



کنترل ردیابی شبکه‌ی عصبی موجک تطبیقی یک ربات تک لینک با ورودی لقی

سپیده عیسی پور¹، ابوالفضل رنجبر نوعی²، سید جلیل ساداتی رستمی^{3*}

1- کارشناسی ارشد، مهندسی برق، دانشگاه صنعتی نوشیروانی، بابل

2- استاد، مهندسی برق، دانشگاه صنعتی نوشیروانی، بابل

3- استادیار، مهندسی برق، دانشگاه صنعتی نوشیروانی، بابل

* بابل، صندوق پستی 47148-71167، j.sadati@nit.ac.ir

چکیده

در این مقاله یک کنترل کننده ردیابی مبتنی بر شبکه عصبی ویولت تطبیقی، برای حل مشکل پایداری و کنترل کلاسی از سیستم‌های غیرخطی نامعین زمان-گسسته مورد بررسی قرار گرفته است. سیستم مورد مطالعه به فرم پس‌خورد اکید بوده و شامل غیرخطی لقی و اغتشاش خارجی می‌باشد و غیرخطی لقی به شکل نامتقارن در نظر گرفته شده است. این سیستم‌ها حالت کلی‌تری نسبت به سیستم‌های مورد مطالعه پیشین دارد و برای غلبه بر پیچیدگی پایداری آن، با استفاده از توابع پیش‌بین، به یک سیستم پیش‌بینی کننده n گام پیش رو تبدیل شده است. در این‌جا از شبکه‌ی عصبی موجک برای تقریب توابع ناشناخته در سیستم‌های تبدیل شده استفاده می‌شود. قوانین تطبیق براساس قاعده‌ی گزاردان نزولی، برای بروزرسانی وزن‌های شبکه عصبی موجک و جبران اثر پارامترهای نامعلوم لقی طراحی می‌شود. براساس تئوری لیاپانوف نشان داده می‌شود که همه‌ی سیگنال‌ها در سیستم حلقه بسته کران دار بوده و خطای ردیابی به همسایگی کوچکی از صفر همگرا می‌شود. روش ارائه شده در این مقاله، بر روی یک سیستم روبات با یک بازوی مکانیکی متحرک شبیه‌سازی شده است و در پایان، به منظور اعتبارسنجی، نتایج روش پیشنهادی با نتایج اعمال دو کنترل کننده PID و مد لغزشی، مورد مقایسه قرار گرفته است.

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 19 دی 1396

پذیرش: 06 فروردین 1397

ارائه در سایت: 21 اردیبهشت 1397

کلید واژگان:

کنترل تطبیقی ردیابی

شبکه عصبی موجک

ورودی غیرخطی لقی

سیستم غیرخطی لقی

Adaptive Wavelet Neural Network Tracking Control of a Single-link Robot Arm with Backlash Input

Sepideh Esapour, Abolfazl Ranjbar Noei, Seyed Jalil Sadati Rostami*

Faculty of Electrical Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran

* P.O.B. 47148-71167, Babol, Iran, j.sadati@nit.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 09 January 2018
Accepted 26 March 2018
Available Online 11 May 2018

Keywords:

Adaptive Tracking control
Wavelet Neural Network
backlash nonlinear input
nonlinear discrete-time systems

ABSTRACT

In this paper, an adaptive wavelet neural network tracking controller is studied for solving control and stability problem of a class of uncertain nonlinear systems. The considered systems in this paper are of the discrete-time form in pure-feedback structure and include the backlash and external disturbance. The backlash nonlinearity input appears non-symmetric in the systems. These systems are more general than those in the previous work. There are major difficulties for stabilizing such systems and in order to overcome the difficulties, by using prediction function of future states, the systems are transformed into an n-step-ahead predictor. The wavelet neural networks are used to approximate the unknown functions and unknown backlash in the transformed systems and the adaption laws are to update neural weights and to compensate for the unknown parameter of backlash. Based on the Lyapunov theory, it is shown that the proposed controller guarantees that all the signals in the closed-loop system are bounded and the tracking error converges to a small neighborhood of zero. The simulation of a Single-link robot arm system is provided to verify the effectiveness of the control approach in the paper. Finally, in order to validate, the results of the proposed method are compared with the results of PID and sliding mode controller.

1- مقدمه

شیرهای سرویهیدرولیکی، موتورهای سرو الکتریکی و همچنین در سیستم‌های بیوپزشکی رایج می‌باشند. لقی از مهمترین غیرخطی‌های ناهموار می‌باشد که در بسیاری از فرآیندهای صنعتی، به خصوص فرآیندهایی با دقت و سرعت بالا، می‌تواند عملکرد سیستم را به شدت محدود کند [1]. فاصله بین فضای دندانه و عرض دندانه در سیستم مکانیکی به‌عنوان لقی شناخته شده است که برای جلوگیری از برخورد چرخ دنده‌ها لازم است. لقی اغلب عملکرد سیستم‌های پس‌خورد را با ایجاد تاخیر و نوسانات و عدم دقت، محدود می‌کند. برای

در بسیاری از اجزای فیزیکی و سیستم‌های کنترل، مشخصه‌های غیرخطی ناهموار مانند منطقه مرده¹، لقی² و پسماند³ وجود دارد. این مشخصه‌ها به خصوص در فعال‌کننده‌ها⁴، محرک‌ها⁵، سنسورها همچون اتصالات مکانیکی،

¹ Dead-Zone

² Backlash

³ Hysteresis

⁴ Activators

⁵ Actuators

است.

در مطالعه حاضر برای اولین بار کنترل کننده تطبیقی ردیابی برای کلاسی از سیستم‌های زمان گسسته غیرخطی با ورودی لقی مورد مطالعه قرار می‌گیرد که در آن از شبکه عصبی موجک برای تقریب توابع ناشناخته و اغتشاش موجود در سیستم استفاده می‌شود. همچنین این نوع از سیستم غیر خطی زمان گسسته با پس‌خورد اکید، حالت کلی‌تری نسبت به سیستم‌های مورد مطالعه در آثار پیشین دارد از طرفی با حضور ورودی لقی زمان گسسته در سیستم، طراحی کنترل پیچیده‌تر از فرم زمان پیوسته می‌باشد. برای غلبه بر موانع طراحی کنترل، سیستم به یک پیش‌بین n گام پیش‌رو تبدیل می‌شود. ولی سیستم تبدیل یافته همچنان ساختار پس‌خورد اکید خود را حفظ می‌کند. برای آنالیز پایداری سیستم‌ها از توابع لیاپانوف استفاده می‌شود. به منظور بررسی اثر روش ارائه شده، یک نمونه شبیه سازی بر سیستم روبات با یک بازوی مکانیکی انجام می‌شود.

2- مسئله و فرمول

در این مقاله کلاسی از سیستم غیرخطی زمان گسسته با ورودی لقی به صورت زیر در نظر گرفته شده است [28]:

$$\begin{cases} x_i(k+1) = F_i(\bar{x}_i(k), x_{i+1}(k)), i = 1, \dots, n-1, \\ x_n(k+1) = F_n(\bar{x}_n(k), B(v(k)), d(k)) \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (1)$$

که $v(k) \in R$ ، $\bar{x}_i(k) = [x_1(k), \dots, x_i(k)]^T \in R^i$ ، $i = 1, \dots, n$ و $y(k) \in R$ به ترتیب متغیرهای حالت، ورودی و خروجی هستند. $F_i(\dots)$ و $F_n(\dots)$ دینامیک‌های غیرخطی ناشناخته هستند، $d(k)$ اغتشاش کراندار ناشناخته است به طوری که $\|d(k)\| \leq d_m$ و $u(k+1) = B(v(k))$ خروجی و $v(k) \in R$ ورودی غیرخطی لقی می‌باشد.

$$u(k+1) = B(v(k)) = \begin{cases} m_l(v(k+1) - b_l) & v(k+1) \leq v_l \\ m_r(v(k+1) - b_r) & v(k+1) \geq v_r \\ u(k) & v_l < v(k+1) < v_r \end{cases} \quad (2)$$

در رابطه فوق m_l و m_r به ترتیب دامنه‌های چپ و راست، $d_l < 0$ و $d_r > 0$ می‌باشد و همچنین $v_r = v(k)/m_r + b_r$ و $v_l = v(k)/m_l + b_l$ [39].

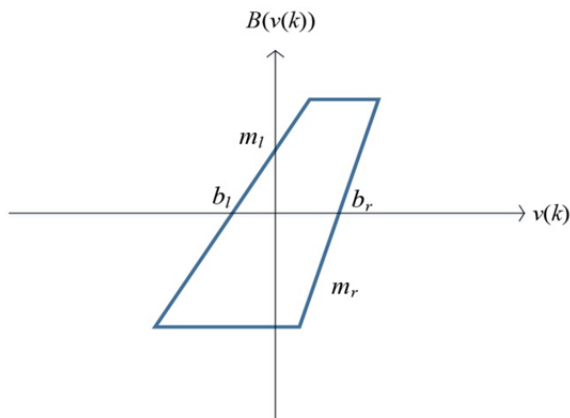


Fig. 1 Visualization of asymmetric actuator backlash.

شکل 1 تصویر محرک لقی نامتقارن

عملکرد صحیح در بسیاری از کاربردها مانند ابزار قطار دنده دیفرانسیل¹ و سرومکانیزم²، لازم است که لقی به‌طور کامل حذف شود. بسیاری از راه حل‌های مکانیکی برای غلبه بر لقی از جمله تقسیم فنری شکاف دنده و سیستم‌های موتور دوگانه ارائه شده است. این راه‌حل‌های مکانیکی می‌تواند مشکلات لقی را حل کند ولی باعث ایجاد مشکلات دیگری مانند کاهش دقت، کاهش پهنای باند و افزایش وزن سیستم شده و نیز پرهزینه و انرژی‌بر می‌باشند به همین دلیل طرح جبران لقی بدون استفاده از ابزار مکانیکی، مناسب‌تر است [2].

در اغلب برنامه‌های کاربردی پارامترهای لقی یا به‌صورت ضعیف شناخته شده و یا کاملاً ناشناخته هستند که چالشی برای مهندسين طراحی کنترل می‌باشد. برای اولین بار روش کنترل تطبیقی برای حذف اثر لقی با استفاده از معکوس آن، در [3] ارائه شد. در [4] کنترل تطبیقی مقاوم برای نوعی از سیستم‌های غیرخطی با ورودی لقی مورد بررسی قرار گرفت همچنین در نتایج مطالعه [5] کنترل تطبیقی گام به عقب برای سیستم‌های غیرخطی با ورودی لقی پیشنهاد شده است. طی سال‌های اخیر طراحی کنترل تطبیقی برای سیستم‌های غیرخطی با توابع ناشناخته با استفاده از شبکه‌های عصبی و منطق فازی توجه زیادی را به خود معطوف کرده است. در آثار [6-9] شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی در تقریب توابع غیرخطی ناشناخته در سیستم‌های تک ورودی- تک خروجی³ مورد استفاده قرار گرفته است. کنترل تطبیقی عصبی برای سیستم‌های غیرخطی چند ورودی- چند خروجی⁴ با ساختار مثلثی و سیستم پاندول معکوس با دینامیک ناشناخته ارائه شده است [10-12]. کنترل کننده تطبیقی با استفاده از شبکه عصبی و منطق فازی برای سیستم‌های غیرخطی با ورودی منطقه‌ی مرده [13-15]، اشباع [16-18]، پسماند [19-21] و لقی [22-24] ارائه شده است. همچنین در بسیاری از مطالعات اخیر، طراحی کنترل کننده تطبیقی عصبی فازی برای سیستم بازوی مکانیکی روبات با غیرخطی منطقه مرده و لقی مورد توجه قرار گرفته است برای مثال کنترل مقاوم تطبیقی فازی غیرمتمرکز برای سیستم بازوی مکانیکی روبات انسانی با غیرخطی لقی در [25] و کنترل تطبیقی شبکه عصبی برای سیستم بازوی مکانیکی روبات با ورودی منطقه مرده در [26] طراحی شد. شبکه‌های عصبی موجک یک شبکه سه لایه است که به دلیل مزیت آن بر شبکه عصبی RBF به‌عنوان تقریب‌گر عمومی و همچنین به‌دلیل سرعت همگرایی بالا برای تقریب توابع ناشناخته در سیستم‌ها استفاده می‌شود [27]. برای مثال یک کنترل کننده تطبیقی برای سیستم‌های غیرخطی روباتیک با استفاده از شبکه عصبی موجک در [28] طراحی شده است. کنترل کننده تطبیقی مقاوم و کنترل کننده تطبیقی شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم بت برای سیستم روبات با بازوی متحرک ارائه شده است [29,30].

روش‌های ارائه شده در مطالعات فوق برای سیستم‌های غیرخطی زمان پیوسته پیشنهاد شده و نمی‌توان آن‌ها را بر سیستم‌های زمان گسسته اعمال نمود. روش‌های کنترل تطبیقی پیشین برای سیستم‌های غیرخطی زمان گسسته تک ورودی- تک خروجی [31-33] و چند ورودی- چند خروجی [34] مورد مطالعه قرار گرفته است همچنین کنترل کننده‌های عصبی و فازی برای حل مشکل پایداری سیستم‌های زمان گسسته با ورودی‌های غیرخطی ناهموار منطقه مرده [35]، هیستریزس [36] و لقی [37-39] طراحی شده

¹ instrument differential gear trains

² Servo mechanism

³ Single input-single output (SISO)

⁴ Multi Input-Multi Output(MIMO)

انتخاب پیش‌رو وجود ندارد [27]. در این مقاله از تابع کلاه مکزیکی به عنوان ویولت مادر استفاده می‌گردد.

4- تبدیل سیستم

براساس نتایج پیشین در [33] سیستم پیش‌بینی به صورت رابطه (8) به دست می‌آید.

$$\begin{cases} x_1(k+n) = \omega_{1,1}(\varphi_{n-1,1}(\bar{x}_n(k)) + x_2(k+n-1)) \\ x_2(k+n) = \omega_{1,2}(\varphi_{n-2,2}(\bar{x}_n(k)) + x_3(k+n-1)) \\ \vdots \\ x_n(k+1) = \omega_{1,n}(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) \\ y(k+n) = x_1(k+n) \end{cases} \quad (8)$$

که در آن:

$$\omega_{1,i}(\bar{x}_{i+1}(k)) = F_i(\bar{x}_i(k), x_{i+1}(k)) \quad (9)$$

$$\omega_{1,n}(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) = F_n(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) \quad (10)$$

$$\varphi_{n-i,i}(\bar{x}_n(k)) = \bar{x}_i(k+n-i), i = 1, \dots, n-1. \quad (11)$$

با جابجایی $x_2(k+n-1)$ در معادله‌ی اول از (8) با سمت راست از معادله‌ی دوم داریم:

$$\begin{aligned} x_1(k+n) &= \omega_{1,1}(\varphi_{n-1,1}(\bar{x}_n(k)), \omega_{1,2}(\varphi_{n-2,2}(\bar{x}_n(k)), x_3(k+n-2))) \\ &\quad - 2) \end{aligned} \quad (12)$$

و در ادامه با جابه جایی $x_j(k+n-j+1)$ معادله بالا با معادله j ام در (8)، $j = 3, \dots, n-1$ تا زمانی که $v(k)$ در مرحله‌ی قبل حضور دارد؛ می‌توان به صورت زیر به دست آورد:

$$y(k+n) = x_1(k+n) = \omega(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) \quad (13)$$

به صورتی که:

$$\omega(\cdot) = \omega_{1,1}(\varphi_{n-1,1}(\bar{x}_n(k)), \omega_{1,2}(\varphi_{n-2,2}(\bar{x}_n(k)), \dots, \omega_{1,3}(\dots, \omega_{1,n}(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) \dots))) \quad (14)$$

معادله (12) می‌تواند به صورت (15) تعریف شود:

$$y(k+n) = \omega_s(\bar{x}_n(k), u(k)) + d_s(k) \quad (15)$$

به طوری که

$$d_s(k) = \omega_s(\bar{x}_n(k), u(k)) + d(k) - \omega(\bar{x}_n(k), u(k), 0) \quad (16)$$

و

$$\omega_s(\bar{x}_n(k), u(k)) = \omega(\bar{x}_n(k), u(k), 0) \quad (17)$$

از تعریف $\omega(\cdot)$ می‌دانیم که $\omega(\cdot)$ شرط فرض 1 که همان شرط لیپشیتز می‌باشد را جبران می‌کند. بنابراین ثابت L_d وجود دارد به طوری که

$$|\omega(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) - \omega(\bar{x}_n(k), u(k), 0)| \leq L_d |d(k)| \quad (18)$$

داریم

$$|d_s(k)| \leq L_d |d(k)| \leq L_d d_M \quad (19)$$

فرض 3: تابع $F_i(\cdot, 0, \cdot)$ و $F_n(\cdot, 0, \cdot)$ و توابع لیپشیتز هستند. از فرض 2 می‌توان رابطه‌ی (20) را بدست آورد [33]:

$$\partial \omega_{1,i}(\bar{x}_{i+1}(k)) / \partial x_{i+1}(k) = h_i(\cdot) > 0 \quad (20)$$

براساس (8) و (19) می‌توان به رابطه (21) رسید:

یادآوری 1: بسیاری از سیستم‌های فیزیکی مانند بازوی مکانیکی روبات تک لینک، سیستم مخزن راکتور شیمیایی، سیستم آونگ معکوس، سیستم اهرم توخالی و غیره به فرم (1) مدل می‌شوند [23].

یادآوری 2: در بسیاری از آثار پیشین، برای سهولت در طراحی کنترل، محرک لقی به شکل متقارن در نظر گرفته شده است در حالی که در سیستم‌های فیزیکی رفتار این غیرخطی همواره از مدل ایده‌آل حاصل نمی‌شود بنابراین در این مقاله، لقی به شکل غیرمتقارن فرض شده است. هدف از طراحی این کنترل کننده عصبی عبارتند از:

1- همه سیگنال‌های موجود در سیستم حلقه بسته کران‌دار شوند.

2- خروجی $y(k)$ بتواند مسیر مرجع $y_d(k)$ را دنبال کند.

برای رسیدن به هدف کنترل، فرض زیر را در نظر می‌گیریم:

فرض 1: تابع $F_i(\cdot, 0, \cdot)$ و $F_n(\cdot, 0, \cdot)$ ، $i = 1, \dots, n-1$ لیپشیتز¹ هستند [27].

تابع $f(x)$ شرایط لیپشیتز از مرتبه‌ی α در $x=0$ را برآورده می‌نماید اگر:

$$|f(x) - f(0)| \leq M |x|^\alpha \quad (3)$$

برای تمامی $|x| < \varepsilon$ که M و $0 \leq \alpha \leq 1$ مستقل از h بوده و M ثابت لیپشیتز نامیده می‌شود.

فرض 2: فرض‌های ثابتی وجود دارد که $\bar{h}_i > 0$ و $h_i \leq |h_i(\cdot)| \leq \bar{h}_i$ که [33]:

$$h_i(\bar{x}_i(k), x_{i+1}(k)) = \frac{\partial F_i(\bar{x}_i(k), x_{i+1}(k))}{\partial x_{i+1}(k)} \quad (4)$$

$$h_n(\bar{x}_n(k), u(k), d(k)) = \frac{\partial F_n(\bar{x}_n(k), u(k), d(k))}{\partial u(k)} \quad (5)$$

فرض 2 بیان می‌دارد که $h_i(\cdot)$ ، $i = 1, \dots, n$ اکیداً مثبت یا منفی می‌باشد. بدون از دست دادن کلیت، فرض می‌شود که $h_i(\cdot)$ ، $i = 1, \dots, n$ و $\bar{h} = \prod_{i=1}^n \bar{h}_i$.

3- شبکه عصبی ویولت

براساس ویژگی‌های شبکه عصبی ویولت، هر تابع زمان گسسته

$g(X): R^n \rightarrow R$ را می‌توان به صورت $g(X) = \sigma^T(X)\theta^* + \varepsilon^*(X)$ نوشت که $\sigma(X) = [\sigma_1(X), \dots, \sigma_\lambda(X)]$ و θ^* بردار ورودی، m ضرب ورودی‌های شبکه، λ تعداد واحدهای پنهان، θ^* بردار وزنی بهینه شبکه، $\varepsilon^*(X)$ خطای تقریب می‌باشد و داریم $|\varepsilon^*(X)| \leq \varepsilon$.

ویولت چند بعدی به صورت عبارت (6) محاسبه می‌شود:

$$\sigma_j(X) = \prod_{i=1}^m \psi(\tau_{ij}) \quad (6)$$

که ψ ویولت مادر با تعریف فاکتورهای انتقال π_{ij} به فرم (7) است.

$$\tau_{ij} = \frac{x_i - \pi_{ij}}{\mu_{ij}} \quad (7)$$

در رابطه بالا $i = 1, \dots, m$ ، $j = 1, \dots, \lambda$ و θ^* شامل فاکتورهای انتقال π_{ij} با مقیاس μ_{ij} می‌باشد. سه ویولت مادر به شرح زیر پیشنهاد می‌گردد:

- مشتق گوسین: $\psi(\tau_{ij}) = \tau_{ij} e^{-(1/2)\tau_{ij}^2}$

- ویولت کلاه مکزیکی: $\psi(\tau_{ij}) = (1 - \tau_{ij}^2) e^{-(1/2)\tau_{ij}^2}$

- ویولت مورلت: $\psi(\tau_{ij}) = e^{-(1/2)\tau_{ij}^2} \cos 5\tau_{ij}$

ویولت‌های مادر براساس کاربردها انتخاب می‌شوند و هیچ محدودیتی برای

¹ Lipschitz

$$v(k) = \beta(k)z(k) + \hat{\eta}(k) + \bar{v}(k) \quad (32)$$

که $\bar{v}(k) = \sigma^T(X(k))\hat{\theta}(k)$ و $|\beta(k)| \leq \bar{\beta} < 1$ فاکتور مقیاس و $\hat{\eta}(k) = \hat{\eta}(k) - \eta$ می‌باشد. قرار می‌دهیم $\eta = \bar{d}/m$ تخمین η می‌توان معادله را به شکل زیر بازنویسی کرد:

$$z(k+1) = H(k_1) + h_m(k_1)[\hat{\eta}(k_1) + \sigma^T(X(k_1))\hat{\theta}(k_1) + \beta(k_1)z(k_1)] \quad (33)$$

به طوری که $k_1 = k-n+1$ و

$$H(k_1) = h_m(k_1)(\eta - \varepsilon(X(k_1))) + d_s(k_1) - h(k_1)b(k) \quad (34)$$

باشد که $|d(k)| \leq \bar{d}$.

مطابق فرض 2 و کران‌داری تقریب خطا داریم:

$$|H(k_1)| \leq \bar{h}(2\bar{b} + m\bar{\varepsilon} + 1) + L_d d_M = \bar{H} \quad (35)$$

قوانین تطبیق را تعریف می‌کنیم:

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k_1) - [\gamma_\theta \hat{\theta}(k_1) + \alpha_\theta \sigma^T(X(k_1))z(k+1)] \quad (36)$$

$$\hat{\eta}(k+1) = \hat{\eta}(k_1) - [\alpha_\eta z(k+1) + \gamma_\eta \hat{\eta}(k_1)] \quad (37)$$

در روابط فوق $\alpha_\theta, \alpha_\eta, \gamma_\theta, \gamma_\eta > 0$ هستند همچنین ثابت شده است کران‌داری همه‌ی سیگنال‌ها در سیستم و ردیابی دقیق سیگنال مرجع به پارامترهای طراحی بستگی دارد [35].

برای تحقق اهداف این محدوده پارامترها عبارتند از: $0 < \gamma_\theta, \gamma_\eta < 1$ و $0 < \alpha_\theta, \alpha_\eta < 1$.

یادآوری 4: در نتایج پیشین بدون در نظر گرفتن غیرخطی ناهموار مانند لقی و منطقه مرده، قانون تطبیق فقط برای بهینه‌سازی وزن‌های شبکه‌ی عصبی طراحی شده است. به دلیل این‌که غیرخطی لقی در ورودی سیستم‌ها ظاهر شده است قانون تطبیق برای $\hat{\eta}(k+1)$ در (36) برای جبران پارامترهای ناشناخته‌ی لقی طراحی شده است.

6- کاربرد در روبات با یک بازوی متحرک

در این بخش، روش ارائه شده در این مقاله، در کنترل سیستم غیرخطی و زمان گسسته روبات با یک بازوی متحرک با لقی به کار گرفته شده است. که به صورت "شکل 2" نظر گرفته می‌شود. اتصال دنده‌ای آن با مدل پس‌زنی نامتقارن توصیف می‌شود همچنین دینامیک این سیستم به صورت عبارت (37) می‌باشد:

$$J\ddot{x} + D\dot{x} + MgL\sin(x) = B(v) \quad (37)$$

در رابطه بالا x و $\dot{x}$ به ترتیب موقعیت و سرعت بازوی مکانیکی می‌باشد. J اینرسی چرخش موتور فرمانیار، D ضریب تعدیل، M جرم جسم و L فاصله بین محور مفصل تا مرکز جسم است.

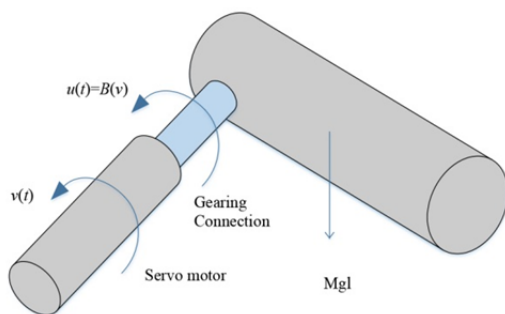


Fig. 2 Single-link robot arm with a gearing connection.

شکل 2 روبات با یک بازوی مکانیکی با اتصال چرخ‌دنده

$$0 < \underline{h} < \partial \omega_s(\bar{x}_n(k), u(k)) / \partial u(k) < \bar{h} \quad (21)$$

5- طراحی کنترل کننده پایدار ساز

کنترل کننده برای (14) طراحی خواهد شد تعریف خطای ردیابی:

$$z(k) = y(k) - y_d(k) \quad (22)$$

پس داریم:

$$z(k+n) = y(k+n) - y_d(k+n) = \omega_s(\bar{x}_n(k), B(v(k))) + d_s(k) - y_d(k+n) \quad (23)$$

از رابطه ی (25) بدست می‌آید:

$$\frac{\partial [\omega_s(\bar{x}_n(k), B(v(k))) - y_d(k+n)]}{\partial B(v(k))} = h(\cdot) > 0 \quad (24)$$

سیگنال ایده‌آل $u^*(k) = D(v^*(k))$ وجود دارد به طوری که

$$\omega_s(\bar{x}_n(k), B(v^*(k))) - y_d(k+n) = 0 \quad (25)$$

سیگنال ایده‌آل $D(v^*(k))$ را می‌توان به صورت رابطه (26) تقریب زد:

$$B(v^*(k)) = \sigma^T(X(k))\theta^* + \varepsilon(X(k)) \quad (26)$$

بردار ورودی شبکه عصبی، $\sigma(X(k)) \in R^L$ بردار تابع اساسی، $\varepsilon(X(k))$ خطای تقریب و $\theta^* \in R^l$ وزن ایده‌آل شبکه‌ی عصبی می‌باشد. $\hat{\theta}(k)$ تخمین θ^* می‌باشد و $\bar{\theta}(k) = \hat{\theta}(k) - \theta^*$ تخمین خطا است. با اضافه و کم کردن $\omega_s(\bar{x}_n(k), B(v^*(k)))$ در سمت راست (22) و با استفاده از (24) خواهیم داشت:

$$z(k+n) = \omega_s(\bar{x}_n(k), B(v(k))) - \omega_s(\bar{x}_n(k), B(v^*(k))) + d_s(k) \quad (27)$$

با استفاده از قضیه مقدار میانگین داریم:

$$z(k+n) = \omega_s(\bar{x}_n(k), B(v(k))) \times [B(v(k)) - B(v^*(k))] + d_s(k) \quad (28)$$

که:

$$B(v^c(k)) \in [\min\{B(v^*(k)), B(v(k))\}, \max\{B(v^*(k)), B(v(k))\}] \quad (29)$$

یادآوری 3: می‌توان از (12) مشاهده نمود که $h(\bar{x}_n(k), B(v^c(k)))$ شامل ترکیب غیرخطی از $B(v^c(k))$ می‌باشد. $h(\bar{x}_n(k), B(v^c(k)))$ تابعی ذاتاً ناشناخته است. با وجود این ویژگی طراحی کنترل کننده‌ی تطبیقی عصبی مشکل می‌باشد. مشکلات اصلی این است که $h(\bar{x}_n(k), B(v^c(k)))$ نمی‌تواند در دسته‌ی توابع ناشناخته‌ای که با شبکه‌ی عصبی تقریب زده می‌شود، ظاهر شود.

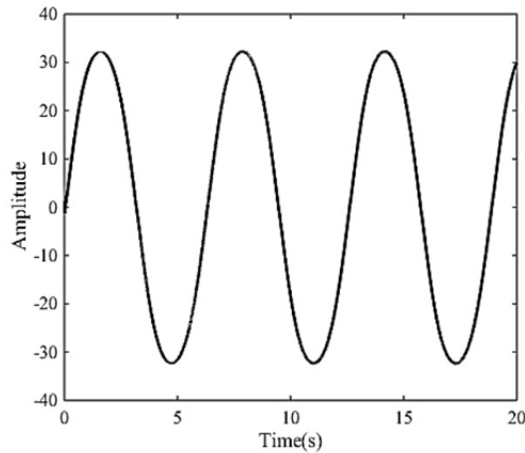
در ادامه برای راحتی عبارت $h(k)$ بجای $h(\bar{x}_n(k), B(v^c(k)))$ به کار می‌رود. با استفاده از (25) و (27) می‌توان نوشت:

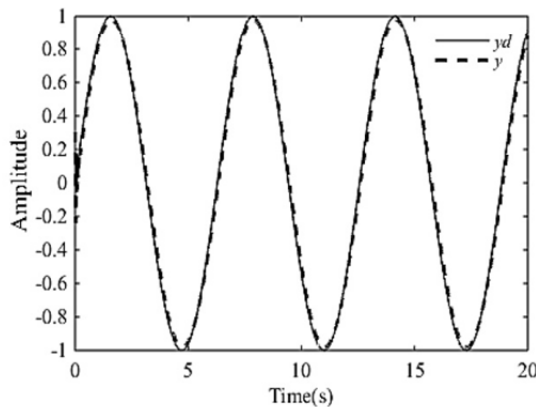
$$z(k+n) = h_m(k)v(k) - h(k)d(k) + d_s(k) - h_m(k)[\sigma^T(X(k))\theta^* + \varepsilon(X(k))] \quad (30)$$

به طوری که $h_m(k) = h(k)m(k)$ و قرار می‌دهیم $\underline{mh} = \underline{h_m}$ و $\bar{mh} = \bar{h_m}$

$$\begin{cases} \min(m_r, m_l) = \underline{m} \leq |m(k)| \leq \bar{m} = \max(m_r, m_l) \\ |b(k)| \leq \bar{b} = \max(m_r d_r, m_l d_l) \end{cases} \quad (31)$$

کنترل کننده‌ی $v(k)$ به صورت زیر تعریف شده است:


 Fig. 3 Control signal $v(k)$

 شکل 3 سیگنال کنترل $v(k)$

 Fig. 4 $y_d(k)$ (solid line) and $y(k)$ (dashed line)

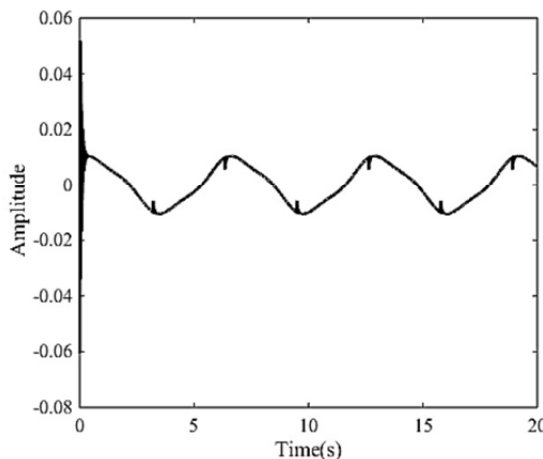
 شکل 4 خروجی $y(k)$ (خط ممتد) و $y_d(k)$ (خط چین)


Fig. 5 Tracking error

شکل 5 خطای ردیابی

در "شکل‌های 6، 7 و 8" می‌توان مشاهده نمود قوانین تطبیق $\hat{\theta}(k)$ و $\hat{\eta}(k)$ و متغیر حالت $x_2(k)$ کران‌دار هستند. نتیجه می‌شود که اهداف کنترل کننده تطبیقی با استفاده از شبکه عصبی موجک بر سیستم روبات با یک بازوی مکانیکی برآورده شده است.

مدل بالا را با روش اولیور با دوره‌ی نمونه‌برداری $T_s = 0.05$ به صورت رابطه (38) گسسته‌سازی می‌کنیم:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_1(k) + x_2(k) * 0.05 \\ x_2(k+1) = x_2(k) + \left(\frac{1}{J}\right) * \\ \quad \left(B(v) - M * g * L * \sin(x_1(k)) - D * x_2(k)\right) * 0.05 \\ y(k) = x_1(k) \end{cases} \quad (38)$$

همچنین مقادیر شبیه سازی شد به این صورت مشخص شده است: $g = 9.81$, $D = 2$, $M = 2$ و $J = 1$ شتاب گرانشی، پارامترهای لقی عبارتند از: $m_L = 1.1$, $x_1(0) = 0.3$, $x_2(0) = 0.1$.

هدف از طراحی کننده‌ی تطبیقی در این سیستم این است که اولاً خروجی $y(k)$ سیگنال مرجع $y_d(k) = \sin(k)$ را از نزدیک دنبال کند دوماً، تمام سیگنال‌ها در سیستم حلقه بسته پایدار شود.

حال کنترل کننده تعریف می‌شود:

$$v(k) = \beta(k)z(k) + \hat{\eta}(k) + \bar{v}(k) \quad (39)$$

که،

$$\bar{v}(k) = \sigma^T(X(k))\hat{\theta}(k) \quad (40)$$

و

$$X(k) = [x_1(k), x_2(k), y_d(k+2)]^T \quad (41)$$

با،

$$z(k) = y(k) - y_d(k) \quad (42)$$

قواعد تطبیق عبارتند از:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k+1) &= \hat{\theta}(k_1) - [\gamma_\theta \hat{\theta}(k_1) + \alpha_\theta \sigma(X(k_1))z(k \\ &\quad + 1)] \end{aligned} \quad (43)$$

$$\hat{\eta}(k+1) = \hat{\eta}(k_1) - [\alpha_\eta z(k+1) + \gamma_\eta \hat{\eta}(k_1)] \quad (44)$$

$$\hat{\eta}(0) = 0.1 \text{ و } \hat{\theta}(0) = 0 \text{ با برابر است}$$

پارامترهای طراحی عبارتند از:

$$\alpha_\theta = 0.02, \alpha_\eta = 0.3, \gamma_\theta = 0.02, \gamma_\eta = 0.02, \beta(k) = 0.1$$

در مطالعات شبیه سازی، مراکز و عرض بر روی یک شبکه منظم در مجموعه-ی فشرده انتخاب می‌شوند. شبکه‌ی عصبی شامل 25 گره با مراکز π_{ij} که به طور یکنواخت در فضای $[-2.5, 2.5] \times [-2, 2] \times [-1.5, 1.5]$ پراکنده است و عرض μ_{ij} برابر 5 است.

در "شکل‌های 3-8" نتایج شبیه‌سازی حاصل از اعمال کنترل کننده‌ی $v(k)$ "شکل 3" طبق رابطه (39) به سیستم روبات با یک بازوی متحرک (38) مشاهده می‌شود.

دیده می‌شود که سیگنال کنترلی، سیگنالی کراندار و پایدار می‌باشد. "شکل 4" خط مسیر $y(k)$ و $y_d(k)$ که به ترتیب معرف خروجی سیستم و سیگنال مرجع می‌باشند را در اثر اعمال $v(k)$ نشان می‌دهد.

در "شکل 4" می‌توان مشاهده نمود که خروجی سیستم غیرخطی و زمان گسسته، به خوبی مسیر سیگنال مرجع معرفی شده را دنبال می‌کند یعنی عمل ردیابی به درستی انجام شده و خطای آن طبق "شکل 5" به صفر همگرا می‌گردد.

(38) اعمال شده و نتایج حاصل از این دو روش، با نتایج بدست آمده در بخش قبلی، مورد مقایسه قرار گرفته است.

در این بخش، به منظور اعتبارسنجی شبیه‌سازی کنترل‌کننده پیشنهادی، دو کنترل‌کننده PID³ و مد لغزشی⁴، بر سیستم روبات با یک بازوی مکانیکی (38) اعمال شده و نتایج حاصل از این دو روش، با نتایج بدست آمده در بخش قبلی، مورد مقایسه قرار گرفته است.

برای مقایسه دقت ردیابی دو کنترل‌کننده PID و مد لغزشی با کنترل‌کننده تطبیقی عصبی بررسی شده در مقاله، "شکل‌های 9 و 10" به ترتیب نشان‌دهنده مسیر ردیابی و خطای آن در هر سه روش می‌باشد.

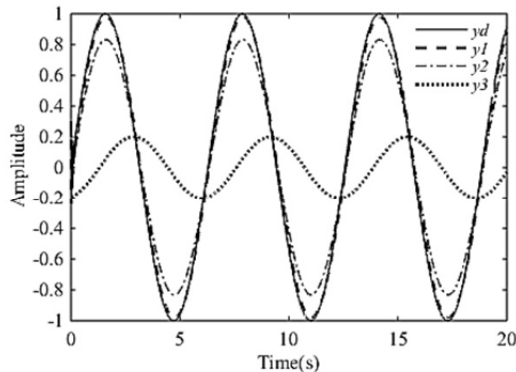


Fig. 9 $y_d(k)$ is the reference signal and $y_1(k)$, $y_2(k)$ are out put of $v(k)$, PID and sliding mode controller, respectively.

شکل 9 سیگنال مرجع و $y_1(k)$ ، $y_2(k)$ به ترتیب خروجی کنترل-کننده‌های $v(k)$ ، PID و مد لغزشی

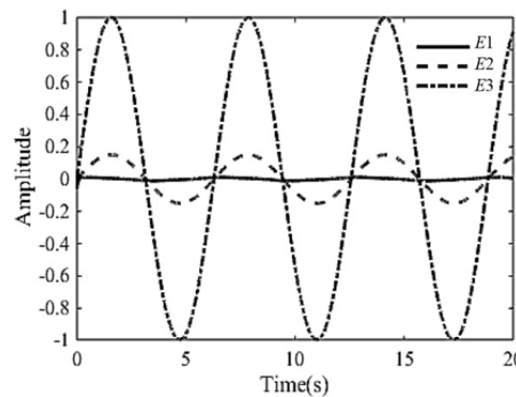


Fig. 10 $E1$, $E2$, and $E3$ are tracking error of $v(k)$, PID, and sliding mode controller, respectively.

شکل 10 $E1$ ، $E2$ و $E3$ به ترتیب خطای ردیابی کنترل‌کننده‌های $v(k)$ ، PID و مد لغزشی

همان‌طور که در "شکل‌های 9 و 10" نشان داده می‌شود دقت ردیابی در روش مقاله تقریباً ده برابر بیشتر از روش PID می‌باشد. همچنین مشاهده می‌شود عمل ردیابی در کنترل‌کننده مد لغزشی انجام نمی‌گیرد، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی، روش مناسب‌تری برای سیستم غیرخطی زمان-گسسته با ورودی لقی (38) می‌باشد. "شکل‌های 11-14" سیگنال کنترل و سیگنال حالت $x_2(k)$ را در روش‌های PID و مد لغزشی نشان می‌دهد.

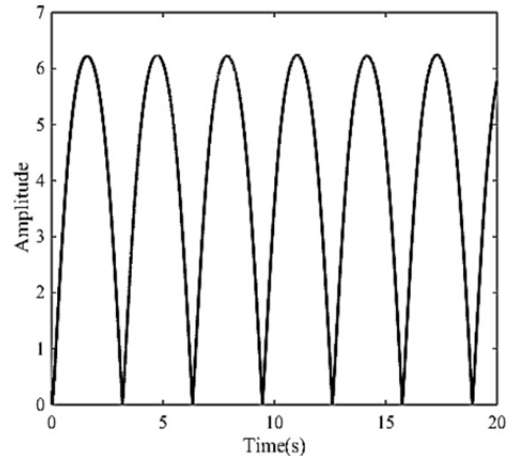


Fig. 6 Trajectory of adaption law $\hat{\theta}(k)$

شکل 6 خط مسیر قانون تطبیق $\hat{\theta}(k)$

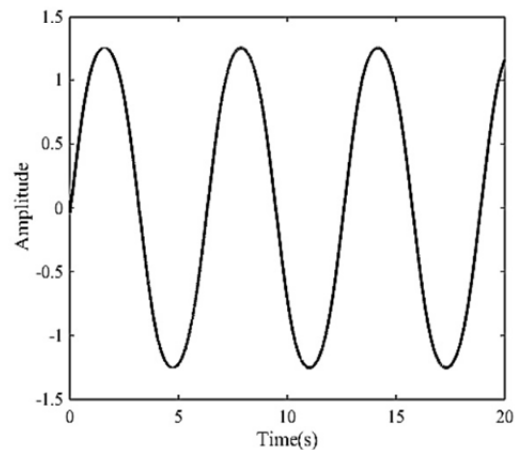


Fig. 7 trajectories of adaption law $\hat{\eta}(k)$

شکل 7 خط مسیر قانون تطبیق $\hat{\eta}(k)$

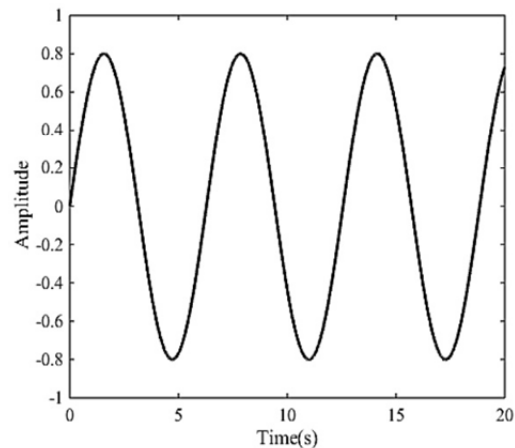


Fig. 8 system state $x_2(k)$

شکل 8 حالت سیستم $x_2(k)$

7- مقایسه روش پیشنهادی با دو روش PID و مد لغزشی

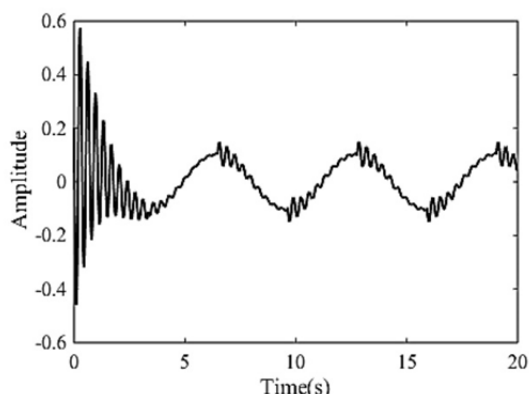
در این بخش، به منظور اعتبارسنجی شبیه‌سازی کنترل‌کننده پیشنهادی، دو کنترل‌کننده PID¹ و مد لغزشی²، بر سیستم روبات با یک بازوی مکانیکی

³ proportional-integral-derivative

⁴ Sliding mode

¹ proportional-integral-derivative

² Sliding mode

Fig. 14 system state $x_2(k)$ in sliding mode controller

شکل 14 حالت سیستم $x_2(k)$ در کنترل کننده مد لغزشی

در "اشکال 14-11" مشاهده می‌شود که در هر دو روش PID و مد لغزشی، سیگنال‌ها در سیستم حلقه بسته کراندار می‌باشند. اغتشاش خارجی می‌باشد. به منظور بررسی اثر کنترل کننده پیشنهادی، این روش بر سیستم روبات با یک بازوی متحرک شبیه‌سازی شده است. همان‌طور که در نتایج مشاهده می‌شود اهداف کنترل کننده برآورده شده است: 1- تمام سیگنال‌ها در سیستم حلقه بسته کراندار هستند. 2- خروجی سیستم، سیگنال مرجع را با دقت بالا ردیابی می‌کند و خطای ردیابی به صفر همگرا می‌شود.

9- مراجع

- [1] G. Tao, P. V. Kokotovic, Adaptive control of plants with unknown dead-zones, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 39, No. 1, pp. 59-68, 1994.
- [2] G. Tao, P. V. Kokotovic, *Adaptive Control of Systems with Actuator and Sensor Nonlinearities*, pp. 83-95, New York: John Wiley & Sons, 1996.
- [3] G. Tao, P. V. Kokotovic, Adaptive control of systems with backlash, *Automatica*, Vol. 29, No. 2, pp. 323-335, 1993.
- [4] C.-Y. Su, Y. Stepanenko, J. Svoboda, T.-P. Leung, Robust adaptive control of a class of nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 45, No. 12, pp. 2427-2432, 2000.
- [5] J. Zhou, C. Wen, Y. Zhang, Adaptive backstepping control of a class of uncertain nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis, *IEEE transactions on Automatic Control*, Vol. 49, No. 10, pp. 1751-1759, 2004.
- [6] H. Li, J. Yu, C. Hilton, H. Liu, Adaptive sliding-mode control for nonlinear active suspension vehicle systems using T-S fuzzy approach, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 60, No. 8, pp. 3328-3338, 2013.
- [7] M. Chen, S. S. Ge, Direct adaptive neural control for a class of uncertain nonaffine nonlinear systems based on disturbance observer, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 4, pp. 1213-1225, 2013.
- [8] D. Li, Adaptive neural network control for a class of continuous stirred tank reactor systems, *Science China Information Sciences*, Vol. 57, No. 10, pp. 1-8, 2014.
- [9] W. Chen, S. Hua, H. Zhang, Consensus-based distributed cooperative learning from closed-loop neural control systems, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 26, No. 2, pp. 331-345, 2015.
- [10] Y.-J. Liu, N. Zhou, Observer-based adaptive fuzzy-neural control for a class of uncertain nonlinear systems with unknown dead-zone input, *ISA Transactions*, Vol. 49, No. 4, pp. 462-469, 2010.
- [11] Z. Li, C. Yang, Neural-adaptive output feedback control of a class of transportation vehicles based on wheeled inverted pendulum models, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 20, No. 6, pp. 1583-1591, 2012.
- [12] C. Yang, Z. Li, J. Li, Trajectory planning and optimized adaptive control for a class of wheeled inverted pendulum vehicle models, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 1, pp. 24-36, 2013.
- [13] S. Tong, S. Sui, Y. Li, Observer-based adaptive fuzzy tracking control for switched nonlinear systems with dead-zone, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 45, No. 12, pp. 2816-2826, 2015.
- [14] S. Tong, Y. Li, Adaptive fuzzy output feedback tracking backstepping control of strict-feedback nonlinear systems with unknown dead zones, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 20, No. 1, pp. 168-180, 2012.
- [15] S. Tong, Y. Li, Adaptive fuzzy output feedback control of MIMO nonlinear systems with unknown dead-zone inputs, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 21, No. 1, pp. 134-146, 2013.

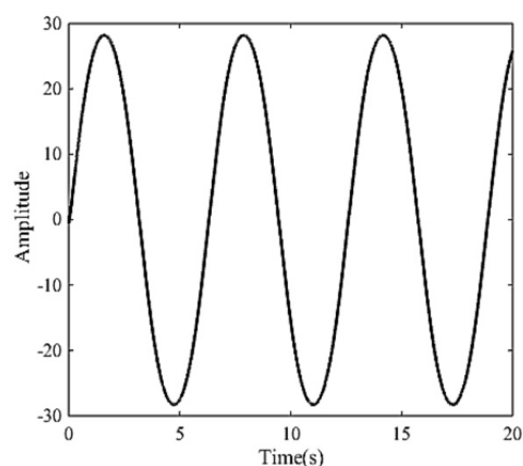
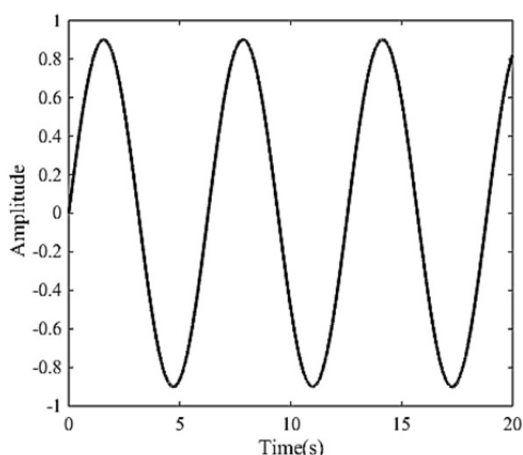


Fig. 11 Control signal of PID

شکل 11 سیگنال کنترل PID

Fig. 12 system state $x_2(k)$ in PID controller

شکل 12 حالت سیستم $x_2(k)$ در کنترل کننده PID

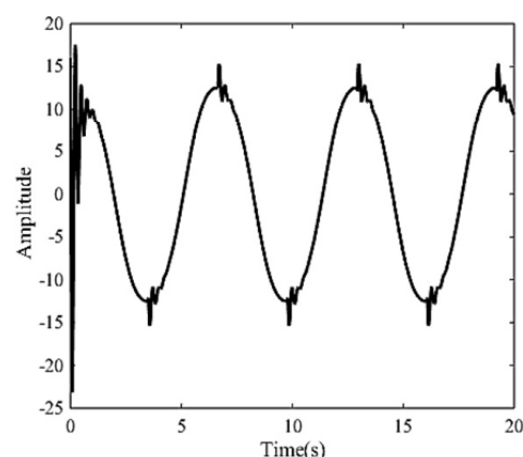


Fig. 13 Control signal of sliding mode

شکل 13 سیگنال کنترل مد لغزشی

8- نتیجه گیری

در این مقاله برای اولین بار، کنترل تطبیقی ردیابی با استفاده از شبکه عصبی موجک برای نوعی از سیستم‌های غیرخطی زمان گسسته مورد بررسی قرار گرفته است. سیستم تحت مطالعه شامل ورودی لقی، توابع ناشناخته و

- [28] C.-K. Lin, Adaptive tracking controller design for robotic systems using Gaussian wavelet networks, *IEEE Proceedings-Control Theory and Applications*, Vol. 149, No. 4, pp. 316-322, 2002.
- [29] M. Rahmani, A. Ghanbari, M. M. Ettefagh, "Robust adaptive control of a bio-inspired robot manipulator using bat algorithm," *Expert Systems with Applications*, Vol. 56, pp. 164-176, 2016.
- [30] M. Rahmani, A. Ghanbari, M. M. Ettefagh, A novel adaptive neural network integral sliding-mode control of a biped robot using bat algorithm, *Journal of Vibration and Control*, pp. 1077546316676734, 2016.
- [31] C. Yang, S. S. Ge, C. Xiang, T. Chai, T. H. Lee, Output feedback NN control for two classes of discrete-time systems with unknown control directions in a unified approach, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 19, No. 11, pp. 1873-1886, 2008.
- [32] S.S. Ge, G. Li, T. H. Lee, Adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems, *Automatica*, Vol. 39, No. 5, pp. 807-819, 2003.
- [33] S. S. Ge, C. Yang, T. H. Lee, Adaptive predictive control using neural network for a class of pure-feedback systems in discrete time, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 19, No. 9, pp. 1599-1614, 2008.
- [34] Y. Zhang, T. Chai, H. Wang, J. Fu, L. Zhang, Y. Wang, An adaptive generalized predictive control method for nonlinear systems based on ANFIS and multiple models, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 18, No. 6, pp. 1070-1082, 2010.
- [35] Y. Liu, L. Liu, S. Tong, Adaptive neural network tracking design for a class of uncertain nonlinear discrete-time systems with dead-zone, *Science China Information Sciences*, Vol. 57, No. 3, pp. 1-12, 2014.
- [36] Y.-J. Liu, Y. Gao, S. Tong, Y. Li, Fuzzy approximation-based adaptive backstepping optimal control for a class of nonlinear discrete-time systems with dead-zone, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 24, No. 1, pp. 16-28, 2016.
- [37] C.-L. Hwang, C. Jan, A reinforcement discrete neuro-adaptive control for unknown piezoelectric actuator systems with dominant hysteresis, *IEEE Transactions on Neural networks*, Vol. 14, No. 1, pp. 66-78, 2003.
- [38] J. O. Jang, H. T. Chung, I. S. Lee, Backlash compensation of discrete time systems using fuzzy logic, in Decision and Control, *Proceedings of the 40th IEEE Conference on*, 2001, Vol. 4, pp. 3956-3961: IEEE. 2001
- [39] Y.-J. Liu and S. Tong, Adaptive fuzzy control for a class of nonlinear discrete-time systems with backlash, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 22, No. 5, pp. 1359-1365, 2014.
- [16] M. Chen, S.S. Ge, B.V. E. How, Robust adaptive neural network control for a class of uncertain MIMO nonlinear systems with input nonlinearities, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 21, No. 5, pp. 796-812, 2010.
- [17] M. Chen, S.S. Ge, B. Ren, Adaptive tracking control of uncertain MIMO nonlinear systems with input constraints, *Automatica*, Vol. 47, No. 3, pp. 452-465, 2011.
- [18] H. Wang, B. Chen, X. Liu, K. Liu, C. Lin, Robust adaptive fuzzy tracking control for pure-feedback stochastic nonlinear systems with input constraints, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 6, pp. 2093-2104, 2013.
- [19] Y. Liu, Y. Lin, Global adaptive output feedback tracking for a class of nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis, *IET Control Theory & Applications*, Vol. 8, No. 11, pp. 927-936, 2014.
- [20] A. Boulkroune, M. M'Saad, M. Tadjine, M. Farza, Adaptive fuzzy control of MIMO nonlinear systems with unknown hysteresis and control gain matrix sign, In Control and Automation, *16th Mediterranean Conference on IEEE*, pp. 380-385, 2008.
- [21] F. Wang, Z. Liu, Y. Zhang, C. P. Chen, Adaptive fuzzy control for a class of stochastic pure-feedback nonlinear systems with unknown hysteresis, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 24, No. 1, pp. 140-152, 2016.
- [22] Z. Liu, X. Dong, J. Xue, Y. Chen, Adaptive neural control for a class of time-delay systems in the presence of backlash or dead-zone non-linearity, *IET Control Theory & Applications*, Vol. 8, No. 11, pp. 1009-1022, 2014.
- [23] G. Lai, Z. Liu, Y. Zhang, C. P. Chen, Adaptive fuzzy tracking control of nonlinear systems with asymmetric actuator backlash based on a new smooth inverse, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 46, No. 6, pp. 1250-1262, 2016.
- [24] D. Lin, H. Liu, H. Song, F. Zhang, Fuzzy neural control of uncertain chaotic systems with backlash nonlinearity, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 5, No. 5, pp. 721-728, 2014.
- [25] Z. Liu, C. Chen, Y. Zhang, Decentralized robust fuzzy adaptive control of humanoid robot manipulation with unknown actuator backlash, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 23, No. 3, pp. 605-616, 2015.
- [26] W. He, A. O. David, Z. Yin, C. Sun, Neural network control of a robotic manipulator with input deadzone and output constraint, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Vol. 46, No. 6, pp. 759-770, 2016.
- [27] A. K. Alexandridis, A. D. Zaprantis, *Wavelet Neural Networks: With Applications in Financial Engineering, Chaos, and Classification*, pp. 62-65, New Jersey: John Wiley & Sons, 2014.