

شناسایی و کنترل سیستمهای آشوبگونه توسط شبکه‌های عصبی با تابع پایه شعاعی تعمیم‌یافته (GRBF)

زهرا رحمانی چرانی محمد فرخی محمدرضا جاهدمطلق بهروز رضایی
Rahmani_ch@iust.ac.ir Farrokhi@iust.ac.ir Jahedmr@iust.ac.ir Brezaie@iust.ac.ir
دانشگاه علم و صنعت ایران, دانشکده برق

چکیده

در این مقاله روش شناسایی و کنترل سیستمهای آشوبگونه توسط شبکه‌های عصبی استاتیک از نوع تابع پایه شعاعی تعمیم‌یافته (GRBF) معرفی می‌گردد. به این منظور، این روش برای سیستم آشوبگونه لورنز تست و شبیه‌سازی می‌گردد. شناسایی سیستم به صورت آفلاین انجام می‌گیرد و کنترل بر اساس روش خطی‌سازی فیدبک به دو صورت کنترل تنظیم‌کننده و کنترل ردیاب بر روی سیستمهای آشوبگونه پیاده‌سازی می‌گردد. با استفاده از نتایج شبیه‌سازی، شبکه عصبی فوق از نظر ساختار شبکه، دقت، مقاوم بودن، پایداری و ... مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

کلمات کلیدی: سیستمهای آشوبگونه، شبکه‌های عصبی GRBF، شناسایی، کنترل خطی‌سازی فیدبک.

۱- مقدمه

اخیراً شبکه‌های عصبی در شناسایی و کنترل سیستم غیرخطی نامعلوم به خاطر موازی بودن، تطبیق سریع و قابلیت آموزش مورد توجه قرار گرفته‌اند. یک مطالعه کامل روی کنترل شبکه‌های عصبی را در [۱۱] می‌توان یافت. در [۴] کنترل‌کننده‌های مستقیم و غیرمستقیم آشوب پیشنهاد شد که مبتنی بر مدلینگ معکوس بود. یعنی شبکه‌های عصبی برای آموزش دینامیکهای معکوس سیستمهای آشوبگونه به کار رفتند. در [۹] سیستم غیرخطی را با شبکه‌های عصبی دینامیک شناسایی و قانون کنترل مبتنی بر مدل شبکه عصبی را برای اعمال به سیستم جهت ردیابی مدل خطی به دست آوردند. همچنین Chow و همکاران [۱۰] یک روش کنترل آموزش تکراری زمان حقیقی برای یک کلاس عمومی از سیستمهای غیرخطی ناشناخته ارائه کردند [۳].

کنترل آشوب یکی از عناوینی است که اهمیت و توجه بسیاری از مقالات فیزیک و مهندسی را به خود جلب کرده است. روشهای کنترل مختلفی برای کنترل آشوب به کار رفته است. در [۴] فیدبک حالت خطی بسیار ساده برای سیستمهای آشوبگونه غیرخطی بکار رفته است. روش لیاپانف یک سنتز عمومی‌تری برای طراحی کنترل‌کننده غیرخطی آشوب است [۵]. تکنیک خطی‌سازی فیدبک [۶] یک تئوری هندسی غیرخطی مؤثر برای کنترل آشوب است. اگر سیستم آشوبگونه به طور جزئی شناخته شده باشد و معادله دیفرانسیل معلوم باشد، اما برخی پارامترها نامعلوم باشند، در آنصورت روشهای تطبیقی [۷] بسیار مؤثرند. این روشها در سالهای اخیر بسیار مورد توجه بوده‌اند [۱].

برای آموزش این شبکه، وزنه‌های خروجی و مراکز توابع با آموزش تصحیح خطا مانند LMS به روز می‌گردند. تابع هزینه لحظه‌ای به صورت زیر است:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2 \quad (2)$$

که N تعداد نمونه‌های آموزش و e_j سیگنال خطا است:

$$e_j = d_j - \hat{F}(\underline{x}_j) = d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\underline{x}_j - \underline{t}_i\|; c_i) \quad (3)$$

بنابراین برای تعیین وزنها و مراکز توابع گرین داریم:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_i(n)} = -\sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\underline{x}_j - \underline{t}_i(n)\|) \quad i=1,2,\dots,M \quad (4)$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) - \eta_i \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_i(n)} \quad i=1,2,\dots,M \quad (5)$$

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial \varepsilon(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\underline{x}_j - \underline{t}_i(n)\|) \sum_i^{-1} (\underline{x}_j - \underline{t}_i(n)) \quad (6)$$

$$\underline{t}_i(n+1) = \underline{t}_i(n) - \eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial \underline{t}_i(n)} \quad i=1,2,\dots,M \quad (7)$$

در آن W وزن خروجی، η ضریب آموزش و G تابع گرین با مرکز t و با رابطه زیر است:

$$G(\|\underline{x} - \underline{t}\|) = \exp\left(-\frac{\|\underline{x} - \underline{t}\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

که σ انحراف معیار توابع پایه شعاعی است.

۴- شناسایی سیستمهای آشوبگونه با استفاده از

شبکه‌های عصبی

پروسه شناسایی سیستمهای غیرخطی شامل تقریب رفتار دینامیکی سیستم است. یک سیستم غیرخطی بطور کلی می‌تواند زیر تشریح گردد:

$$\dot{x} = f(x, u, t) \quad (9)$$

که f یک تابع غیرخطی ناشناخته است. x بردار حالت در زمان t و u یک کنترل قابل قبول است. ساختار کلی شناسایی سیستمهای غیرخطی آشوبگونه با استفاده از شبکه‌های عصبی به صورت شکل ۱ است:

در مقاله حاضر شناسایی و کنترل با استفاده از روش فیدبک خطی‌ساز بر روی سیستمهای آشوبگونه پیاده‌سازی می‌گردد. به این منظور از شبکه عصبی استاتیک از نوع تابع پایه شعاعی تعمیم‌یافته (GRBF) برای سیستم آشوبگونه لورنز استفاده می‌گردد.

۲- سیستم آشوبگونه مورد مطالعه

رفتار آشوبگونه، به رفتارهای نوسانی کراندار، غیر از رفتارهای متناوب و شبه متناوب، با طیف توان پیوسته اطلاق می‌شود که وابستگی شدیدی به شرایط اولیه دارد. [۱۲].

سیستم آشوبگونه لورنز در این مقاله به عنوان سیستم مورد مطالعه بررسی می‌گردد که از معادلات دیفرانسیل درجه اول غیرخطی به صورت زیر تشکیل شده است:

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt} = \alpha (y - x) \quad (1)$$

$$\dot{y} = \frac{dy}{dt} = x(\beta - z) - y$$

$$\dot{z} = \frac{dz}{dt} = xy - rz$$

در این مقاله پارامترهای معادله حالت به صورت

$$[\alpha \ \beta \ \gamma] = [10 \ 28 \ \frac{8}{3}] \quad \text{در نظر گرفته می‌شوند. [۱۲].}$$

۳- شبکه‌های عصبی GRBF

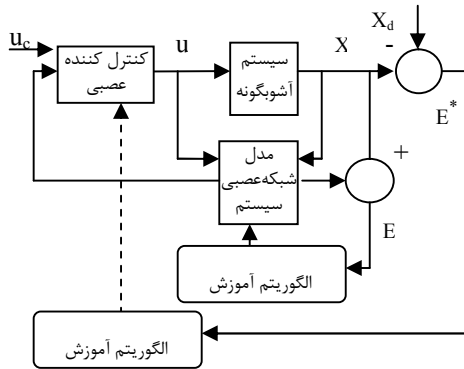
ساختار شبکه RBF در فرم پایه‌ای آن یا سه لایه دارد. لایه ورودی شامل گره‌های منبع و لایه مخفی با بعد کافی دارای سلولهای غیرخطی اب پایه شعاعی و لایه خروجی با توابع خطی است [۱۸].

اگر N نمونه اندازه‌گیری داشته باشیم، به N سلول در لایه مخفی نیاز داریم. اما این شبکه با بزرگ بودن N از نظر پیاده‌سازی بصره نیست. بنابراین برای غلبه بر این مشکل می‌توان از شبکه GRBF استفاده کرد و پیچیدگی شبکه را با کم کردن تعداد توابع گرین در لایه مخفی تقلیل داد. به این منظور از M تابع گرین ($M \leq N$) در لایه مخفی استفاده می‌کنیم [۱۸].

فیدبک معمولی است. روابط نیز مانند خطی سازی فیدبک است. یعنی با $y=y_{ref}$ داریم:

$$u = \frac{1}{g(x)} [f(x) + y_{ref}] \quad (13)$$

که وظیفه شبکه عصبی شناسایی تابع غیرخطی f و g است. شبکه عصبی با گرفتن حالت سیستم و مشتق آن اقدام به تشخیص $f(x)$ و $g(x)$ می کند [۱۴]. ساختار کلی کنترل سیستمهای غیرخطی آشوبگونه با استفاده از شبکه های عصبی به صورت شکل ۲ است:

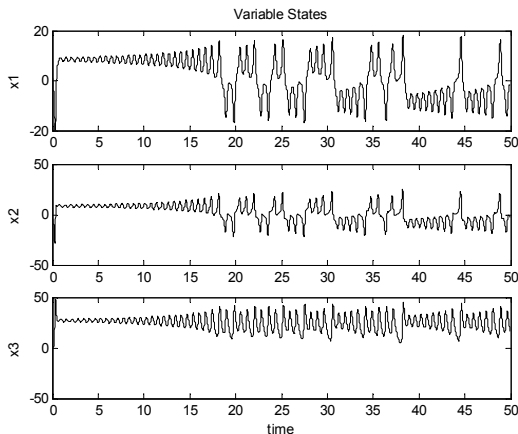


شکل ۲: کنترل سیستم با شبکه های عصبی

۶- شبیه سازی

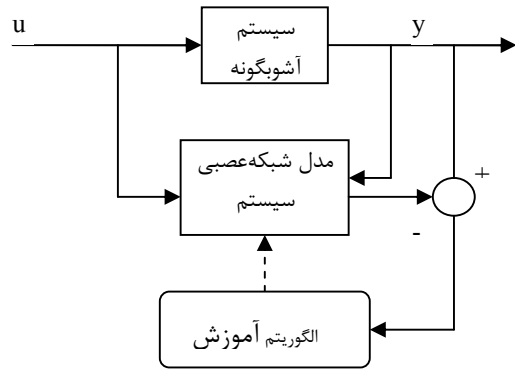
۶-۱- شبیه سازی سیستم لورنز

حالت های سیستم لورنز با شرایط اولیه $X_0 = [1 \ 0 \ 0]^T$ به صورت شکل ۳ است:



شکل ۳: حالت های سیستم آشوبگونه لورنز

جذب کننده های سیستم نیز در شکل ۴ نشان داده شده اند:



شکل ۱: شناسایی سیستم با شبکه های عصبی

شناسایی مبتنی بر شبکه های عصبی GRBF تقریب بسیار خوبی از سیستم به ما می دهد. چون سیستم های آشوبگونه دینامیک بسیار حساس و سریعی دارند، لذا دقت این مرحله اهمیت ویژه ای دارد.

۵- کنترل عصبی آشوب با خطی سازی فیدبک

در روش خطی سازی فیدبک یک سیستم دینامیکی غیرخطی به یک سیستم خطی تبدیل می شود تا بتوان روش های کنترل خطی را بر آن اعمال کرد. هدف این روش حذف قسمت غیرخطی و استفاده از یک سیستم خطی مناسب به جای آن است. این شیوه را برای سیستم های غیرخطی همبسته بکار می بریم:

$$\dot{x} = f(x) + g(x).u \quad (10)$$

که در آن x بردار حالت و u ورودی کنترل است. اگر ورودی کنترل را به صورت زیر در نظر بگیریم:

$$u = \frac{1}{g}(v - f) \quad (11)$$

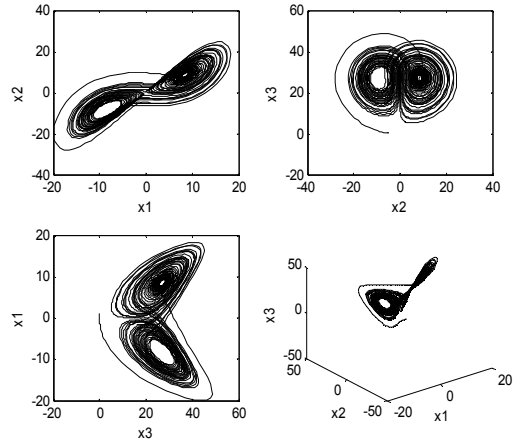
در آن صورت قسمت غیرخطی حذف می گردد و با توجه به خروجی $v = x^{(n)}$ ، قانون کنترل بصورت زیر است:

$$v = f + g.u \quad (12)$$

همین کار را می توان با استفاده از شبکه های عصبی نیز محقق ساخت. ابداع این روش از کنترل با استفاده از شبکه های عصبی توسط Narandra انجام شد [۸]. درست مانند خطی سازی فیدبک کلاسیک، هدف اصلی شناسایی ترم غیرخطی و مهار آن توسط شبکه عصبی است و بقیه کار مانند

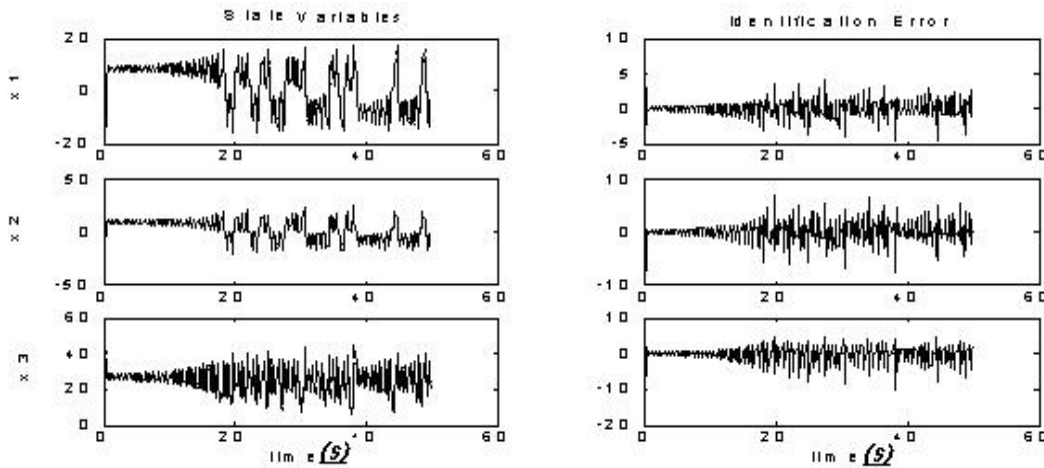
حال به شناسایی سیستمهای آشوبگونه با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌پردازیم. در اینجا به صورت آفلاین شبکه‌های عصبی را با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری سیستم با زمان نمونه‌برداری 0.1، ثانیه، آموزش می‌دهیم. ورودی سیستم زمان و خروجیها حالت‌های سیستم هستند.

شبکه‌های عصبی GRBF را برای اینکار در نظر می‌گیریم. به ازای انحراف معیار توابع گرین برابر 0.1 و 0.01 حالت‌های سیستم مدل شده و خطای شناسایی به صورت شکل‌های 5 و 6 است:

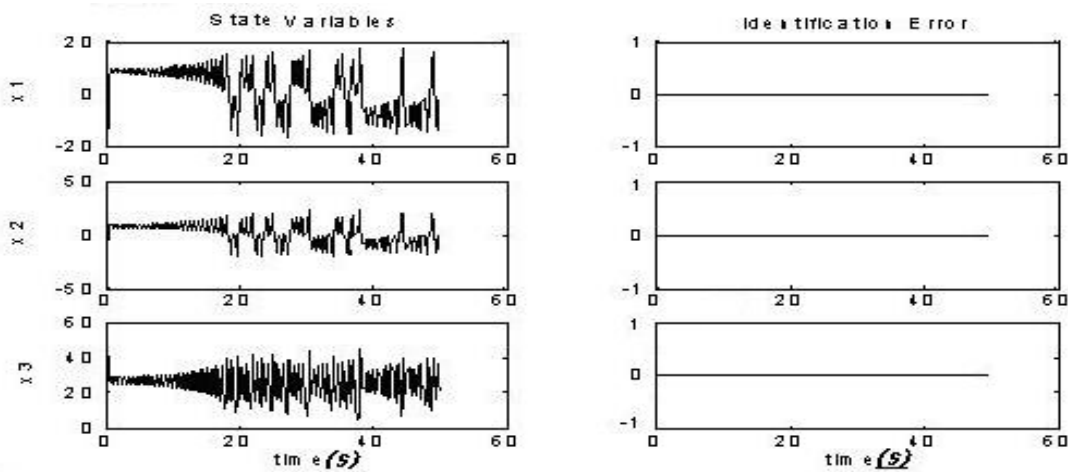


شکل 4: دیاگرام فاز سیستم آشوبگونه لورنز

6-2- شناسایی سیستم لورنز



شکل 5: حالت‌های سیستم شناسایی شده با GRBF و خطای شناسایی ($\sigma = 0.1$)



شکل 6: حالت‌های سیستم شناسایی شده با GRBF و خطای شناسایی ($\sigma = 0.01$)

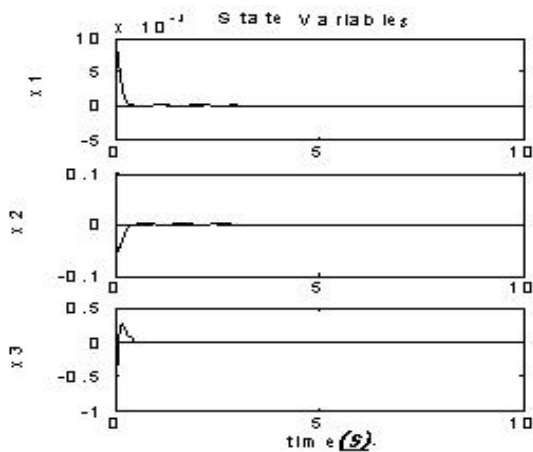
و برای ردیابی حالت‌های مطلوب، قانون کنترل را مطابق (۱۶) در نظر می‌گیریم تا قسمت غیرخطی حذف گردد:

$$u_1 = \dot{x}_{d1} + e_2 + 10x_1 - 10x_2 \quad (16)$$

$$u_2 = \dot{x}_{d2} + e_3 - 28x_1 + x_2 + x_3 + x_1x_3$$

$$u_3 = \dot{x}_{d3} + \frac{8}{3}x_3 - x_1x_2 - k_1e_1 - k_2e_2 - k_3e_3$$

با فرض $k_1=125000$, $k_2=7500$ و $k_3=150$, کنترل تنظیم یا ردیابی خوبی خواهیم داشت. به ازای انحراف معیار توابع گوسی ($\sigma = 0.01$)، تنظیم حالتها و ردیابی حالت‌های مطلوب به همراه سیگنال کنترل به صورت شکل‌های ۷ و ۸ است:



شکل ۷: کنترل تنظیم‌کننده سیستم لورنز با شبکه GRBF ($\sigma = 0.01$)

همانطور که از شبیه‌سازیها دیده می‌شود، خطای شناسایی در شبکه‌های GRBF می‌تواند با انتخاب صحیح انحراف معیار توابع گوسی حداقل شود.

۳-۶- کنترل خطی سازی فیدبک

معادله سیستم لورنز به صورت زیر را در نظر بگیرید:

$$\dot{x}_1 = 10(x_2 - x_1) + u_1 \quad (14)$$

$$\dot{x}_2 = x_1(28 - x_3) - x_2 + u_2$$

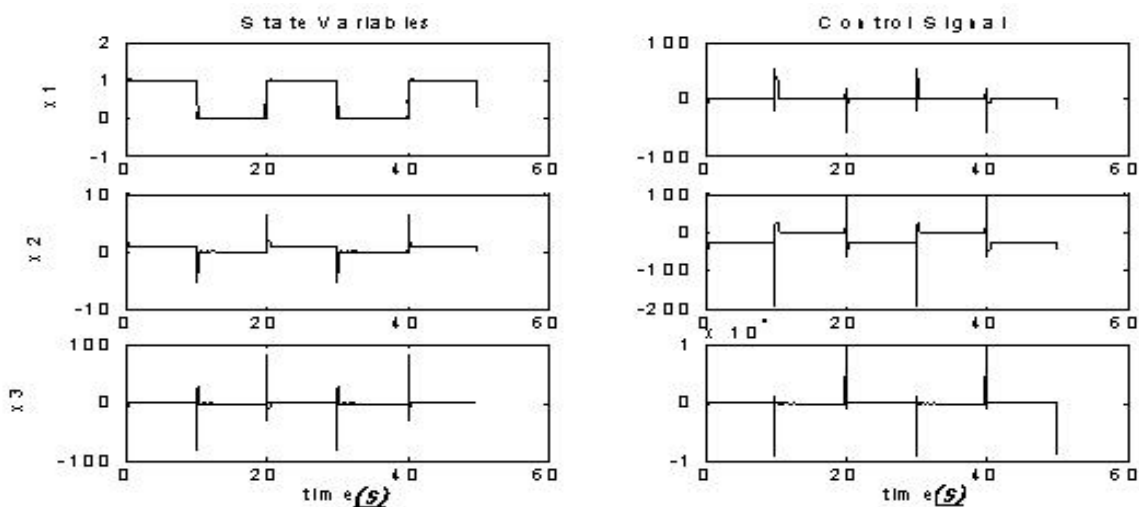
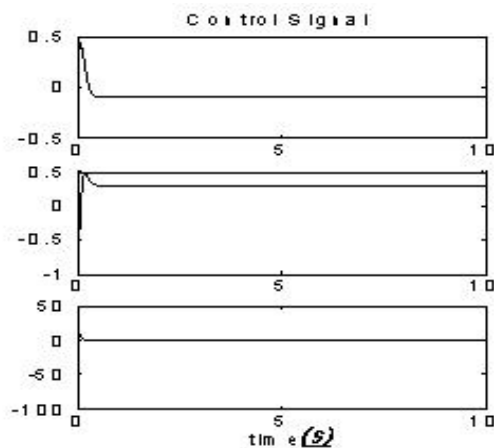
$$\dot{x}_3 = x_1x_2 - \frac{8}{3}x_3 + u_3$$

برای تنظیم حالتها، قانون کنترل را مطابق رابطه (۱۵) در نظر می‌گیریم تا قسمت غیرخطی حذف گردد:

$$u_1 = 10x_1 - 9x_2 \quad (15)$$

$$u_2 = -28x_1 + x_2 + x_3 + x_1x_3$$

$$u_3 = \frac{8}{3}x_3 - x_1x_2 - k_1x_1 - k_2x_2 - k_3x_3$$



شکل ۸: کنترل ردیاب سیستم لورنز با شبکه GRBF ($\sigma = 0.01$)

- [3] X. M. Ren, A. B. Rad, P. T. Chen, "Identification and control of nonlinear systems using dynamic neural networks", *Proceedings of 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai, P. R. China, Jun. 2002.*
- [4] G. Chen and X. Dong, "Identification and control of chaotic systems", *Proc. IEEE Int. Symp. Circuit Systems, Seattle, WA, 1995.*
- [5] H. Nijmeijer and Berghuis, "On Iyapanov control of the Duffing equation", *IEEE Trans. Circuit Syst.*, vol. 42, pp. 473-477, 1995.
- [6] J. A. Gallegos, "Nonlinear equation of a Lorenz system by feedback linearization technique", *Dynamic Cont.*, vol. 4, pp. 277-298, 1994.
- [7] Y. Zeng and S. N. Singi, "Adaptive control of chaos in Lorenz system", *Dynamic Cont.*, vol. 7, pp. 143-154, 1997.
- [8] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control for dynamic systems using neural networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 1, pp. 1-27, 1990.
- [9] G. A. Rovithakis and M. A. Christoloulou, "Adaptive control of unknown plant using dynamical neural networks", *IEEE Trans. Man Cybern.*, vol. 24, No. 3, pp. 400-412, 1994.
- [10] T. W. S. Chow, X. D. Li and Y. Fang, "A real-time learning control approach for nonlinear continuous-time system using recurrent neural networks", *IEEE Trans. Ind. Electronics.*, vol. 47, No. 2, pp. 478-486, 2000.
- [11] K. J. Hunt, D. Sharbaro, R. Zbikowski and P. J. Gywthrop, "Neural networks for control system - Asurvey", *Automatica*, vol. 28, pp. 1083-1112, 1992.
- [12] G. L. Baker, J. P. Gollue, "*Chaotic Dynamics*", Cambridge University Press, second edition, 1996.
- [13] A. S. Poznyak, E. G. Sanchez and W. Yu, "*Differential Neural Networks for Robust Nonlinear Control*", Worldscientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2001.
- [14] "*Neural Network Toolbox User's Guide*", The Math Works, Inc., 2002.
- [15] J. L. Elam, "Finding structure in time", *Contitive science*, vol. 14, P.P 179-211, 1995.
- [16] J. J. E. Slotine, "*Applied Nonlinear Control*", Printice-Hall International, Inc., 1991.
- [17] G. Chen, "*Controlling Chaos and Bifurcation in Engineering Systems*", CRC Press LLC, 1999.
- [18] S. Haykin, "*Neural Networks*", Macmillan College Pulishing Company, Inc., USA, 1994.

همانطور که از شبیه‌سازیها دیده می‌شود، ردیابی در شبکه‌های GRBF می‌تواند با انتخاب صحیح انحراف معیار توابع گوسی عالی باشد.

۷- نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

در این مقاله روش شناسایی و کنترل هوشمند توسط شبکه‌های عصبی GRBF بر روی سیستم آشوبگونه لورنز به عنوان یک سیستم غیرخطی نامعلوم، تست و شبیه‌سازی گردید. تکنیک خطی‌سازی فیدبک مورد استفاده در این مقاله، یک تئوری هندسی غیرخطی مؤثر برای کنترل سیستمهای غیرخطی مانند آشوب است. اما شرط قابل خطی‌سازی شدن باید برقرار باشد تا بتوان این روش را اعمال نمود. سپس از شبکه‌های عصبی برای تقریب این روش استفاده گردید.

نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی GRBF به خاطر موازی بودن، تطبیق سریع و قابلیت آموزش با زمان آموزش نسبتاً کم، یک ابزار بسیار مفید برای کنترل کلاس وسیعی از سیستمهای غیرخطی پیچیده، حتی وقتی اطلاعات کاملی از مدل سیستم کنترل شده در دست نیست یا وقتی سیستم به صورت جعبه سیاه در نظر گرفته می‌شود، هستند. نقص اصلی این شبکه‌های عصبی این است که به علت تعداد زیاد سلول در لایه مخفی نیاز به حافظه زیاد دارد و پیاده‌سازی آن سخت است. همچنین به روز کردن وزنها محلی است و بنابراین تقریب تابع نسبت به اطلاعات آموزش حساس است. هرچند اطلاعات کمتری نیاز دارد و نسبت به ترتیب آنها حساسیت کمتری دارد.

مراجع

- [1] A. S. Poznyak, W. Yu, E. N. Sanchez, "Identification and control of unknown chaotic systems via dynamic neural networks", *IEEE Trans. Circuits and Systems-I*, vol. 46, no. 12, pp. 1491-1495, Dec. 1999.
- [2] A. S. Poznyak, W. Yu, E. N. Sanchez, "Nonlinear adaptive trajectory tracking using dynamic neural networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol 10, no. 6, pp. 1402-1411, Nov. 1999.