شناسایی سیستم دینامیکی ربات توسط شبکه‌های عصبی- فازی جبران‌ساز

قاسم عزت زادگان جهرمی[1] محمد فرخی[2] علی‌اکبر جلالی[2]

دانشکده مهندسی برق

دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده: در این مقاله، یک شبکه عصبی- فازی که استدلال تطبیقی فازی را با عملگرهای فازی جبران‌ساز انجام می‌دهد، ارائه شده و شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی با این شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز مورد بررسی قرار می‌گیرد. ابتدا ساختار این شبکه ارائه شده و نحوه مدلسازی آن که شامل حصول قواعد فازی if-then از داده ورودی- خروجی، ایجاد ساختار اولیه شبکه (شناسایی ساختاری) و تعلیم به روش الگوریتم یادگیری جبران‌ساز (شناسایی پارامتری) است، بیان می‌شود؛ سپس ساختار سیستم دینامیکی ربات با دو درجه آزادی معرفی شده و شناسایی آن به دو روش قطع- خط و وصل- خط توسط شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز بررسی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی توانایی شبکه‌های عصبی- فازی را در شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی به اثبات می‌رساند.

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

۱- مقدمه

شناسایی سیستم، مدلسازی ریاضی برای یک سیستم دینامیکی بر اساس داده‌های مشاهده شده از سیستم واقعی است. شناسایی سیستم، کاربردهای گسترده‌ای در بسیاری از زمینه‌ها دارد. در کنترل و مهندسی سیستم‌ها، از روشهای شناسایی سیستم‌ها جهت استخراج مدل‌های مناسبی برای کنترل، طراحی الگوریتم پیشگویی و یا شبیه‌سازی سیستم‌ها استفاده می‌گردد .

راهکارهای شناسایی متداول، مدلی را برای یک سیستم بر اساس دسته‌های ورودی- خروجی تعیین می‌کنند که از تحریک سیستم با یک سیگنال ورودی و اندازه‌گیری خروجیهای معادل جمع‌آوری می‌شود [۱]. در حالی‌که برای سیستم‌های پیچیده، قسمت مهمی از اطلاعات از منبع دیگر، تجربیات شخص خبره، حاصل می‌شود. شخص خبره با توجه به شناخت از سیستم، توصیفات زبانی در مورد رفتار سیستم را بر حسب متغیرهای فازی بیان می‌کند. گرچه این توصیفات زبانی دقیق نیستند، با این حال اطلاعات مهمی را در مورد سیستم ارائه می‌دهند. متاسفانه، راهکارهای شناسایی متداول از این منبع اطلاعاتی مهم چشم پوشی کرده و نمی‌توانند این توصیفات زبانی را مستقیماً در ساختار شناساگر در نظر بگیرند [۲].

---

[1] کارشناس ارشد، شرکت پتروشیمی برزویه

[2] عضو هیات علمی دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده برق

سیستم‌های عصبی- فازی ابزار قدرتمندی برای دستیابی به این هدف هستند. زیرا از یک طرف، هر سیستم فازی از قواعد if-then تشکیل شده است که در نتیجه توصیفات زبانی می‌توانند به طور طبیعی در ساختار شناساگرهای فازی وارد شوند؛ و از طرف دیگر، قوانین تطبیقی را می‌توان برای تنظیم پارامترهای این شناساگرها به منظور تطبیق با جفت‌های ورودی- خروجی بکار برد. در واقع، ساختار شناساگر اولیه از اطلاعات زبانی حاصل می‌شود و سپس پارامترها بر اساس جفت‌های ورودی- خروجی به صورت وصل- خط و یا قطع- خط تنظیم می‌شوند. برای تنظیم پارامترها راهکارهای بهینه‌سازی که در شبکه‌های عصبی معمول است بهره گرفته می‌شود. در این حال، شناساگرهای عصبی- فازی هم اطلاعات زبانی و هم اطلاعات عددی را در طراحی خود بکار می‌برند [۳].

۲- شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز

مسائل اساسی در بهینه‌سازی سیستم‌های عصبی- فازی عبارتند از:

۱. چگونگی بهینه‌سازی توابع عضویت فازی
۲. چگونگی بهینه‌سازی استدلال منطق فازی و انتخاب عملگرهای فازی بهینه
۳. چگونگی انتخاب فازی‌زدای بهینه.

تحقیقات متعددی در زمینه مسائل(۱) و (۳) با ارائه الگوریتم‌های یادگیری برای تنظیم پارامترهای توابع عضویت فازی و توابع فازی‌زدا صورت گرفته است. اما در مورد مسئله (۲)، اغلب تنها از عملگرهای استاتیکی فازی در استدلال فازی بهره گرفته شده است. برای مثال از عملگرهای مشترک min ، max ، حاصلضرب و جمع جبری استفاده می‌گردد که تطبیقی نبوده و برای تمام سیستم‌های فازی بهینه نمی‌باشند. در این حال سیستم‌های عصبی- فازی معمول، تنها توابع عضویت را تحت عملگرهای فازی خاص و تعریف شده بهینه می‌سازند. در نتیجه این سیستم‌ها، در واقع از راهکار بهینه‌سازی محلی بهره می‌گیرند تا بهینه‌سازی جهانی. در حالت کلی، یک سیستم عصبی- فازی موثر باید قادر باشد نه‌تنها توابع عضویت فازی را به طور تطبیقی تنظیم نماید، بلکه عملگرهای تطبیقی فازی را نیز بهینه سازد. شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز که در این مقاله مورد استفاده قرار می‌گیرد، دارای استنتاج تطبیقی بوده و در طی الگوریتم یادگیری، علاوه بر توابع عضویت، پارامتری تحت عنوان "درجه جبران‌سازی" را نیز به‌طور بهینه تنظیم می‌نماید [۲].

۲-۱- ساختار کلی شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز

معماری کلی یک شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز در شکل ۱ مشاهده می‌شود. این شبکه معمولاً دارای پنج لایه است. لایه ۱ لایه ورودی، لایه ۲ لایه فازی‌گر، لایه ۳ لایه اعمال بدبین- خوش‌بین، لایه ٤ لایه جبران‌سازی و لایه ۵ لایه فازی‌زدایی است [۲]. ساختار شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز از فازی‌گر منفرد، استنتاج فازی جبران‌ساز، فازی‌زدای میانگین مرکز، مطابق روابط زیر تشکیل شده است. این شبکه دارای n ورودی، یک خروجی، و m قاعده فازی if-then است.

لایه ۱: اعمال ورودی‌ها از محیط به شبکه از طریق لایه ورودی صورت می‌گیرد.

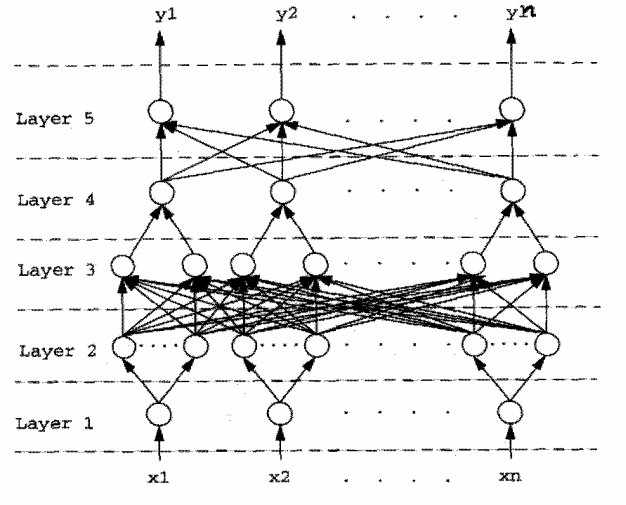
لایه ۲: خروجی سلول‌های فازی‌گر به صورت زیر است:

$$y = \mu_{A_i^k}(x_i), \quad i = 1,2,\ldots,n,\ k = 1,2,\ldots,m.$$

$\mu_{A_i^k}(x_i)$ تابع عضویت متغیر زبانی A_i^k مربوط به i امین ورودی و قاعده k ام می‌باشد که به صورت تابع عضویت گوسی تعریف می‌شود:

$$\mu_{A_i^k}(x_i) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k}\right)^2\right],\ i = 1,2,\ldots,n, k = 1,2,\ldots,m$$

لایه ۳: اعمال بدبین و خوش‌بین در این لایه انجام می‌شوند. سلول فازی بدبین، ورودیهای x_i $(i = 1,2,...,n)$ را به خروجی بدبین با تصمیم‌گیری محافظه کارانه برای بدترین حالت، نگاشت می‌کند. در عمل، اغلب سلول‌های فازی



شکل ۱. ساختار کلی شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز

معیار T بدبین هستند. در این شبکه خروجی سلول‌های بدبین از رابطه:

$$u^k = \prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^k}(x_i)$$

محاسبه می‌شود. سلول فازی خوش بین، ورودیهای x_i $(i = 1,2,...,n)$ را به خروجی خوش بین v با تصمیم گیری خوش بینانه برای بهترین حالت، نگاشت می‌کند. در عمل، اغلب سلول‌های فازی معیار S، خوش بین هستند. در این شبکه خروجی سلول‌های خوش‌بین از رابطه:

$$v^k = \left[\prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{\frac{1}{n}}$$

محاسبه می‌شود.

لایه ٤: در لایه چهارم، سلول‌های جبران ساز جای دارند. این سلول‌ها، ورودی‌های بدبین u و خوش بین v، را به خروجی جبران ساز z بر اساس تصمیمی مصالحه کارانه برای حالتی مابین بدترین و بهترین، نگاشت می‌کنند. به عنوان مثال:

$$z = c(u,v) = u^{1-\gamma} v^{\gamma}$$

که در این رابطه γ درجه جبران سازی است و $\gamma \in [0\ ,\ 1]$. در این ساختار خروجی سلول‌های جبران‌ساز از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$z^k = (u^k)^{1-\gamma}(v^k)^{\gamma} = \left[\prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\frac{\gamma}{n}}$$

لایه ۵ : سلول‌های فازی‌زدا در این لایه، خروجی نهایی شبکه را با استفاده از رابطه فازی‌زدای میانگین مرکز محاسبه می‌کند:

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{k=1}^{m} b^k \delta^k z^k}{\sum_{k=1}^{m} \delta^k z^k}$$

در حالی که b^k و δ^k، به ترتیب مرکز و عرض توابع عضویت خروجی قاعده k ام هستند.

۳- طراحی شبکه‌های عصبی- فازی جبران ساز

مدلسازی فازی شامل دو بخش اساسی است. بخش اول 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"*. راهکار استدلالی که در شبکه‌های عصبی- فازی جبران ساز استفاده می‌گردد، استدلال تطبیقی فازی با عملگرهای فازی جبران‌ساز است که در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت. در اینجا به بررسی نحوه شناسایی ساختاری و پارامتری در مدل‌سازی عصبی- فازی پرداخته می‌شود.

شناسایی ساختاری: برای تعیین ساختار اولیه شبکه عصبی- فازی (تنظیم تقریبی)، ابتدا با اعمال ورودی مناسب به سیستم دینامیکی، داده‌های ورودی- خروجی غنی از سیستم هدف بدست آمده و با بهره‌گیری از یکی از راهکارهای طراحی سیستم‌های فازی، قواعد فازی if-then از این داده‌های ورودی- خروجی حاصل می‌شود. این قواعد فازی به همراه پارامترهای اولیه توابع عضویت و با در نظر گرفتن راهکار استدلال فازی جبران ساز، ساختار اولیه یک شبکه عصبی- فازی جبران ساز را برای شناسایی سیستم دینامیکی پایه‌ریزی می‌کنند. در شبیه سازیهای انجام شده راهکارهای جدول مرجع و تفکیک فازی جهت شناسایی ساختاری استفاده شده است [٤] و [٥].

شناسایی پارامتری: پس از تنظیم تقریبیِ شبکه عصبی- فازی جبران ساز برای بهبود عملکرد و کاهش خطای شناسایی، پارامترهای شبکه که شامل درجه جبران‌سازی، و مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی است، تحت تعلیم با یکی از روشهای بهینه سازی تحت نظارت قرار می‌گیرند (تنظیم دقیق). شناسایی پارامتری می‌تواند به دو روش قطع- خط و وصل- خط صورت گیرد. در این مقاله از روش انتشار معکوس خطا بهره گرفته شده است که به دلیل تنظیم درجه جبران سازی به آن الگوریتم یادگیری جبران ساز اطلاق می‌شود. تابع خطایی که در اینجا حداقل می‌شود، به صورت زیر است:

$$E^P = \frac{1}{2}\left[f(x^P) - y^P \right]^2$$

$f(x^P)$ خروجی شبکه و y^P خروجی مطلوب است.

٤- شناسایی سیستم دینامیکی ربات با دو درجه آزادی

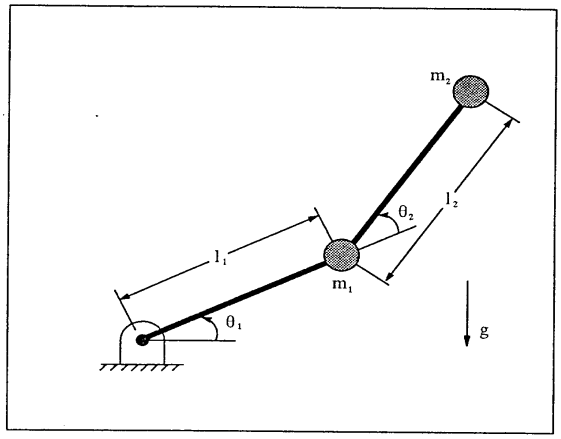
به منظور اثبات توانایی شبکه‌های عصبی- فازی در شناسایی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی، سیستم دینامیکی ربات را که سیستمی شدیداً غیرخطی است برای شبیه‌سازی در نظر می‌گیریم. در ابتدا معادلات دینامیکی ربات با دو درجه آزادی و معادلات حالت آن توضیح داده می‌شود. سپس نتایج شبیه‌سازی در شناسایی مدل ربات با شبکه‌های عصبی- فازی جبران ساز به دو صورت قطع- خط و وصل- خط ارائه می‌شود.

٤-١- مدل ربات با دو درجه آزادی

درحالت کلی معادلات گشتاور یک ربات با درجه آزادی n به صورت زیر است:

$$T = M(\Theta)\ddot{\Theta} + V(\Theta,\dot{\Theta}) + G(\Theta) + F(\dot{\Theta})$$

که در آن T بردار $n\times 1$ گشتاور اتصالات است که به عملگرها اعمال می‌شود. و Θ بردار $n\times 1$ موقعیت و به صورت $\Theta = [\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_n]^T$ است. $M(\Theta)$ ماتریس $n\times n$ و ماتریس وزن نامیده می‌شود



شکل ۲. ربات با دو درجه آزادی

بردار $V(\Theta,\dot{\Theta})$ نمایشگر گشتاورهایی است که از نیروهای گریز از مرکز حاصل می‌شود. $G(\Theta)$ بیانگر گشتاور مرتبط با جاذبه و $F(\dot{\Theta})$ نمایانگر اصطکاک خطی هر اتصال است. از معادله کلی ربات می‌توان شتاب‌ها را بر حسب گشتاورها، سرعتها و موقعیت‌ها به صورت رابطه:

$$\ddot{\Theta} = M^{-1}(\Theta)\left[T - V(\Theta,\dot{\Theta}) - G(\Theta) - F(\dot{\Theta})\right]$$

نوشت که معادله دینامیکی سیستم است.

شکل ۲ یک ربات با دو درجه آزادی را که در صفحه عمودی حرکت می‌کند، نشان می‌دهد. معادلات حالت این سیستم دینامیکی با در نظر گرفتن متغیرهای حالت $x_1 = \theta_1$ ، $x_2 = \theta_2$ ، $x_3 = \dot{\theta}_1$ ، و $x_4 = \dot{\theta}_2$ و استفاده از معادله کلی ربات به صورت زیر حاصل می‌شود.

$$\dot{x}_1 = x_3, \quad \dot{x}_2 = x_4$$
$$\dot{x}_3 = \frac{1}{\Delta}\Big[\big(l_2^2 m_2\big)\big(\tau_1 + 2\alpha s_2 x_3 x_4 + \alpha x_4^2 - \beta c_1 - \gamma c_{12} - r_1 x_3\big) - \big(l_2^2 m_2 + l_1 l_2 m_2 c_2\big)\big(\tau_2 - \alpha s_2 x_3^2 - \gamma c_{12} - r_2 x_4\big)\Big]$$
$$\dot{x}_4 = \frac{1}{\Delta}\Big[-\big(l_2^2 m_2 + l_1 l_2 m_2 c_2\big)\big(\tau_1 + 2\alpha s_2 x_3 x_4 + \alpha x_4^2 - \beta c_1 - \gamma c_{12} - r_1 x_3\big) + \big(l_1^2(m_1 + m_2) + l_2^2 m_2 + 2 l_1 l_2 m_2 c_2\big)\big(\tau_2 - \alpha s_2 x_3^2 - \gamma c_{12} - r_2 x_4\big)\Big]$$

که در آن c_1 مخفف $\cos(\theta_1)$ و c_{12} فرم خلاصه $\cos(\theta_1 + \theta_2)$ و ... می‌باشد. m_1 و m_2 جرم‌ها، l_1 و l_2 طول‌ها، و r_1 و r_2 ضرائب اصطکاک مفصل اول و دوم می‌باشند، $g = 9.8 \text{ m/sec}^2$ شتاب جاذبه است، و داریم:

$$\Delta = l_1^2 l_2^2\big[(m_1 + m_2)m_2 - m_2^2 c_2^2\big]$$
$$\alpha = l_1 l_2 m_2, \beta = l_1(m_1 + m_2)g, \gamma = l_2 m_2 g$$

این معادلات حالت را می‌توان با خروجی θ_1 و یا θ_2 و با در نظر گرفتن مقادیر پارامتر زیر به منظور شبیه‌سازی بکار برد:

$$l_1 = 0.5 \text{ m}, \ l_2 = 0.5 \text{ m}, \ m_1 = 10 \text{ kg}, \ m_2 = 8 \text{ kg},$$
$$r_1 = 4 \text{ Nmsec./rads}, \ r_2 = 4 \text{ Nmsec./rads}, \ g = 9.8 \text{ m/sec}^2$$

٤-٢- شناسایی سیستم ربات به صورت قطع- خط

برای شناسایی قطع- خط سیستم دینامیکی ربات، در ابتدا داده‌های یادگیری را با اعمال ورودیهای تعلیم زیر به سیستم بدست می‌آوریم:

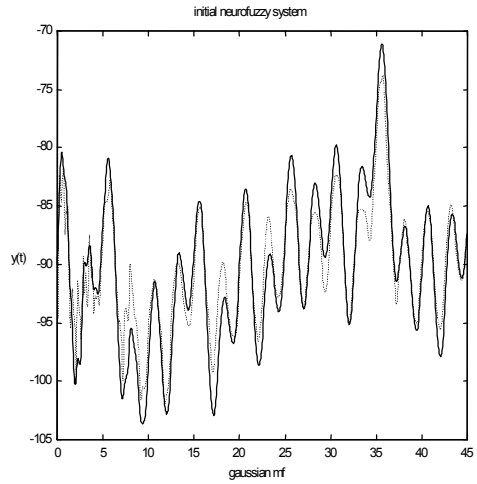
$$\tau_1(t) = a(1)\sin(2\pi t / w_1(1)) + a(2)\cos(2\pi t / w_1(2)) + a(3)\sin(2\pi t / w_1(3)) + a(4)\cos(2\pi t / w_1(4))$$
$$\tau_2(t) = b(1)\sin(2\pi t / w_2(1)) + b(2)\cos(2\pi t / w_2(2)) + b(3)\sin(2\pi t / w_2(3)) + b(4)\cos(2\pi t / w_2(4))$$

که در روابط فوق بردارهای ضرائب و طول موج برابرند با:

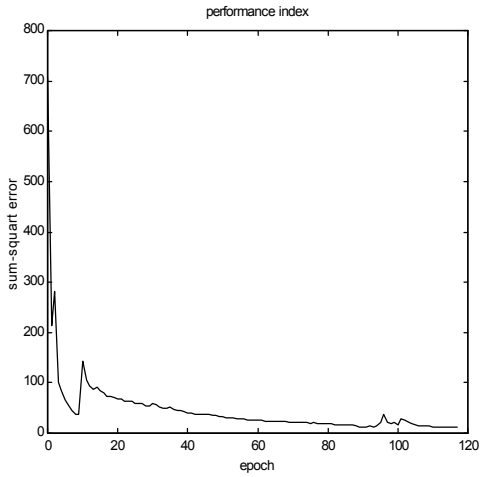
$$a = 2.3 * [3.2 \quad -1.5 \quad -2.5 \quad 1.4], \ b = 2.35 * [1.7 \quad -1.2 \quad 1.9 \quad -2.5]$$
$$w_1 = [2.5 \quad 10 \quad 50 \quad 25], \ w_2 = [7.5 \quad 30 \quad 20 \quad 5] \ .$$

با اعمال گشتاورهای τ_1 و τ_2 و حل معادلات حالت با روش Runge-Kutta مرتبه ٤، در بازه زمانی $0 \le t \le 45$ و با در نظر گرفتن نقطه کار $\theta_1 = -90^\circ$ و $\theta_2 = 0^\circ$ و زمان نمونه‌برداری ۰/۰۵ ، می‌توان ۹۰۰ داده یادگیری را برای خروجی θ_1 بدست آورد. به دلیل آنکه شبکه عصبی- فازی یک شبکه استاتیکی است، برای تعیین ساختار آن در شناسایی یک سیستم دینامیکی غیرخطی، باید به نحوی تغییرات دینامیکی سیستم را در ساختار شبکه عصبی- فازی لحاظ نمود. به همین دلیل، برای شناسایی سیستم دینامیکی ربات با خروجی θ_1، علاوه بر گشتاورهای اعمالی τ_1 و τ_2، مشتقات اول و دوم θ_1 و θ_2 به عنوان ورودی به شبکه در نظر گرفته می‌شوند. براین اساس یک شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز با ٦ ورودی τ_1، τ_2، $\dot{\theta}_1$، $\dot{\theta}_2$، $\ddot{\theta}_1$، و $\ddot{\theta}_2$ و خروجی θ_1 ایجاد می‌شود. ۹۰۰ دسته ورودی- خروجی که از اعمال گشتاورهای تعلیم حاصل شده‌اند، به منظور ایجاد ساختار اولیه شبکه که شامل تعیین قواعد فازی if-then ، نوع و پارامترهای اولیه تابع عضویت است بکار می‌روند. با استفاده از الگوریتم جدول مرجع و با تقسیم هر

بعد از فضای ورودی و فضای خروجی به ٤ بخش که هر بخش معادل یک مجموعه فازی است، ۱۸۰ قاعده حاصل می‌شود. شکل ۳ پاسخ شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز اولیه را به ورودی‌های یادگیری نشان می‌دهد.



شکل ۳. پاسخ شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز اولیه به ورودی‌های یادگیری



شکل ٤. منحنی تابعی معیار خطا در شناسایی مدل ربات

پس از تنظیم تقریبی وارد مرحله تنظیم نرم می‌شویم که در این مرحله، مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی و درجه جبران‌سازی γ با الگوریتم انتشار معکوس خطا با ضرائب یادگیری ثابت ۰/۰۲ به منظور بهینه‌سازی معیار خطا (مجموع مربعات خطا) تنظیم و تطبیق می‌شوند. زمان دوره تعلیم ٤٦۰ ثانیه است. منحنی خطا در شکل ٤ ملاحظه می‌شود.

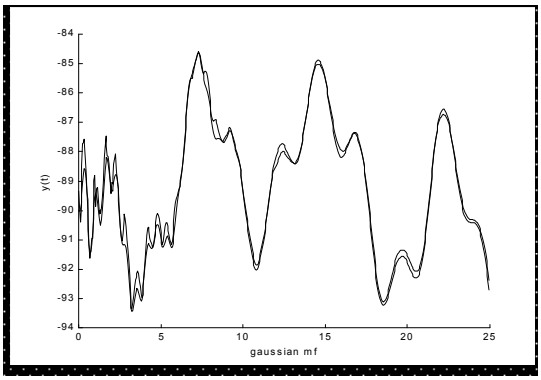
تست شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز به عنوان شناساگر مدل ربات: پس از آموزش شبکه، به منظور برآورد میزان کارآیی شناساگر عصبی- فازی، سیگنال‌های تست به آن اعمال شده و خروجی شبکه با خروجی مطلوب سیستم مقایسه می‌شود. اولین سیگنالی که به شبکه اعمال می‌شود از روابط مربوط به سیگنال تعلیم با بردارهای ضرائب و طول موج زیر پیروی می‌کند:

$$a_{test1} = [2 \;\; -1 \;\; -2.5 \;\; 4],\ b_{test1} = [-3 \;\; -4 \;\; 2 \;\; 6]$$
$$w_{1\ test1} = 10 * [3 \;\; 0.5 \;\; 1 \;\; 0.75],\ w_{2\ test1} = 10 * [1 \;\; 4 \;\; 0.25 \;\; 3.5]$$

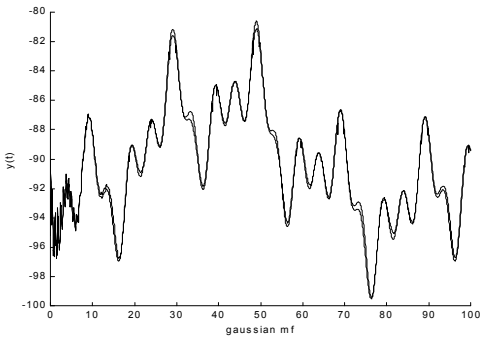
در این حال خروجی شبکه عصبی- فازی تعلیم یافته و خروجی مطلوب سیستم در شکل ۵ مشاهده می‌شود. به همین ترتیب سیگنال تست دیگری که بردارهای ضرائب و طول موج آن مطابق روابط زیر است، به شناساگر اعمال می‌شود. نتیجه در شکل ٦ ملاحظه می‌شود.

$$a_{test2} = 3 * [1 \;\; 1 \;\; 1 \;\; -1],\ b_{test2} = 3 * [1 \;\; 1 \;\; 1 \;\; 1]$$
$$w_{1\ test2} = 20 * [1 \;\; 0.5 \;\; 1 \;\; 4],\ w_{2\ test2} = 20 * [1 \;\; 4 \;\; 0.25 \;\; 1]$$

همان‌گونه که از نتایج قابل استنباط است، شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز به عنوان شناساگر یک سیستم دینامیکی غیرخطی دارای عملکرد مطلوبی است و خطای شناسایی کوچکی دارد. اما عیب مهمی که می‌توان ملاحظه کرد حجم بزرگ شبکه و در نتیجه تعداد پارامترهای زیاد آن است که آموزش قطع- خط را بسیار طولانی می‌سازد. به همین دلیل شناسایی وصل- خط مورد توجه قرار می‌گیرد.



شکل ۵. پاسخ شبکه تعلیم یافته به ورودی تست(۱) (قطع- خط)



شکل ٦. پاسخ شبکه تعلیم یافته به ورودی تست(۲) (قطع- خط)

٤-۳- شناسایی سیستم ربات به صورت وصل- خط

با توجه به مشکلاتی که روش قطع- خط از لحاظ حجم بزرگ شناساگر و زمان طولانی آموزش دارد، از روش وصل- خط به منظور شناسایی مدل ربات بهره می‌گیریم. در این حال ساختار شبکه عصبی- فازی از دو ورودی گشتاورها و خروجی موقعیت θ_1 و یا θ_2 تشکیل می‌شود. در ابتدا برای خروجی θ_1 با استفاده از ۹۰۰ داده ورودی- خروجی که از اعمال سیگنال تعلیم حاصل می‌شود و با بهره‌گیری از الگوریتم تفکیک فازی، دو قاعده فازی if-then را بدست می‌آوریم.

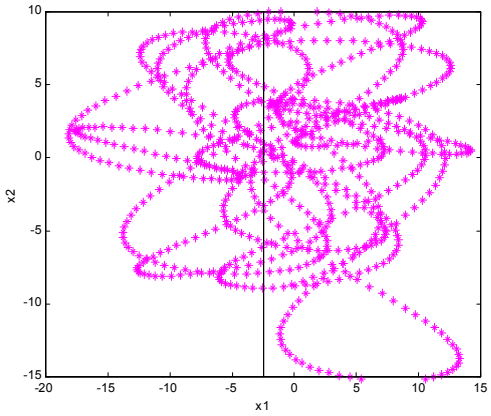
همان‌گونه که در شکل ۸ مشاهده می‌شود، الگوریتم تفکیک فازی، تقسیم فضای ورودی را در بعد τ_1 و در مرکز آن انجام داده است. در زیر- فضای حاصل مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی و در نتیجه ساختار اولیه شناساگر مشخص می‌گردد. در مرحله بعد، سیگنال تست به صورت گشتاورهای اعمالی که دارای بردار ضرائب و طول موج به صورت:

$$a_{test1} = 3*[1 \quad 1 \quad 1 \quad -1],\ b_{test1} = 3*[1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]$$
$$w_{1\ test1} = 20*[1 \quad 0.5 \quad 1 \quad 4],\ w_{2\ test1} = 20*[1 \quad 4 \quad 0.25 \quad 1]$$

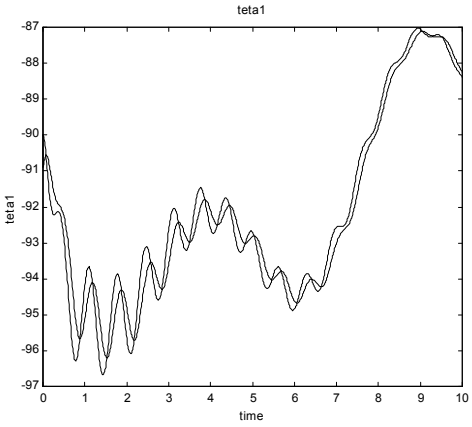
می‌باشند به شبکه اعمال می‌شود. شبکه عصبی- فازی جبران‌ساز با فاصله زمانی ۰/۰۱ ثانیه پارامترهای خود را که شامل مرکز و عرض توابع عضویت ورودی و خروجی، درجه جبران‌سازی و ضرائب یادگیری هر پارامتر است، به منظور کاهش مربع خطای هر مرحله تنظیم می‌سازد. در این روش از ضرائب یادگیری تطبیقی به منظور حصول نتیجه بهتر استفاده شده است. شکل ۸ خروجی شناساگر را برای ۱۰ ثانیه ابتدایی نشان می‌دهد. شکل ۹ خروجی شناساگر و خروجی مطلوب را برای فاصله زمانی ۸۰ ثانیه نشان می‌دهد. شکل ۱۰ نتایج شناساگری با خروجی و ساختار مشابه شناساگر θ_1 برای ورودی‌های تست فوق را نشان می‌دهد.

شکل‌های ۱۱ و ۱۲ خروجی نیز شناساگرهای θ_1 و θ_2، و خروجی‌های سیستم را برای گشتاورهای ورودی به صورت زیر نشان می‌دهد:.

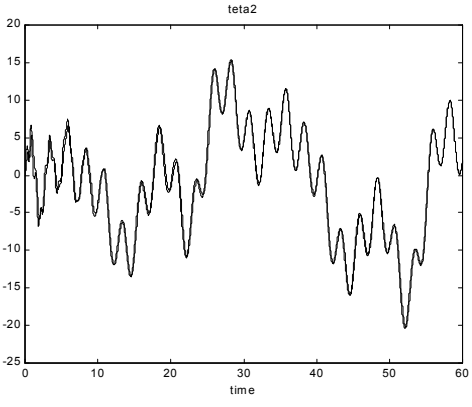
$$a_{test2} = [2 \quad -1 \quad -2.5 \quad 4],\ b_{test2} = [-3 \quad -4 \quad 2 \quad 6]$$
$$w_{1\ test2} = 10*[3 \quad 0.5 \quad 1 \quad 0.75],\ w_{2\ test2} = 10*[1 \quad 4 \quad 0.25 \quad 3.5]$$



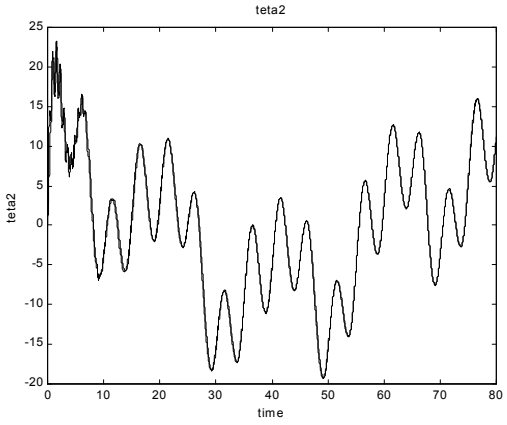
شکل ۷. تفکیک فازی فضای ورودی



شکل ۸. پاسخ شبکه تعلیم یافته θ_1
به ورودی تست(۱) (وصل- خط) در ۱۰ثانیه اول

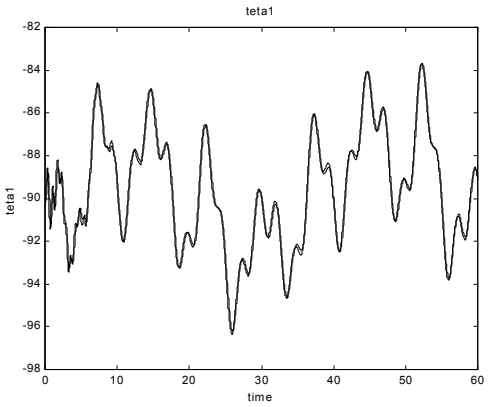


شکل ۹. پاسخ شبکه تعلیم یافته θ_1
به ورودی تست(۱) (وصل- خط)



شکل ۱۰. پاسخ شبکه تعلیم یافته θ_2
به ورودی تست(۱) (وصل- خط)

شکل ۱۱. پاسخ شبکه تعلیم یافته θ_1
به ورودی تست(۲) (وصل- خط)



شکل ۱۲. پاسخ شبکه تعلیم یافته θ_2
به ورودی تست(۲) (وصل- خط)

۵- نتیجه‌گیری

نکات قابل اشاره در شناسایی مدل ربات را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

۱. شناساگر عصبی- فازی درحالت تعلیم قطع- خط، دارای اشکالات عمده‌ای از جمله حجم بالای ساختار و زمان زیاد تعلیم است.

۲. شناساگر عصبی- فازی در حالت تعلیم وصل- خط، دارای نتایج بسیار خوبی است. تعداد پارامترهای بسیار کمتر نسبت به حالت قطع- خط (۲ قاعده درحالت وصل- خط در مقابل ۱۸۰ قاعده برای حالت قطع- خط)، تطبیق سریع پارامترها برای کاهش خطای شناساگر، زمان محاسباتی کم برای تنظیم پارامترها به دلیل تعداد کم آنها، از مزایای عمده روش شناسایی وصل- خط می‌باشد.

۳. در حالت تنظیم وصل- خط، تنها ورودی‌های شبکه عصبی- فازی همان گشتاورهای اعمالی به سیستم هستند. با این حال شناساگر که دارای ساختاری استاتیکی است، قادر به شناسایی زوایای غیرخطی سیستم دینامیکی ربات است.

همانگونه که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی- 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 کرد:

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. شناساگر عصبی- فازی نسبت به یک شناساگر عصبی متناظر دارای ساختاری با تعداد پارامترهای کمتر می‌باشد، لذا سرعت تطبیق پارامترها در الگوریتم‌های شناسایی پارامتری افزایش می‌یابد.

٤. 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.نتایج فوق نشان می‌دهند که شناساگر عصبی- فازی را می‌توان به صورت وصل- خط در کاربردهای کنترلی استفاده کرد. در این حال احتمال ناپایداری سیستم تحت کنترل در طول آموزش اولیه کنترل کننده و شناساگر عصبی- فازی کاهش می‌یابد.

٦- مراجع

[1] L. Ljung, System Identification, Theory for the user, Prentice Hall, 1987.

[2] 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.

[3] J. R. Jang, C. Sun, E. M. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Printice Hall, Upper Saddle River, NJ,1997.

[4] L.X. Wang, A Course in Fuzzy Systems and Control, Prentice 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.