیر-فضا برابر و یا کمتر از MIN_n شود، تقسیم آن زیر-فضا متوقف می‌شود.

پس از پایان مراحل تفکیک، قواعد معادل زیر-فضاها تشکیل اساس قاعده یک سیستم استنتاج فازی را می‌دهند. توابع عضویت در هر بعد برای زیر-فضاها همانند روش شکل ۳ بدست می‌آیند. با در نظر گرفتن نحوه فازی‌گری و فازی‌زدایی، راهکار استنباط و ترکیب فازی، و اساس قاعده فازی حاصله از تفکیک، یک سیستم فازی به عنوان ساختار اولیه شبکه

عصبی- فازی طراحی می‌شود. این شبکه اولیه به منظور کاهش خطای شناسایی تحت تنظیم با الگوریتم‌های شناسایی پارامتری قرار می‌گیرد.

۴- شبیه سازی

۴-۱- مدل سازی سیستم آشوب گونه

معادلات حالت و خروجی یک سیستم غیرخطی با رفتار آشوب گونه به صورت زیر داده شده است

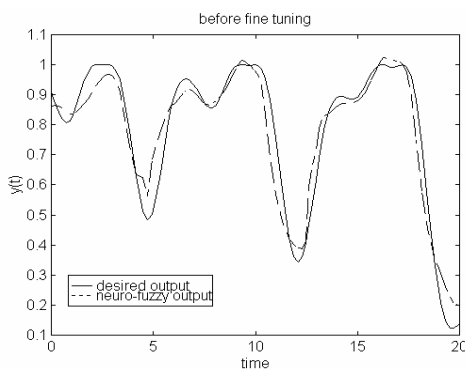
$$\dot{x}_1(t) = -x_1(t)x_2^2(t) + 0.999 + 0.42\cos(1.75t)$$

$$\dot{x}_2(t) = x_1(t)x_2^2(t) - x_2(t)$$

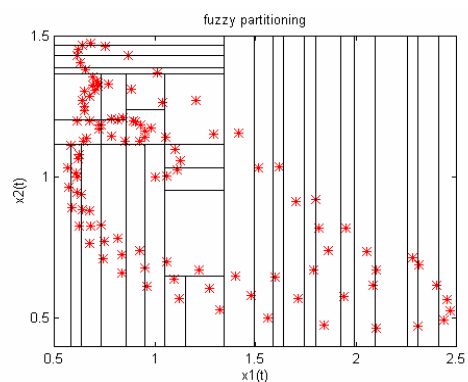
$$y(t) = \sin[x_1(t) + x_2(t)].$$

با حل معادلات حالت به کمک دستورالعمل "ode23" در MATLAB در فاصله زمانی $t=0$ تا $t=20$ با شرایط اولیه $x_1(0) = 1.0$ و $x_2(0) = 1.0$ ، داده ورودی- خروجی حاصل می‌شود. از دسته داده‌های ورودی $x_2^p(t)$ و خروجی $x_1^p(t)$ ($p=1,2,\dots,107$) برای شناسایی ساختاری (ایجاد ساختار اولیه) و شناسایی پارامتری (به عنوان داده‌های تعلیم) به منظور تقریب تابع خروجی $y(t)$ با یک شبکه عصبی- فازی استفاده می‌شود. در تمام شبیه‌سازی‌های این مقاله از شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز استفاده شده است [۳].

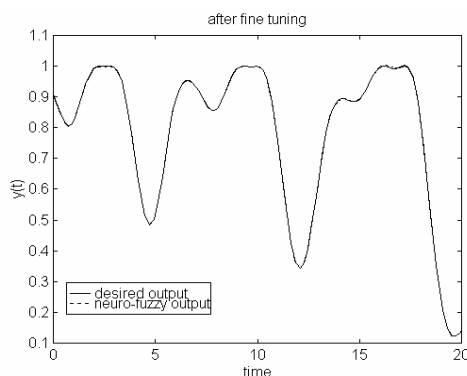
با استفاده از الگوریتم تفکیک فازی و با بهره‌گیری از توابع عضویت گوسی و ۱۰۷ داده یادگیری، فضای دو بعدی ورودی را به ۳۴ زیر- فضا تقسیم می‌کنیم. با توجه به تعداد داده‌های یادگیری و تعداد زیر- فضای در نظر گرفته شده، حداقل تعداد اعضای هر زیر- فضا (bin)، ۲ در نظر گرفته می‌شود. حداقل تفاضل بین دو نشان خروجی که شرط تفکیک یک زیر- فضا است، نیز ۰/۰۱۵ در نظر گرفته می‌شود. شکل ۴ تفکیک فضای ورودی و پراکندگی داده یادگیری را نشان می‌دهد. هر زیر- فضا، معادل با یک قاعده فازی if-then است که مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی با توجه به روابط بیان شده در بخش قبل قابل محاسبه است. این قواعد یک سیستم عصبی- فازی جبران‌ساز اولیه را تشکیل می‌دهند. شکل ۵ پاسخ این شبکه عصبی- فازی اولیه را نشان می‌دهد. پس از تعیین ساختار اولیه، مراحل تنظیم نرم برای تطبیق پارامترها با الگوریتم انتشار معکوس خطا صورت می‌گیرد. در این حال منحنی تابعی معیار خطا در شکل ۶ و پاسخ شبکه عصبی- فازی تعلیم یافته در شکل ۷ ملاحظه می‌گردد.



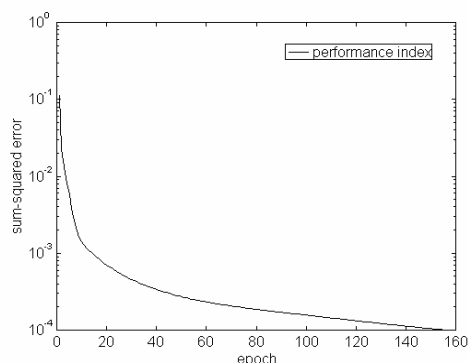
شکل ۵. پاسخ شبکه عصبی- فازی اولیه



شکل ۴. تفکیک فضای ورودی و پراکندگی داده یادگیری



شکل ۷. پاسخ شبکه عصبی- فازی تعلیم یافته



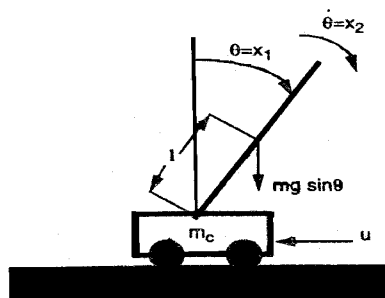
شکل ۶. منحنی تابعی معیار خطا

۴-۲- شناسایی مدل پاندول معکوس

به عنوان یک مثال از شناسایی یک سیستم دینامیکی در حالت حلقه بسته، سیستم غیرخطی پاندول معکوس را مطابق شکل ۸ با معادلات زیر در نظر می‌گیریم:

$$\ddot{\theta} = \frac{g \sin(\theta) - \cos(\theta) \left(\frac{ml}{m_c + m} \sin(\theta) \dot{\theta}^2 - \frac{u}{m_c + m} \right)}{\frac{4}{3}l - \frac{ml}{m_c + m} \cos^2(\theta)}$$

$$x_1 = \theta, \quad x_2 = \dot{\theta}$$



شکل ۸. پاندول معکوس

که در رابطه فوق θ زاویه پاندول، m جرم واگن، m_c جرم پاندول، l طول پاندول، u نیروی اعمالی به واگن و g شتاب جاذبه زمین می‌باشد. مقادیر این پارامترها $m=0.1\text{kg}$ ، $m_c=1\text{kg}$ و $l=0.5\text{m}$ و $g=9.8\text{m/sec}^2$ در نظر گرفته می‌شود. در ابتدا، یک کنترل‌کننده غیرخطی مد لغزشی برای سیستم طراحی می‌گردد که سطح لغزش آن از رابطه $s(e) = \dot{e} + e$ پیروی می‌کند که در این رابطه e سیگنال خطا و برابر تفاضل مقدار مطلوب $\theta(x_{1d})$ و مقدار واقعی آن (x_1) است $(e = x_{1d} - x_1)$. سپس با اعمال این کنترل‌کننده به منظور ردیابی مسیر مطلوب $x_{1d}(t) = \pi/20 * [\sin(t) + 0.3 \sin(0.3t) + \cos(0.5t)]$ و با زمان نمونه‌برداری 0.05 ثانیه، اطلاعات ورودی- خروجی را در بازه زمانی $0 \leq t \leq 50$ ثانیه از سیستم بدست می‌آوریم. این

اطلاعات به عنوان مجموعه یادگیری برای ایجاد ساختار اولیه شناساگر عصبی- فازی و آموزش قطع- خط آن بکار گرفته می‌شود.

۴-۲-۱- شناسایی قطع- خط پاندول معکوس

یک شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز با سه ورودی u نیروی اعمالی به واگن، θ و $\dot{\theta}$ ، و خروجی θ را به عنوان ساختار اولیه شناساگر طراحی می‌کنیم. بدین منظور با استفاده از الگوریتم تفکیک فازی و با بهره‌گیری از ۱۰۰۰ داده یادگیری، ۲۵ قاعده فازی را بدست آورده، این قواعد فازی به‌راه پارامترهای توابع عضویت ورودی و خروجی حاصل از الگوریتم، ساختار ابتدایی شناساگر عصبی- فازی جبران‌ساز را تشکیل می‌دهند. شکل ۹ خروجی شناساگر اولیه را به ورودی‌های یادگیری نشان می‌دهد.

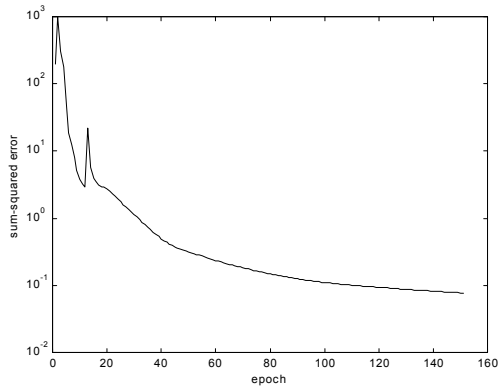
سپس به منظور شناسایی پارامتری، با استفاده از الگوریتم انتشار معکوس خطا، پارامترهای شبکه با هدف بهینه‌سازی معیار خطا تنظیم می‌شوند. ضرائب یادگیری ثابت و مقدار 0.05 را دارا هستند. منحنی خطا در شکل ۱۰ ملاحظه می‌شود. زمان هر دوره تعلیم (Epoch) ۴۰ ثانیه است. برای بررسی عملکرد شناساگر عصبی- فازی تعلیم یافته، کنترل‌کننده‌ای با روش خطی‌سازی با پس‌خورد برای سیستم غیرخطی طراحی شده و سپس برای ردیابی مسیرهای دلخواهی به سیستم اعمال می‌شود. به طور همزمان خروجی کنترل‌کننده به شناساگر نیز اعمال می‌گردد.

شکل‌های ۱۱ و ۱۲ خروجی شناساگر تعلیم یافته و خروجی سیستم پاندول را به منظور ردیابی سیگنال‌های $x_{id}(t) = \pi/30 * [\sin(t) + 0.3 \sin(3t) + 2\sin(0.5t)]$ (test1) و $x_{id}(t) = \pi/20 * [\sin(t) + 0.3 \sin(0.3t)]$ (test2) نشان می‌دهند. همانگونه که ملاحظه می‌شود اثر اعوجاجی که در خروجی شناساگر قبل از تعلیم (شکل ۹) وجود دارد، پس از تطبیق پارامترها در خروجی شناساگر قبل از تعلیم یافته مشاهده نمی‌شود. اعوجاج خروجی شناساگر اولیه، به دلیل وجود اعوجاج در خروجی کنترل‌کننده مد لغزشی است که به عنوان یک ورودی در داده‌های یادگیری وارد شده است.

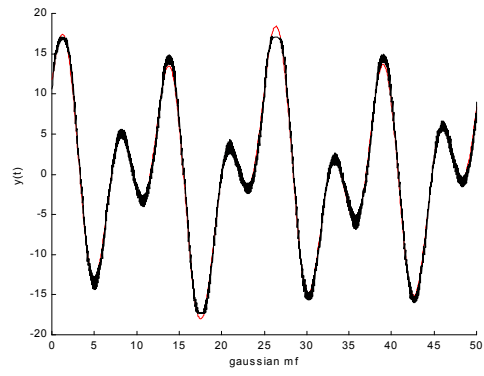
۴-۲-۲- شناسایی وصل- خط پاندول معکوس

به منظور شناسایی وصل- خط، سیستم غیرخطی پاندول معکوس، ابتدا با استفاده از داده‌های یادگیری در دسترس، یک شناساگر عصبی- فازی جبران‌ساز با سه ورودی u نیروی اعمالی به واگن، θ ، $\dot{\theta}$ و با بهره‌گیری از الگوریتم تفکیک فازی طراحی می‌نماییم. این ساختار اولیه از ۱۰ فازی if-then با توابع عضویت ورودی و خروجی گوسی تشکیل شده است.

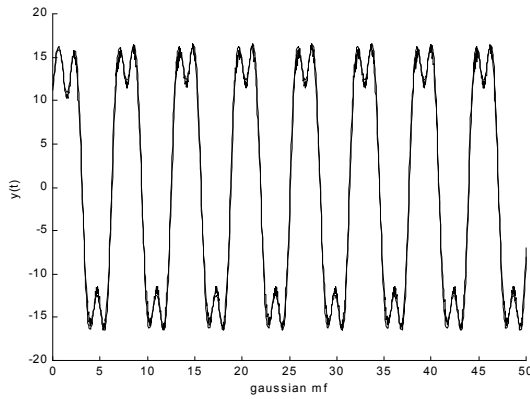
در مرحله بعد ضمن کنترل سیستم پاندول معکوس با یک کنترل‌کننده خطی‌ساز با پس‌خورد در هر زمان نمونه‌برداری 0.01 ثانیه، مرکز و عرض توابع عضویت، درجه جبران‌سازی γ ، و ضرائب یادگیری هر پارامتر به صورت وصل- خط تنظیم می‌شوند. شناسایی پارامتری بر اساس الگوریتم انتشار معکوس خطا با ضرائب یادگیری تطبیقی صورت می‌گیرد. شکل‌های ۱۳ و ۱۴ خروجی شناساگر و خروجی سیستم در حالت ردیابی مسیرهای $x_{id}(t) = \pi/20 * [\sin(t) + 0.3 \sin(0.3t) + \cos(0.5t)]$ (test1) و $x_{id}(t) = \pi/30 * [\sin(t) + 0.3 \sin(3t) + 2\sin(0.5t)]$ (test2) را نشان می‌دهند. زمان واقعی هر دوره تعلیم 0.05 ثانیه است.



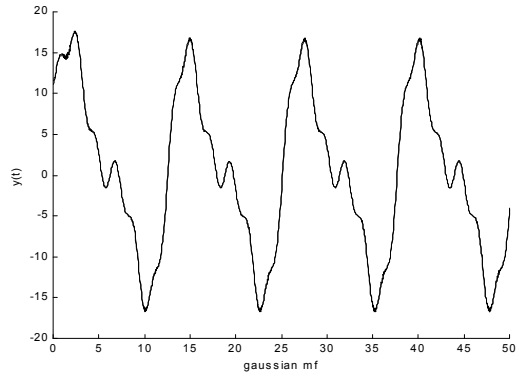
شکل ۱۰. منحنی خطا در شناسایی قطع - خط پاندول معکوس



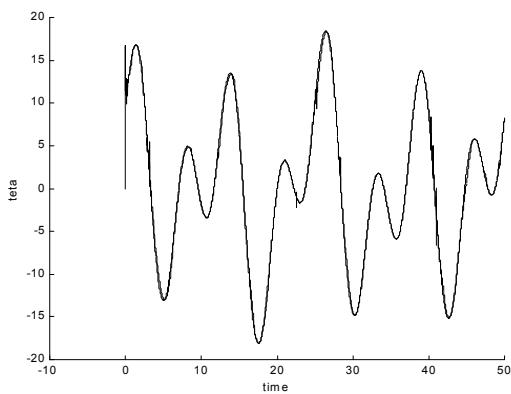
شکل ۹. خروجی شناساگر اولیه به ورودی‌های یادگیری



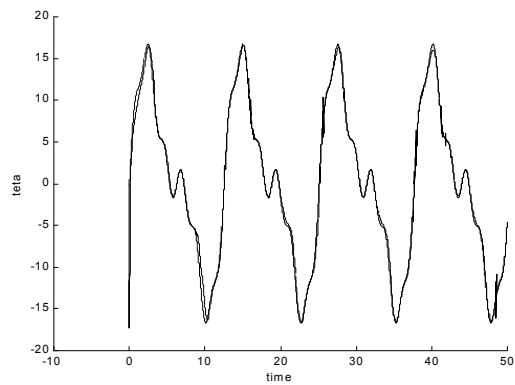
شکل ۱۲. خروجی شناساگر تعلیم یافته و خروجی سیستم پاندول به منظور ردیابی سیگنال (test2)



شکل ۱۱. خروجی شناساگر تعلیم یافته و خروجی سیستم پاندول به منظور ردیابی سیگنال (test1)



شکل ۱۴. خروجی سیستم و خروجی شناساگر در حالت ردیابی مسیر (test2)



شکل ۱۳. خروجی سیستم و خروجی شناساگر در حالت ردیابی مسیر (test1)

۵- نتیجه گیری

راهکارهای متعددی برای شناسایی ساختاری و طراحی سیستم‌های فازی به عنوان ساختار اولیه شبکه‌های عصبی-فازی با بهره‌گیری از داده‌های یادگیری در دسترس از سیستم هدف وجود دارند. راهکارهای جدول مرجع [۶]، منحنی‌های فازی [۷]، دسته‌بندی در فضای ورودی [۴]، و دسته فضای خروجی [۱] از جمله مهمترین این روشها هستند که هر یک دارای نقاط قوت و ضعف هستند. مزیت روش جدول مرجع در سرعت انجام الگوریتم آن است. عیب عمده آن در افزایش نمایی تعداد قواعد با افزایش بعد ورودیهاست. راهکار منحنی‌های فازی نیز علاوه بر ایجاد یک سیستم فازی مناسب، معیاری را جهت انتخاب ورودی‌های موثر ارائه می‌دهد. راهکارهای دسته‌بندی در فضای ورودی و خروجی نیز سیستم‌های فازی را با در نظر گرفتن پراکنندگی داده‌های یادگیری ایجاد می‌کنند. روش تفکیک فازی که تفکیک فضای ورودی را بر اساس معیار فازی مناسبی انجام می‌دهد، راهکاری است که ضعف روش جدول مرجع را در تعداد قواعد ندارد و نسبت به راهکارهای دیگر، نتایج بهتری را حاصل نموده است.

همانگونه که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی-فازی با روش طراحی تفکیک فازی قادر به شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی هستند. مزیت عمده استفاده از این ساختارها به عنوان شناساگر سیستم‌های دینامیکی غیرخطی را در موارد زیر می‌توان خلاصه

۱. شبکه‌های عصبی-فازی از قواعد فازی *if-then* تشکیل شده‌اند که در این حال درک مستقیم ساختار شناساگر از سیستم هدف میسر می‌گردد.

۲. پارامترها در شناساگر عصبی-فازی دارای مفهوم فیزیکی بوده، لذا می‌توان در مورد تغییرات آنها تجزیه و تحلیل کرد.

۳. با در نظر گرفتن اینکه ساختار اولیه شناساگر عصبی-فازی از اطلاعات قبلی حاصل از دینامیک سیستم و تجربه‌ای که از سیستم حاصل شده است، بدست می‌آید، لذا در لحظه شروع شناسایی پارامتری خطای اولیه شناساگر عصبی-فازی نسبت به شناساگر عصبی معادل، بسیار کمتر است.

۶- مراجع

- [1] M. Sugeno, T. Yasukawa, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 1, pp. 7-31, Aug. 1993.
- [2] L. A. Zadeh, "From circuit theory to system theory," in Facets of Systems Science, G, J. Klir, Ed., New York: Plenum, 1991.
- [3] Y. Q. Zhang, A. Kandel, "Compensatory neurofuzzy systems with fast learning algorithms," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 9, no. 1, pp. 83-105, January 1998.
- [4] J. R. Jang, C. Sun, E. M. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Printice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1997.
- [5] Y. Lin, G. A. Cunningham, S. Coggeshall, "Using fuzzy partitions to create fuzzy systems from input-output and set the initial weights in a fuzzy neural network," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 5, no. 4, Nov. 1997.
- [6] L.X. Wang, A Course in Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1997.
- [7] Y. Lin, G. A. Cunningham, "A new approach to fuzzy-neural system modeling," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 3, pp. 190-198, May 1995.