



کنترل کننده نروفازی بازوهای مکانیکی ماهر صلب-انعطاف پذیر با توابع عضویت هوشمند

سید محمد رضا فریطوس¹، هادی همایی^{2*}، شهرام هادیان جزی³

1- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد

2- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد

3- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه اصفهان، اصفهان

* شهرکرد، صندوق پستی 115، hadi-h@eng.sku.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 18 تیر 1395

پذیرش: 16 شهریور 1395

ارائه در سایت: 18 مهر 1395

کلید واژگان:

بازوی مکانیکی انعطاف پذیر

کنترل کننده نروفازی

شبکه عصبی بازگشتی پویا

چکیده

این مقاله یک سیستم کنترل نروفازی جدید را برای کنترل بازوهای مکانیکی ماهر صلب-انعطاف پذیر ارائه می دهد. ارتقاء عملکرد کنترل کننده فازی و هوشمندسازی در واحدهای فازی ساز و غیرفازی ساز، از اهداف موردنظر این تحقیق هستند. سیستم کنترل پیشنهادی شامل کنترل کننده فازی در قسمت پسخورد و شبکه عصبی در قسمت پیشخورد است. شبکه وظیفه تخمین دینامیک معکوس دستگاه و نیز تولید فرمان کنترلی را به عهده دارد. به روزرسانی ضرایب وزنی شبکه، با استفاده از خروجی قسمت فازی و بر روی خط انجام می شود. از طرفی برای هوشمند سازی واحد فازی ساز، از دو شبکه عصبی بازگشتی پویا استفاده شده است. شبکه ها وظیفه تنظیم ضرایب اصلی توابع عضویت را در کنترل کننده فازی به عهده دارند. ورودی این شبکه ها خطا و نرخ تغییر خطا هستند و وزن های آن ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا انجام می شود. جهت تصدیق و کارآمدی روش ارائه شده، شبیه سازی برای بازوی مکانیکی ماهر با سه رابط که رابط انتهایی انعطاف پذیر است، انجام شده است. پاسخ سیستم به ورودی پله و ورودی سینوسی به طور مجزا برای کنترل کننده فازی و کنترل کننده پیشنهادی به دست آمده و با یکدیگر مقایسه شده اند. مقایسه و بررسی های انجام شده، نشان از کارآمدی روش ارائه شده دارد.

Neuro-fuzzy Controller of Rigid-Flexible Manipulators with Intelligence Membership Function

Seyed Mohammad Reza Faritus¹, Hadi Homaei^{1*}, Shahram Hadian Jazi²

1- Faculty of Engineering, Shahrekord University, Shahrekord, Iran

2- Department of Mechanical Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

* P.O.B.115, Shahrekord, Iran, hadi-h@eng.sku.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 08 July 2016
Accepted 06 September 2016
Available Online 09 October 2016

Keywords:
Flexible Manipulator
Neuro-fuzzy Controller
Dynamic Recurrent Neural Network

ABSTRACT

This paper presents a new Neuro-fuzzy control system to control rigid-flexible manipulators. Enhancing the performance of fuzzy controller and intelligence in fuzzy and non-fuzzy units is the goal of this research. Proposed control system includes a fuzzy controller in the feedback and a neural network is the feed-forward. The network has the responsibility of estimating the inverse dynamic of device and then, the production of control command. Updating weighting coefficients of network is done online using the fuzzy controller output. On the other hand, two dynamic recurrent neural networks are used for making fuzzy unit intelligent. Networks are responsible for regulating the main factors of membership functions in the fuzzy controller. The input of these networks is error and error change rate and their weights are done by using an error back-propagation algorithm. To verify the effectiveness of the proposed method, simulation is conducted for skilled manipulators with three interfaces where the end interface is flexible. System responses to step input and sinusoidal input are separately obtained for fuzzy controllers and proposed controller and compared. Comparison and studies indicate the effectiveness of the provided method.

1- مقدمه

تغییر شکل خمشی خواهد بود. با افزایش ارتعاش مکانیکی، کارایی ربات کاهش یافته و کنترل آن مشکل می شود. بنابراین در دو دهه گذشته مساله تعقیب مسیر در ربات های انعطاف پذیر و فرمول بندی معادلات حرکت و کنترل سیستم های چند بازویی صلب-انعطاف پذیر به یکی از مهمترین زمینه های تحقیقاتی بدل گشته است [1-6]. روش های سنتی، از یک مدل ریاضی که رفتار دینامیکی دستگاه را توصیف می کند برای طراحی سیستم کنترل اتوماتیک بهره می برند [7,8]. چنین مدلی شامل مجموعه ای از

استفاده از رابطها و قطعات حجیم در بازوهای مکانیکی، سبب کاهش ارتعاش و افزایش دقت حرکت پنجه می شود. ولی پیامد آن علاوه بر بالا رفتن مصرف انرژی و هزینه های ساخت، افزایش اینرسی و کاهش سرعت در هنگام نیاز به عکس العمل سریع خواهد بود. استفاده از رابطهای سبک تر علاوه بر کاهش مصرف انرژی، سرعت و ایمنی عملیات را بالا برده و قابلیت مانور را ارتقاء می بخشد. همچنین باعث کاهش سختی سازه ربات شده که نتیجه آن افزایش

Please cite this article using:

S. M. R. Faritus, H. Homaei, Sh. Hadian Jazi, Neuro-fuzzy Controller of Rigid-Flexible Manipulators with Intelligence Membership Function, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 10, pp. 163-172, 2016 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

معادلات دیفرانسیل خطی و غیرخطی است که اکثر آن‌ها از تخمین‌ها و ساده‌سازی به‌دست می‌آیند. به‌علت کوچک و غیرخطی بودن معادلات دینامیکی ربات‌ها و نیز حضور عدم قطعیت‌ها¹، تهیه مدل دقیق ریاضی و استخراج معادلات حرکت با مشکل مواجه خواهد شد. در این شرایط، کنترل‌کننده‌های سنتی که براساس مدل² هستند، عملکرد لازم را نداشته و مناسب نخواهند بود [9]. در این شرایط کنترل‌کننده باید توانایی مقابله با تاثیرات ارتعاشات گذرا و پیچیده را داشته باشد.

در سال‌های اخیر، کنترل‌کننده‌های هوشمند (مثل شبکه عصبی و منطق فازی) که بدون نیاز به دانش مقدماتی دینامیک سیستم عمل می‌کنند، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده‌اند [10]. شبکه عصبی جزو دسته محاسبات سطح پایین قرار می‌گیرد و قابلیت یادگیری، محاسبات موازی و تخمین شرایط پیچیده غیرخطی را دارد. کنترل براساس منطق فازی (FLC) یکی دیگر از روش‌های هوشمند است که از استراتژی کنترل زبانی³ برای استخراج فرمان کنترل استفاده می‌کند. این روش کنترلی به مدل دقیق دینامیکی احتیاجی ندارد ولی به یک مدل ریاضی (جهت پیش‌بینی پاسخ سیستم) برای استخراج قواعد فازی نیازمند است [11]. در سال‌های اخیر شبکه عصبی و منطق فازی هر یک به‌طور مستقل یا ترکیبی، در سیستم‌های کنترل ربات و بازوهای مکانیکی به‌کار گرفته شده‌اند و زمینه تحقیقاتی بسیاری از پژوهشگران بوده‌اند [12,13].

هو و همکاران، کنترل‌کننده عصبی را برای بازوهای مکانیکی مقید پیشنهاد کردند [14]. شبکه به‌صورت حلقه پیش‌خورده برای جبران عدم قطعیت‌ها در دینامیک ربات استفاده شده بود و وزن‌های آن، روی خط⁴ به روزرسانی می‌گردید. میرشکاران و همکاران از کنترل‌کننده مود لغزشی⁵ نوع PID که در آن بهره‌ها با استفاده از منطق فازی تنظیم می‌شدند، برای کاهش ارتعاشات پنجه استفاده کردند [15]. عبدالهی و همکاران، دو نوع کنترل‌کننده، یکی با تکنیک جایدهی قطب (براساس مدل) و دیگری بر پایه منطق فازی طراحی نمودند. سپس نتایج تعقیب مسیر و ارتعاش حاصل از شبیه‌سازی را بین دو کنترل‌کننده، مورد مقایسه قرار دادند [16]. ژانگ و همکاران مدل عصبی جفتی تک لایه را ارائه دادند [17]. این شبکه یک روش محاسباتی توزیع شده موازی است که بازوی مکانیکی با درجه آزادی اضافی⁶ را بر روی خط کنترل می‌کند. سهامی جو و همکاران از نوعی PID که به کنترل‌کننده فازی شبیه بود، استفاده کردند [18]. در این روش، کنترل‌کننده سه ورودی P ، D و I دارد که هر یک از این ورودی‌ها از چندین متغیر زبانی برای توصیف رفتارشان بهره می‌برند. آن‌ها به‌کمک شبیه‌سازی، نتایج روش خود را با کنترل‌کننده PID مقایسه نمودند.

در تحقیقاتی که روی کنترل‌کننده‌های نروفازی صورت گرفته، قسمت فازی وظیفه تولید فرمان کنترل را به عهده دارد. شبکه عصبی نیز برای مدل‌سازی و تخمین دینامیک معکوس دستگاه استفاده شده و تلاشی جهت بکارگیری (همزمان) آن به‌عنوان بهبود دهنده گشتاور فرمان نشده است. همچنین توابع عضویت از شروع فرآیند کنترل ثابت بوده و در اکثر آنها از شبکه عصبی یا الگوریتم‌های تکاملی برای تنظیم بهره‌ها استفاده شده است و هوشمندسازی واحد فازی ساز مورد توجه جدی قرار نگرفته است. در حالی که با کوچک شدن مقادیر خطا، نرخ خطا و تغییر شکل خمشی، عملکرد توابع

¹ uncertainty

² model base controller

³ linguistic

⁴ on-line

⁵ sliding mode controller

⁶ Redundant Manipulator

2- معادلات حاکم

"شکل 1" بازوی مکانیکی با N رابط که رابط انتهایی آن انعطاف‌پذیر است را نشان می‌دهد. M_i ، τ_i و θ_i به ترتیب هاب، گشتاور هاب و زاویه نسبی مفصل رابط i ام می‌باشند. XOY چهارچوب مختصات اینرسیال و x_i, y_i, z_i چهارچوب

⁷ Dynamic Recurrent Neural Network

⁸ Assumed Modes Method

لذا داریم:

$$T = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \int_0^{L_i} \rho_i A_i \dot{R}_i^T \dot{R}_i dx_i + \frac{1}{2} m \dot{R}_m^T \dot{R}_m + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (m_{M,i} \dot{R}_{M,i}^T \dot{R}_{M,i} + I_{M,i} \omega_{M,i}^2) \quad (5)$$

$R_{M,i}$ بردار مکان $\omega_{M,i}$ سرعت زاویه‌ای مرکز موتور مفصل رابط i ام و $m_{M,i}$ و $I_{M,i}$ جرم و ممان اینرسی آن‌ها هستند. همچنین بردار مکان بار R_i و بردار مکان نقطه‌ای عمومی روی رابط انعطاف‌پذیر می‌باشد. A_i و ρ_i به ترتیب چگالی و سطح مقطع رابط i ام هستند. انرژی پتانسیل بازوی مکانیکی از مجموع انرژی پتانسیل گرانشی و انرژی حاصل از تغییر شکل الاستیک در رابط انعطاف‌پذیر حاصل می‌گردد. لذا انرژی پتانسیل را می‌توان به صورت ذیل محاسبه نمود:

$$Q = \frac{1}{2} E_N I_N \int_0^{L_N} \left[\frac{\partial^2 \delta(s, t)}{\partial s^2} \right]^2 ds + \sum_{i=1}^N \int_0^{L_i} \rho_i A_i Y_i g dx_i \quad (6)$$

جایی که E_N و I_N به ترتیب ضریب سختی و ممان اینرسی رابط انعطاف‌پذیر و g شتاب ثقل است. با جای‌گذاری رابطه (1) در (6) مقدار انرژی پتانسیل محاسبه می‌گردد.

کار مجازی گشتاور τ_i برابر است با $\delta W_i = \tau_i \delta \theta_i$. می‌توان معادلات حرکت را با استفاده از روش لاگرانژ به دست آورد:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{\theta}_i} \right) - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_i} = \tau_i \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7\text{-الف})$$

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{\phi}_j} \right) - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \phi_j} = 0 \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (7\text{-ب})$$

که $\mathcal{L} = T - Q$ لاگرانژین و θ_i و ϕ_j مختصات تعمیم یافته هستند. با محاسبه مشتق لاگرانژین نسبت به مختصات تعمیم یافته و مشتقات زمانی آن‌ها و جای‌گذاری در روابط (7)، معادلات حرکت استخراج می‌شوند. با مرتب کردن معادلات به شکل ماتریسی، $n = N + M$ معادله دینامیکی بازوی مکانیکی به صورت ذیل خواهند شد:

$$\begin{bmatrix} C_{\theta\theta}(\theta, \phi) & C_{\theta\phi}(\theta, \phi) \\ C_{\theta\phi}^T(\theta, \phi) & C_{\phi\phi}(\theta, \phi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix} + G(\theta, \phi, \dot{\theta}, \dot{\phi}) = \begin{bmatrix} \tau \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8\text{-الف})$$

$$G = D(\theta, \phi) \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} + K(\theta, \phi) \begin{bmatrix} \theta \\ \phi \end{bmatrix} + F(\theta, \phi, \dot{\theta}, \dot{\phi}) \quad (8\text{-ب})$$

ماتریس اینرسی $C \in \mathcal{R}^{n \times n}$ متقارن بوده و شامل ماتریس‌های $C_{\theta\theta} \in \mathcal{R}^{N \times N}$ ، $C_{\theta\phi} \in \mathcal{R}^{N \times M}$ و $C_{\phi\phi} \in \mathcal{R}^{M \times M}$ است. همچنین $D \in \mathcal{R}^{n \times n}$ ماتریس میرایی، $K \in \mathcal{R}^{n \times n}$ ماتریس سختی و $F \in \mathcal{R}^n$ بردار مجموع نیروهای غیرخطی مثل کریولیس، جاذبه و گریز از مرکز است. $\tau \in \mathcal{R}^N$ به ترتیب بردارهای زاویه، سرعت و شتاب مفاصل و $\tau \in \mathcal{R}^N$ بردار گشتاور موتورها می‌باشد. علامت T به‌عنوان اندیس بالا، نشانه ماتریس ترانهاده است.

3- کنترل کننده فازی FLC

تئوری منطق فازی این امکان را ایجاد می‌کند تا ادراک انسانی در غالب قوانین ریاضی به‌کار گرفته شوند. معمولا FLC شامل عبارات شرطی زبانی است که توسط نیروی انسانی ماهر استخراج شده و ارائه کننده دانش او در ارتباط با سیستم کنترل است. FLC جزو دسته محاسبات سطح بالا است و از دانش فرد خبره بهره می‌برد و به‌علت عدم حساسیت به تغییرات محیطی،

مختصاتی متحرک است که مرکز آن هاب رابط i ام است. تیر انعطاف‌پذیر به‌صورت تیر اولر-برنولی در نظر گرفته شده است، به این معنی که از تاثیر تغییر شکل برشی و اینرسی چرخشی صرف‌نظر شده است. به‌علت وجود انعطاف‌پذیری، ابعاد سیستم نامحدود است. یکی از روش‌های مناسب جهت گسسته‌سازی، روش مود فرضی است. در این تحقیق از روش مود فرضی جهت تخمین تغییر شکل الاستیک تیر استفاده شده است. در این روش، تغییر شکل الاستیک تیر انعطاف‌پذیر به‌صورت ترکیب خطی حاصل ضرب توابع مودی و توابع زمانی در نظر گرفته می‌شود:

$$\delta(x_N, t) = \sum_{j=1}^M \psi_j(x_N) \phi_j(t) \quad (1)$$

$\delta(x_N, t)$ تغییر شکل خمشی تیر انعطاف‌پذیر در فاصله x_N از مفصل N ام در دستگاه مختصاتی $x_N O_N y_N$ لحظه t است. ψ_j توابع مودی، ϕ_j توابع تعمیم یافته وابسته-زمانی و M تعداد مدهای ارتعاشی می‌باشند. در مرجع [19] طریقه محاسبه توابع مودی و فرکانس‌های طبیعی تیر انعطاف‌پذیر با شرایط مرزی تیر یک سر درگیر-یک سر آزاد با بار انتهایی، ارائه گردیده است. توابع مودی برای رابط انعطاف‌پذیر به‌صورت ذیل تعیین می‌شوند:

$$\phi_j(x_N) = \left(\cos \beta_j x_N - \cosh \beta_j x_N \right) - \frac{\cos \beta_j l_N + \cosh \beta_j l_N}{\sin \beta_j l_N + \sinh \beta_j l_N} \times (\sin \beta_j x_N - \sinh \beta_j x_N) \quad (2)$$

l_N طول رابط انعطاف‌پذیر است. β_j ها از حل معادله ذیل حاصل می‌گردند:

$$1 + \cos \beta_j l_N \times \cosh \beta_j l_N - \frac{m}{m_N} \beta_j l_N \times (\sinh \beta_j l_N \times \cos \beta_j l_N - \sin \beta_j l_N \times \cosh \beta_j l_N) = 0 \quad (3)$$

m و m_N به ترتیب جرم بار و جرم رابط انعطاف‌پذیر است. فرکانس‌های طبیعی ω_j نیز با استفاده از رابطه (4) به دست می‌آیند:

$$\omega_j = \sqrt{\frac{E_N I_N}{\rho_N A_N} \beta_j^2} \quad (4)$$

که E_N, I_N, A_N, ρ_N به ترتیب چگالی، سطح مقطع، ممان اینرسی و مدول یانگ رابط N ام و ω_j ها فرکانس‌های طبیعی تیر هستند. انرژی جنبشی بازوی مکانیکی، برابر با مجموع انرژی جنبشی رابط‌ها، موتورها و بار است.

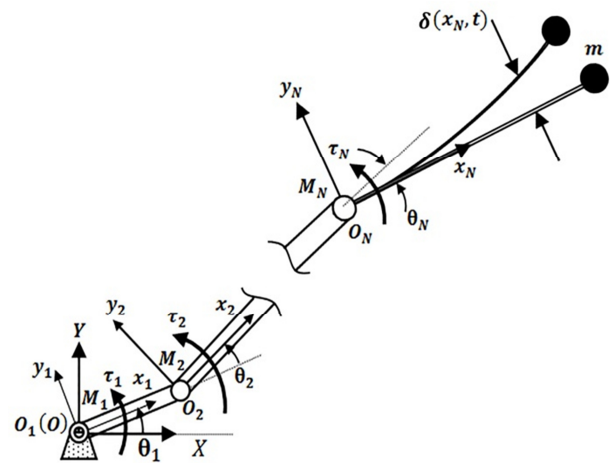


Fig. 1 Manipulator with the last flexible arm

شکل 1 بازوی مکانیکی با رابط انتهایی انعطاف‌پذیر

هر دو نوع اتصال پیشخورد و پسخورد بین لایه‌ها و نورون‌ها را به کار می‌گیرد. یکی از مزیت‌های این نوع شبکه، در تخمین سیستم‌های پیوسته و گسسته غیرخطی است. این تخمین توسط معادلات غیرخطی مجموعه نورون‌های دینامیکی صورت می‌گیرد که باعث افزایش سازگاری شبکه با چنین سیستم‌هایی می‌شود. این شبکه به صورت یک سیستم یادگیرنده روی خط عمل کرده و به شکل یک زیرسیستم در کنترل کننده تعبیه می‌گردد. در این شرایط، وزن‌های شبکه با استفاده از الگوریتم یادگیری پویا در طول فرایند کنترل به روزرسانی می‌شوند.

"شکل 3" ساختار شبکه عصبی بازگشتی پویا را نشان می‌دهد. شبکه شامل چهار لایه ورودی، میانی (پنهان)، خروجی و بازگشتی¹ است. نقش لایه بازگشتی، اضافه کردن خروجی لایه دوم مرحله قبلی در روابط به روزرسانی وزن‌های این لایه است. شبکه عصبی DRN وظیفه مدل‌سازی دینامیک معکوس را به عهده دارد. وزن‌های شبکه، با استفاده از خروجی FLC به روزرسانی می‌شوند. بعد از به روزرسانی وزن‌ها، این شبکه در قسمت پیشخورد قرار گرفته و با دریافت بردار حالت مطلوب سیستم، گشتاور مفاصل را تولید و کارایی FLC را ارتقاء می‌بخشد.

"شکل 4" نمایی شماتیک از محل قرارگیری و شرایط ورودی-خروجی DRN را نشان می‌دهد.

شبکه از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است. لایه میانی (لایه مخفی) شامل نورون‌هایی است که با اتصالات بازگشتی به هم مرتبط می‌شوند.

ورودی لایه اول به صورت زیر می‌باشد:

$$IP_i^{(1)}(k) = x_i(k); \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$IP_i^{(1)}$ ورودی لایه اول است که i شماره نورون در لایه ورودی و k

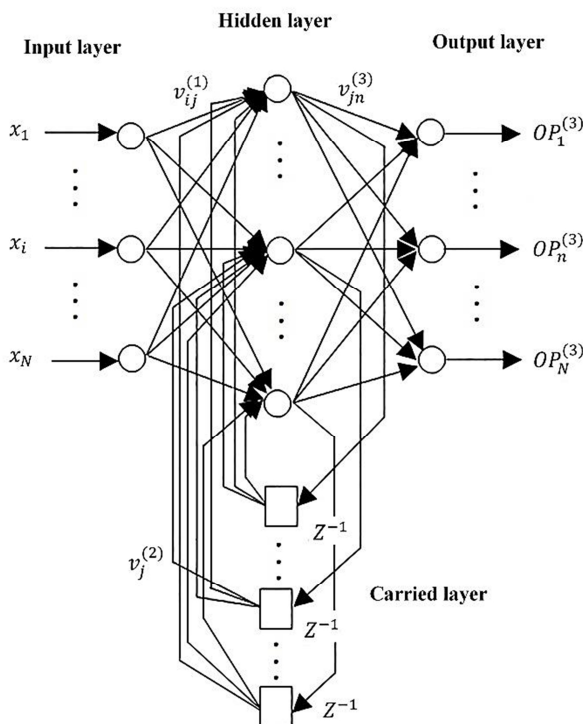


Fig. 3 Dynamic Recurrent Neural Network

شکل 3 ساختار شبکه عصبی بازگشتی پویا

¹carried layer

جزو کنترل کننده‌های مقاوم محسوب می‌شود [20].

در "شکل 2" مراحل اصلی کنترل کننده فازی نشان داده شده است. این مراحل شامل فازی‌سازی، دانش پایه، استنتاج و غیرفازی‌سازی است. به علت این که ورودی حاصل از سنسورها به صورت عددی است، ابتدا هر ورودی باید فازی‌سازی شود. این کار با متناظر کردن هر ورودی به یک مجموعه متغیر فازی صورت می‌گیرد. سپس به هر متغیر یک تابع عضویت اختصاص می‌یابد که محدوده این تابع از صفر تا یک خواهد بود. توابع مثلثی و توانی دو نوع تابع عضویت معمول هستند که در این مقاله از تابع توانی استفاده می‌شود. همچنین با استفاده از دانش پایه که شامل مجموعه‌های فازی در قالب عبارات زبانی است، مجموعه ای از قوانین کنترل به صورت "اگر-آنگاه" استخراج خواهد شد. در ادامه واحد استنتاج که یک واحد فرآیندی است، خروجی را براساس قوانین فازی تولید می‌کند. خروجی واحد استنتاج به شکل فازی بوده و برای استفاده در عملگرها باید در واحد غیرفازی‌ساز به داده قطعی (crisp) تبدیل گردد. روش مرکز جرم و روش متوسط وزن دار دو روش شناخته شده و پر کاربرد در غیرفازی‌سازی هستند [21]. محاسبه گشتاور فرمان در واحد غیرفازی‌ساز با استفاده از روش متوسط وزن دار به صورت ذیل به دست می‌آید:

$$u = \frac{\sum_{h=1}^r U_h \prod_{j=1}^b \mu_j(x_h)}{\sum_{h=1}^r \mu_j(x_h)} \quad (9)$$

x_j ورودی و μ_j مقدار عضویت سیگنال ورودی x_j در مجموعه زبانی $E(j)$ و r تعداد عضوهای این مجموعه هستند. b تعداد ورودی‌ها (خطا) و تغییر خطا)، U_h مرکز سطح محدوده‌های مثلثی تابع عضویت خروجی و u سیگنال گشتاور هستند.

4- شبکه DRN

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش داده‌ها است که توسط شبکه‌ای از المان‌های عملیاتی به نام نورون انجام می‌شود. از ویژگی‌های مهم شبکه عصبی می‌توان به قابلیت یادگیری، تخمین شرایط پیچیده غیرخطی و محاسبات موازی اشاره نمود. علاوه بر این موارد، به علت سرعت مناسب همگرایی، تلاش‌های مهم و مستمری برای توسعه آن در کنترل سیستم‌های غیرخطی انجام شده و در حال انجام است [22].

در شبکه‌های ایستای عصبی چند لایه، خروجی هر نورون با اعمال تابع فعال‌ساز غیرخطی بر روی مجموع ورودی‌های وزن‌دار به آن نورون، ایجاد شده و به لایه بعدی منتقل می‌شود.

در این شرایط پسخورد برای نورون‌ها وجود ندارد و خروجی آن‌ها به صورت پیشخورد به لایه بعدی منتقل می‌شود. شبکه عصبی بازگشتی پویا

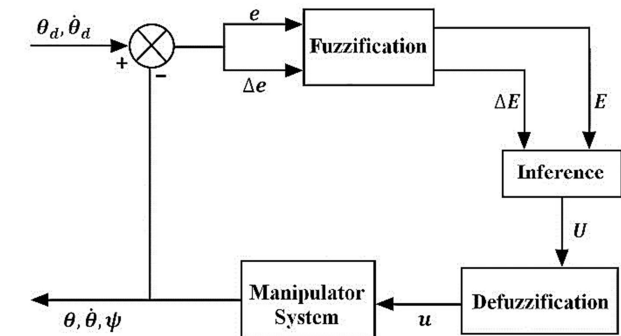


Fig. 2 Diagram of FLC

شکل 2 نمودار کنترل کننده فازی

$$= -\epsilon_n(k) \frac{\partial OP_n^{(3)}(k)}{\partial v_{jn}^{(3)}} = -\epsilon_n(k) OP_j^{(2)}(k) \quad (17)$$

برای وزن‌های $v_j^{(2)}$ داریم:

$$\frac{\partial J_{DRN}(k)}{\partial v_j^{(2)}(k)} = \epsilon_n \frac{\partial \epsilon_n(k)}{\partial v_j^{(2)}(k)} = \epsilon_n(k) \frac{\partial \epsilon_n(k)}{\partial u_n(k)} \frac{\partial OP_n^{(3)}(k)}{\partial OP_n^{(2)}(k)} \times$$

$$\frac{\partial OP_n^{(2)}(k)}{\partial v_j^{(2)}(k)} = -\epsilon_n(k) v_{jn}^{(3)}(k) \zeta_{jn}(k) \quad (18)$$

که ζ_{jn} به صورت ذیل به دست می‌آید:

$$\zeta_{jn}(k) = \frac{\partial OP_n^{(2)}(k)}{\partial v_j^{(2)}(k)} = f'(IP_j^{(2)}(k)) \times$$

$$\left(OP_j^{(2)}(k-1) + v_j^{(2)} \frac{\partial OP_j^{(2)}(k-1)}{\partial v_j^{(2)}(k-1)} \right) =$$

$$f'(IP_j^{(2)}(k)) \left(OP_j^{(2)}(k-1) + v_j^{(2)} \zeta_{jn}(k-1) \right) \quad (19)$$

جایی که $f'(IP(k))$ با استفاده از رابطه (14) به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$f'(IP) = \frac{1}{2} \alpha \cdot (1 - f^2(IP)) \quad (20)$$

با توجه به بازگشتی بودن رابطه (19) می‌توان برای $k=1$ با $\zeta_{jn}(0)$ شروع نمود. برای وزن‌های $v_{ij}^{(1)}$ داریم:

$$\frac{\partial J_{DRN}}{\partial v_{ij}^{(1)}(k)} = \sum_{n=1}^N \epsilon_n \frac{\partial \epsilon_n(k)}{\partial v_{ij}^{(1)}(k)}$$

$$= \sum_{n=1}^N \epsilon_n(k) \frac{\partial \epsilon_n(k)}{\partial u_n(k)} \frac{\partial OP_n^{(3)}(k)}{\partial OP_n^{(2)}(k)}$$

$$= - \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^p \epsilon_n(k) \frac{\partial OP_n^{(3)}(k)}{\partial OP_j^{(2)}(k)} \frac{\partial OP_j^{(2)}(k)}{\partial v_{ij}^{(1)}(k)}$$

$$= - \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^p \epsilon_n(k) v_{jn}^{(3)}(k) \frac{\partial OP_j^{(2)}(k)}{\partial v_{ij}^{(1)}(k)} \quad (21)$$

جایی که $\zeta_{ij}(k)$ به صورت ذیل به دست می‌آید:

$$\zeta_{ij}(k) = \frac{\partial OP_j^{(2)}(k)}{\partial v_{ij}^{(1)}(k)} = \left(x_i(k) + v_j^{(2)} \frac{\partial OP_j^{(2)}(k-1)}{\partial v_{ij}^{(1)}(k-1)} \right)$$

$$= f'(IP_j(k)) \left(x_i(k) + v_j^{(2)} \zeta_{ij}(k-1) \right) \quad (22)$$

در این‌جا نیز مشابه رابطه (19) با توجه به بازگشتی بودن رابطه (22) می‌توان برای $k=1$ با $\zeta_{ij}(0) = 0$ شروع نمود. به‌روزرسانی وزن‌ها از روش نزولی گرادینت، به صورت زیر انجام می‌شود:

$$\Delta v = -\kappa_D \left(\frac{\partial J_{DRN}}{\partial v} \right) \quad (23)$$

که κ_D نرخ یادگیری و $\partial J_{DRN} / \partial v$ از روابط (17)، (18) و (21) به دست می‌آید.

5- شبکه‌های NNE و NNCE

برای هوشمندسازی توابع عضویت، ابتدا این توابع پارامتری شده و سپس با استفاده از الگوریتم بازگشتی پویا، مقادیر بهینه پارامترها به روزرسانی خواهند شد. "شکل 5" یک تابع عضویت مثلثی که با استفاده از پارامتر P تشکیل شده است را نشان می‌دهد. "شکل 6" طرح شماتیک کنترل کننده پیشنهادی را نشان می‌دهد. وظیفه شبکه‌های NNE، NNCE تولید پارامتر P برای توابع عضویت خطا و تغییر خطا در قسمت فازی‌ساز هستند. تابع هدف را به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

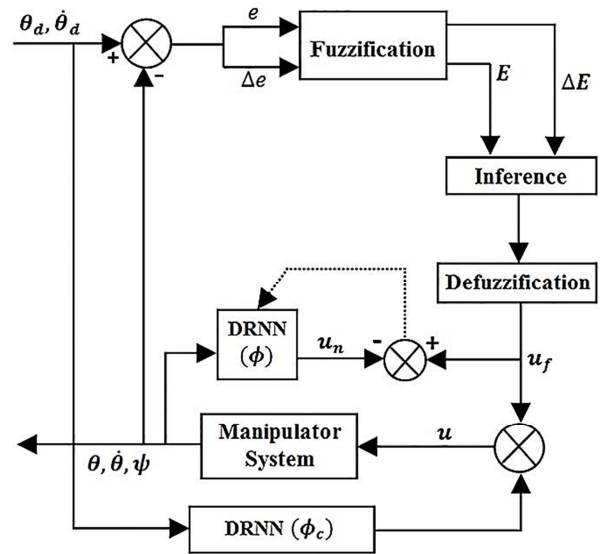


Fig. 4 DRN neural network

شکل 4 شبکه عصبی DRN

مرحله کنترل است. بردار ورودی X^T برابر است با:

$$X^T(k) = (x_1, x_2, \dots, x_N) \quad (11-الف)$$

$$x_i = (\theta_i, \dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i) \quad (11-ب)$$

لایه های میانی (مخفی) را به صورت ذیل تعریف می‌کنیم:

$$OP_j^{(2)}(k) = f(IP_j(k)) ; j = 1, 2, \dots, p \quad (12)$$

$$IP_j(k) = v_j^{(2)} OP_j^{(2)}(k-1) + \sum_{i=1}^{3N} v_{ij}^{(1)} x_i(k) \quad (13)$$

جایی که p تعداد نورون‌های لایه میانی، j شماره نورون، $IP_j(k)$ و $OP_j^{(2)}(k)$ به ترتیب ورودی و خروجی j امین نورون در لایه مخفی، $v_{ij}^{(1)}$ وزن‌های ورودی‌ها به لایه میانی و $v_j^{(2)}$ وزن نورون‌های لایه بازگشتی هستند. تابع فعال‌سازی f به صورت ذیل می‌باشد:

$$f(IP) = \frac{2}{1 + e^{-\alpha \cdot IP}} - 1 \quad (14)$$

برای لایه خروجی داریم:

$$OP_n^{(3)}(k) = u_n(k)$$

$$= \sum_{j=1}^p v_{jn}^{(3)} OP_j^{(2)}(k) ; n = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

که $OP_n^{(3)}(k)$ خروجی لایه سوم و $v_{jn}^{(3)}$ وزن‌های نورون‌های لایه خروجی هستند. تابع هدف به صورت ذیل است:

$$J_{DRN} = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \epsilon_n^2(k) ; i = 1, 2, \dots, N \quad (16-الف)$$

$$\epsilon_n = u_{f,n}(k) - u_n(k) \quad (16-ب)$$

که u_n و $u_{f,n}$ به ترتیب خروجی i ام شبکه DRN و واحد فازی است. برای به‌روزرسانی لایه‌ها از روش نزولی گرادینت یا الگوریتم یادگیری تطبیقی براساس قانون دلتای توسعه یافته استفاده می‌کنیم [23]. در این نوع الگوریتم، بردارهای وزن در جهت منفی گرادینت تابع هدف و برای کمینه کردن آن به‌روزرسانی می‌گردند. ابتدا برای وزن‌های $v_{jn}^{(3)}$ داریم:

$$\frac{\partial J_{DRN}}{\partial v_{jn}^{(3)}} = \epsilon_n \frac{\partial \epsilon_n}{\partial v_{jn}^{(3)}}$$

$$\Delta w = -\kappa_r \left(\frac{\partial J_r}{\partial w} \right)^T \quad (30)$$

جائی که κ_r نرخ یادگیری بوده و مثبت است. مطابق با پیشنهاد لایتبادی و همکاران [24] علامت عبارات $\partial \theta / \partial u_f$ ، $\partial \dot{\theta} / \partial u_f$ ، $\partial \delta / \partial u_f$ بر مقادیر حقیقی آن‌ها ترجیح دارند.

لذا با اصلاح رابطه (29) و جای گذاری در رابطه (30) داریم:

$$\Delta w = \kappa_r S \frac{\partial u_f}{\partial P} \frac{\partial P}{\partial w} \quad (31-الف)$$

$$S = (Ae_r + B\dot{e}_r + C\delta) \quad (31-ب)$$

ورودی اولیه اول بوده و برابر است با:

$$I_i(k) = y_i(k) \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (32-الف)$$

$$y^T(k) = (\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_N) \quad (32-ب)$$

$$\Lambda_i = (e_{r,i}, \dot{e}_{r,i}) \quad (32-ج)$$

γ ورودی شبکه بوده و دارای $2N$ مولفه است. خروجی لایه پنهان برابر است با:

$$O_j^{(2)}(k) = f(I_j(k)) \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, q \quad (33)$$

q تعداد نورون‌ها و $O_j^{(2)}(k)$ خروجی لایه پنهان هستند. $I_j(k)$ ورودی لایه پنهان بوده و به صورت ذیل به دست می‌آید:

$$I_j(k) = \sum_{i=1}^{2N} w_{ij}^{(1)} x_i(k) \quad (34)$$

که $w_{ij}^{(1)}$ وزن‌های لایه اول هستند. ورودی لایه سوم (خروجی) برابر است با:

$$O_m^{(3)}(k) = P_m = \sum_{j=1}^q w_{jm}^{(3)} O_j^{(2)}(k) \quad ; \quad m = 1, 2, \dots, N \quad (35)$$

که $w_{jm}^{(3)}$ وزن لایه سوم است. با استفاده از روابط (33) تا (35) و استفاده از قانون زنجیری داریم:

$$\frac{\partial P_m}{\partial (w_{jm}^{(3)}(k))} = O_j^{(2)}(k) \quad (36)$$

$$\frac{\partial P_m}{\partial (w_{ij}^{(1)}(k))} = w_{mj}^{(3)} f'(I_j(k)) x_i(k) \quad (37)$$

با جای گذاری روابط (36) و (37) در (31)، روابط اصلاح وزن‌ها استخراج می‌شوند.

6- شبیه‌سازی

در این بخش جهت صحت‌گذاری و کارآمدی کنترل کننده طراحی شده، شبیه‌سازی انجام و نتایج مورد بحث و بررسی قرار خواهند گرفت. جهت نمونه مطالعاتی، رباتی با $N = 3$ رابط را در نظر بگیرید که رابط سوم انعطاف‌پذیر است. جدول 1 مشخصات ابعادی و جرم هر بازو را براساس این‌که سطح مقطع رابط‌ها مستطیلی هستند، مشخص می‌کند. جنس رابط‌های ربات از آلومینیوم بوده و چگالی و مدول یانگ آن‌ها به ترتیب 2710 کیلوگرم بر متر مکعب و 71 گیگاپاسکال هستند. جرم و ممان اینرسی موتورهای محرک مفصل‌ها به ترتیب 0.1 کیلوگرم و 0.025 کیلوگرم-متر مربع و جرم بار، 300 گرم هستند. دو مود ارتعاشی برای توصیف دینامیک سیستم انتخاب شده است. فرکانس طبیعی اول و دوم به ترتیب 6.46 و 128.22 هرتز هستند. در این بخش پاسخ‌های سیستم با توجه به دو نوع کنترل کننده فازی و کنترل کننده پیشنهادی مورد مقایسه قرار خواهند گرفت. هفت تابع عضویت LN ، MN ، SN ، ZE ، SP ، MP و LP به ترتیب بزرگ منفی، متوسط منفی، کوچک

$$J_r = \frac{1}{2} [A e_r^2(t) + B \dot{e}_r^2(t) + C \delta^2(l_3, t)] \quad (24)$$

جائی که J_r تابع هدف و A ، B و C به ترتیب بردار وزن اهمیت خطا، مشتق خطا و تغییر شکل الاستیک برای رابط‌های بازوی مکانیکی است. مقدار خطا و تغییر خطا را می‌توان به صورت ذیل به دست آورد:

$$e_{r,i}(k) = \theta_{d,i}(k) - \theta_i(k) \quad (25)$$

$$\Delta e_{r,i}(k) = e_{r,i}(k) - e_{r,i}(k-1) \quad (26)$$

جائی که $e_{r,i}(k)$ و $\Delta e_{r,i}(k)$ به ترتیب خطا و تغییر خطای زاویه‌ای مفصل i ام بوده، k مرحله کنترل θ_i و $\theta_{d,i}$ به ترتیب زاویه اندازه‌گیری شده و زاویه مطلوب مفصل i ام می‌باشد.

حال به محاسبه مشتق جزئی تابع هدف نسبت به وزن‌های شبکه می‌پردازیم:

$$\frac{\partial J_r}{\partial w} = \frac{\partial J}{\partial e_r} \frac{\partial e_r}{\partial w} + \frac{\partial J}{\partial \dot{e}_r} \frac{\partial \dot{e}_r}{\partial w} + \frac{\partial J}{\partial \delta} \frac{\partial \delta}{\partial w} \quad (27)$$

که w وزن لایه‌های شبکه هستند.

با مشتق‌گیری از رابطه (24) و جای‌گذاری در رابطه (27) داریم:

$$\frac{\partial J_r}{\partial w} = A \frac{\partial e_r}{\partial w} + B \dot{e} \frac{\partial \dot{e}_r}{\partial w} + C \delta \frac{\partial \delta}{\partial w} \quad (28)$$

با استفاده از قانون زنجیری رابطه (28) را باز نویسی می‌کنیم:

$$\frac{\partial J_r}{\partial w} = -Ae_r \frac{\partial \theta}{\partial u_f} \frac{\partial \theta}{\partial P} \frac{\partial P}{\partial w} - B \dot{e}_r \frac{\partial \dot{\theta}}{\partial u_f} \frac{\partial \dot{\theta}}{\partial P} \frac{\partial P}{\partial w} + C \psi \frac{\partial \delta}{\partial u_f} \frac{\partial \delta}{\partial P} \frac{\partial P}{\partial w} \quad (29)$$

اصلاح وزن‌ها به سمت پایین‌ترین نقطه تابع هدف در فضای وزن‌ها می‌باشد، لذا داریم:

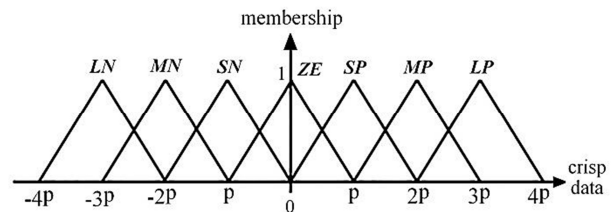


Fig. 5 Parametric membership function

شکل 5 تابع عضویت پارامتری

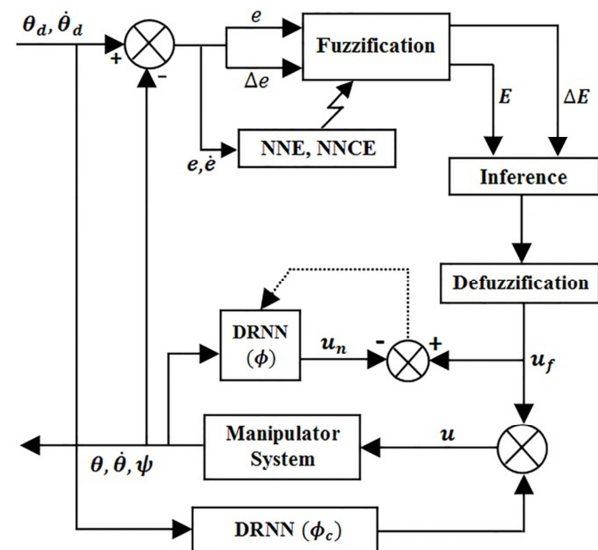


Fig. 6 Diagram of proposed controller

شکل 6 نمودار کنترل کننده پیشنهادی

جدول 1 نمودار کنترل کننده پیشنهادی

Table 1 Mass and dimensions of manipulator arms

مفصل 3	مفصل 2	مفصل 1	
60	20	20	طول (cm)
20	10	10	عرض (mm)
2	15	15	ضخامت (mm)
65	81	81	جرم (gr)

جدول 2 تابع عضویت خطا

Table 2 Membership function of error

مفصل 3		مفصل 2		مفصل 1		
حد	حد	حد	حد	حد	حد	
پایین	بالا	پایین	بالا	پایین	بالا	
-0.070	0.070	-0.070	0.070	-0.014	0.014	ZE
-0.040	0.100	-0.040	0.100	-0.008	0.020	SP
-0.004	0.136	0.004	0.136	0.000	0.008	MP
0.130	+∞	0.130	+∞	0.026	+∞	LP

جدول 3 تابع عضویت تغییر خطا

Table 3 Membership function of change in error

مفصل 3		مفصل 2		مفصل 1		
حد	حد	حد	حد	حد	حد	
پایین	بالا	پایین	بالا	پایین	بالا	
-0.035	0.035	-0.035	-0.035	-0.028	0.028	ZE
-0.200	0.500	-0.200	0.500	-0.016	0.040	SP
-0.020	0.680	-0.020	0.0680	0.000	0.054	MP
0.650	+∞	0.650	+∞	0.052	+∞	LP

Δe	LN	MN	SN	ZE	SP	MP	LP
LN	LN	LN	LN	LN	ZE	MP	SP
MN	MN	MN	MN	MN	ZE	MP	MP
SN	LN	MN	SN	SN	ZE	SP	SP
ZE	SN	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	SP
SP	SN	SN	ZE	SP	SP	MP	LP
MP	MN	MN	ZE	MP	MP	MP	MP
LP	SN	SN	ZE	LP	LP	LP	LP

Fig. 7 Fuzzy role base

شکل 7 قوانین کنترل کننده فازی

همچنین متوسط تغییر شکل خمشی در کنترل کننده فازی و پیشنهادی (در 5 ثانیه اول حرکت) به ترتیب 16.81 و 10.59 هستند. در واقع علاوه بر نشست سریع‌تر، کاهش 48% و 59% را به ترتیب در بیشینه و متوسط تغییر شکل خمشی در کنترل کننده پیشنهادی شاهد هستیم. برای مقایسه بهتر، پاسخ سیستم را با ورودی سینوسی نیز بررسی می‌کنیم. در این حالت نیز مقدار فراجش به مقدار قابل توجهی کاهش یافته است. درصد کاهش فراجش کنترل کننده پیشنهادی نسبت به کنترل کننده فازی در مفاصل 1 تا 3 به ترتیب 22%، 24% و 27% هستند. جدول 5 درصد کاهش فراجش در کنترل کننده پیشنهادی را نسبت به کنترل کننده فازی برای ورودی های 0.6 و 1 و سینوسی نشان می‌دهد. به‌عنوان یک نتیجه‌گیری کلی، مقدار فراجش، متوسط خطا، بیشینه و متوسط تغییر شکل خمشی در کنترل

منفی، تقریباً صفر، کوچک مثبت، متوسط مثبت و بزرگ مثبت برای قسمت فازی‌ساز کنترل کننده فازی در نظر گرفته شده اند. در مورد انتخاب نوع و شکل توابع عضویت، هر یک از این توابع باید تابعی از پارامتر P باشند و به تبعیت از طبیعت متقارن خطا، نرخ خطا و گشتاور، می‌توان توابع عضویت را متقارن انتخاب کرد. همچنین به علت محدودیت در اعمال گشتاور و اشباع عملگرها، استفاده از تابع عضویت دوزنقه‌ای که قادر است این محدودیت را اعمال کند، مناسب خواهد بود. در عمل چنین وضعیتی برای خطا و نرخ خطا نیز وجود دارد و لذا استفاده از توابع دوزنقه‌ای برای آن‌ها نیز مناسب می‌باشد. از طرفی در توابع عضویتی که در بین این دو تابع عضویت قرار دارند، این الزام وجود نداشته و می‌توان از توابع مثلثی یا دوزنقه‌ای استفاده کرد. بنا به دلایل ذکر شده، محدوده LN و LP دوزنقه‌ای و مابقی توابع عضویت به شکل مثلث متساوی‌الساقین در نظر گرفته می‌شوند. جدول 2 و 3 مقادیر هر محدوده را به ترتیب برای ورودی خطا و تغییر خطا برای مفاصل سه‌گانه مشخص می‌کند. واحد خطا و تغییر خطا، رادیان است. توابع عضویت LN ، MN ، SN متقارن توابع LP ، MP ، SP هستند. قوانین فازی نیز در "شکل 7" نمایش داده شده است. این جدول براساس 49 قانون "اگر-آنگاه" تشکیل شده است. در مورد انتخاب نرخ یادگیری، نظر به این‌که اگر نرخ یادگیری بزرگ باشد (در حدود 0.8) در آن صورت بردار وزن در هر مرحله از کنترل، قدم‌های بزرگی برداشته و نقطه کمینه را سریع‌تر پیدا کرده و سرعت همگرایی افزایش می‌یابد. ولی اگر الگوی داده‌های ورودی نزدیک به نقطه ایده‌آل نباشد بزرگ بودن نرخ یادگیری امکان پرش شدید در شبکه را افزایش می‌دهد. از طرفی اگر نرخ یادگیری کوچک باشد (در حدود 0.1) بردار وزنی قدم‌های کوچکی را به سوی نقطه کمینه برمی‌دارد ولی شبکه به زمان بیشتری برای یادگیری احتیاج داشته و تکرارهای بیشتری برای رسیدن به نقطه ایده‌آل لازم دارد. در این‌جا با توجه به این‌که مساله کنترل بازوهای مکانیکی ماهر در روی خط مطرح است، به علت طبیعت ناشناخته الگوی داده‌ها، بهتر است از مقادیر کوچک نرخ یادگیری استفاده شود. با توجه به این توضیحات نرخ یادگیری در روابط (23) و (30) را $\kappa_D = \kappa_r = 0.1$ انتخاب می‌کنیم. ضرایب وزنی تابع هدف، 5، 3 و 2 به ترتیب برای A ، B و C اختیار شده اند. ورودی شبکه DRN، به صورت $X^T = (x_1, x_2, x_3)$ است که x_i از رابطه (11-ب) به دست می‌آید. خروجی این شبکه $OP^{(3)}(k) = (u_1, u_2, u_3)$ و ورودی شبکه‌های NNE و NNCE، $y^T = (A_1, A_2, A_3)$ است. A_i از رابطه (32-ج) به دست می‌آید. خروجی شبکه NNE، $[P_{e1}, P_{e2}, P_{e3}]$ و خروجی شبکه NNCE، $[P_{\Delta e1}, P_{\Delta e2}, P_{\Delta e3}]$ است. تعداد نورون‌های لایه میانی $p = q = 30$ در نظر گرفته شده است. ابتدا دو ورودی یکنواخت 0.6 و 1 به سیستم کنترل اعمال می‌شود. "شکل های 8، 9 و 10" به ترتیب مکان‌های زاویه‌ای مفاصل 1، 2 و 3 را در کنترل کننده های فازی و پیشنهادی برای ورودی‌های پله 0.6 و 1 نشان می‌دهند. "شکل 11" ارتعاش پنجه و "شکل های 12 تا 14" سرعت زاویه ای مفاصل 1 تا 3 را برای ورودی سینوسی نمایش می‌دهند. جهت مقایسه بهتر، مقادیر فراجش برای هر دو کنترل کننده در جدول 4 نشان داده شده است. این جدول نشان می‌دهد درصد کاهش فراجش در کنترل کننده پیشنهادی نسبت به کنترل کننده فازی برای ورودی $\theta_d = 1$ در مفاصل 1 و 2، 14% و مفصل 3، 7% و برای $\theta_d = 0.6$ در مفاصل 1 تا 3 به ترتیب 22%، 19% و 10% هستند. مقایسه دو کنترل کننده نشان می‌دهد که بیشینه تغییر شکل خمشی در کنترل کننده فازی و نروفازی به ترتیب 1.41 و 0.95 میلی‌متر است.

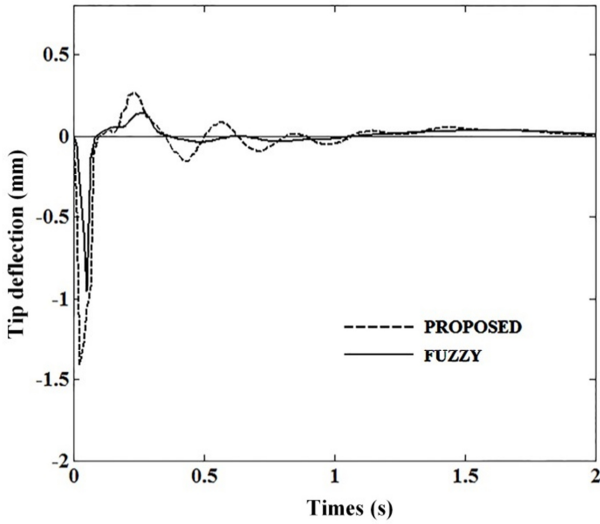


Fig. 11 Tip vibration

شکل 11 ارتعاشات پنجه

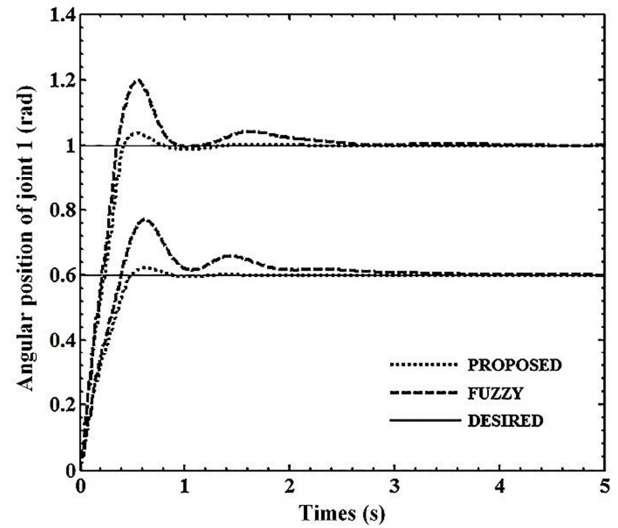


Fig. 8 Angular position of joint 1

شکل 8 مکان زاویه‌ای مفصل 1

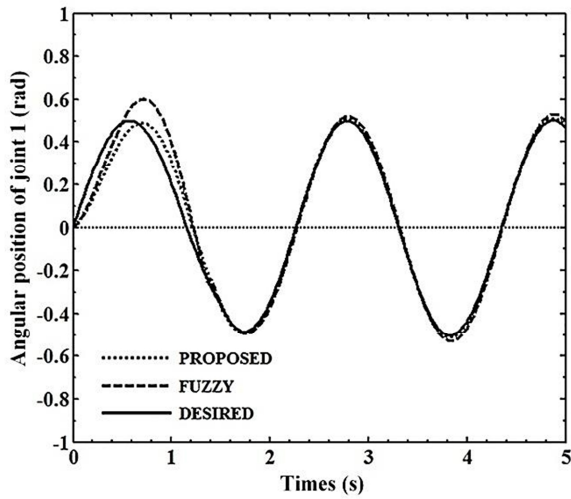


Fig. 12 Angular position of joint 1

شکل 12 مکان زاویه‌ای مفصل 1

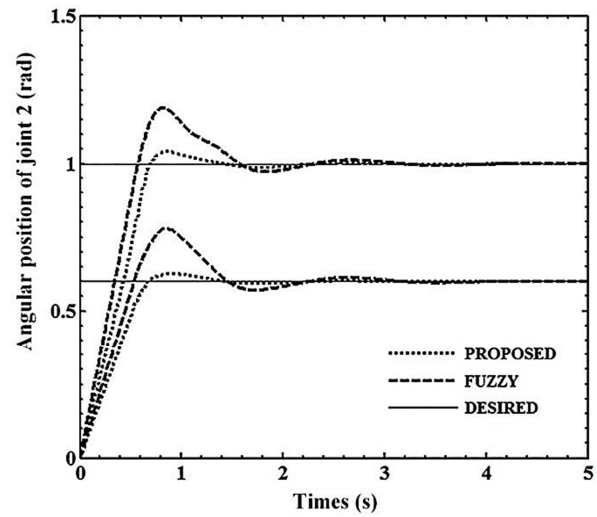


Fig. 9 Angular position of joint 2

شکل 9 مکان زاویه‌ای مفصل 2

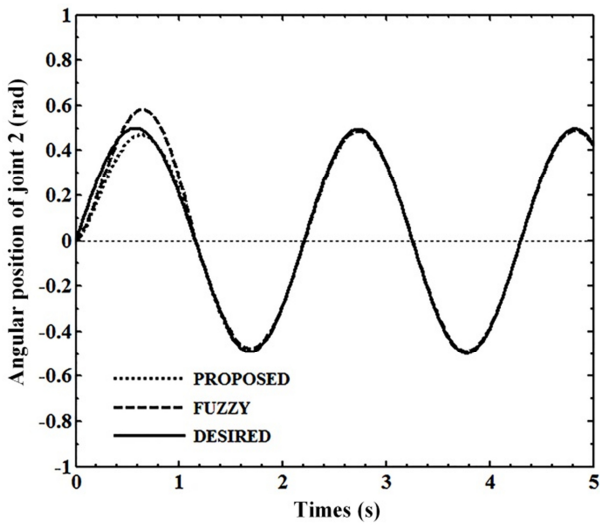


Fig. 13 Angular position of joint 2

شکل 13 مکان زاویه‌ای مفصل 2

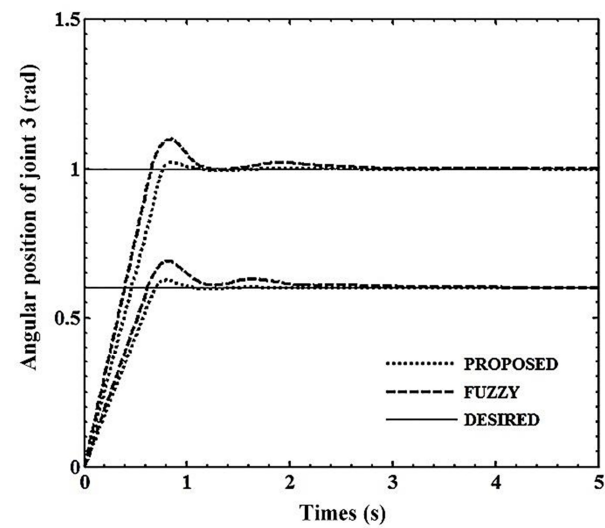


Fig. 10 Angular position of joint 3

شکل 10 مکان زاویه‌ای مفصل 3

وزن‌های شبکه لحاظ می‌کند. وزن‌های شبکه بر روی خط و براساس خروجی FLC، در طول فرایند کنترل به‌روزرسانی می‌شوند. در نتیجه سیستم کنترل این توانایی را می‌یابد که با عدم قطعیت‌ها سازگار گردد. از طرفی با کوچک شدن خطا، نرخ خطا و تغییر شکل خمشی، عملکرد توابع عضویت (اولیه) کاهش می‌یابد. در این تحقیق از توابع عضویتی که با تغییر ورودی به‌طور خودکار به‌روزرسانی می‌شوند، استفاده شده است. هوشمند کردن واحد فازی‌ساز، با کمک دو شبکه عصبی NNE و NNCE انجام می‌گیرد. این شبکه‌ها وظیفه تنظیم پارامتر اصلی توابع عضویت خطا و تغییر خطا را در کنترل کننده فازی به‌عهده دارند. خطا و نرخ تغییر خطا به‌عنوان ورودی، وارد شبکه‌ها شده و وزن‌های شبکه با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا به‌روزرسانی می‌شوند. جهت تصدیق و کارآمدی روش ارائه شده، شبیه‌سازی برای بازوی مکانیکی ماهر با سه رابط که رابط سوم انعطاف‌پذیر است، انجام شد. ورودی‌های پله و سینوسی به دستگاه اعمال گردید و پاسخ‌های سیستم برای کنترل کننده فازی و کنترل کننده پیشنهادی با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج نشان از کارآمدی کنترل کننده پیشنهادی و کاهش قابل توجه فراجش، متوسط خطا، بیشینه تغییر شکل خمشی و متوسط آن را در کنترل کننده پیشنهادی دارد.

8- مراجع

- [1] N. Karami, M. Habibnejad Korayem, A. M. Shafei, S. Rafee Nekoo, Theoretical and experimental investigation of dynamic load carrying capacity of flexible-link manipulator in point-to-point motion, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 15, pp. 199-206, 2015. (in Persian)
- [2] F.C.Sun, Z.Q.Sun, P.Y.Woo., Neural network-based adaptive controller design of robotic manipulators with an observer, *IEEE Transaction Neural Networks*, Vol.12, No.1, pp. 54-67, 2001.
- [3] O.A.Bauchau, *Flexible multibody dynamics*, First Edition, pp. 617, New York: Springer, 2011.
- [4] M. Tokhi, A. Azad, *Flexible robot manipulators: modeling, simulation and control, control engineering series*, First Edition, pp. 1-3, London: The Institution of Engineering and Technology, 2008.
- [5] S. Dwivedy, P. Eberhard, Dynamic analysis of flexible manipulators, a literature review, *Mechanism and Machine Theory*, Vol. 41, No. 7, pp. 749-777, 2006.
- [6] R. Vidoni, A. Gasparetto, M. Giovagnoni, Design and implementation of an ERLS-based 3-D dynamic formulation for flexible-link robots, *Robotic and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 29, No. 2, pp. 273-282, 2013.
- [7] R. Caracciolo, D. Richiedei, A. Trevisani, Experimental validation of a model-based robust controller for multi-body mechanisms with flexible links, *Multibody System Dynamics*, Vol. 20, No. 2, pp. 129-145, 2008.
- [8] P. Boscaroli, A. Gasparetto, V. Zanotto, Active position and vibration control of a flexible links mechanism using model-based predictive control, *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, pp.1-4, Vol. 132, No. 1, 2010.
- [9] H. Yang, H. Krishnan, M. H. Ang Jr, Tip trajectory tracking control of single-link flexible robots by output redefinition, *IEE Proceedings-Control Theory and Applications*, Vol. 147, No. 6, pp. 580-587, 2000.
- [10] J. B. Mbede, X. Huang, M. Wang, Robust neural-fuzzy sensor-based motion control among dynamic obstacles for robot manipulators, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 11, No. 2, pp. 249-261, 2003.
- [11] K. Lochan, B.K. Roy, Control of two-link 2-DOF manipulator using fuzzy logic techniques: A Review, *Proceedings of Fourth International Conference on Soft Computing for Problem Solving*, Springer India, Vol. 1, pp. 499-511, 2015.
- [12] S. Mallikarjunaiah, S. Narayana Reddy, Adaptive neuro-fuzzy interface system controller for flexible link manipulator, *ACTA Electrotechnica*, Vol. 54, No. 2, pp. 91-98, 2013.
- [13] Y. Gao, M. J. Er, W. E. Leithead, & D. J. Leith, Online adaptive control of robot manipulators using dynamic fuzzy neural networks, *American Control Conference Proceedings of the 2001*, Vol. 6, pp. 4828-4833, 2001.
- [14] S. Hu, M. H. Ang Jr, H. Krishnan, Neural network controller for constrained robot manipulators, *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, San Francisco, USA, Vol. 2, pp. 1906-1911, 2000.
- [15] M. Mirshekaran, F. Piltan, Z. Esmaili, T. Khajepour, M. Kazeminasab, Design sliding mode modified fuzzy linear controller with application to flexible robot manipulator, *International Journal of Modern Education and Computer Science*, Vol. 5, No. 10, pp. 53-63, 2013.
- [16] A. M. Abdullahi, Z. Mohamed, M. Muhammad, A. A. Bature, Vibration control comparison of a single link flexible manipulator between fuzzy logic

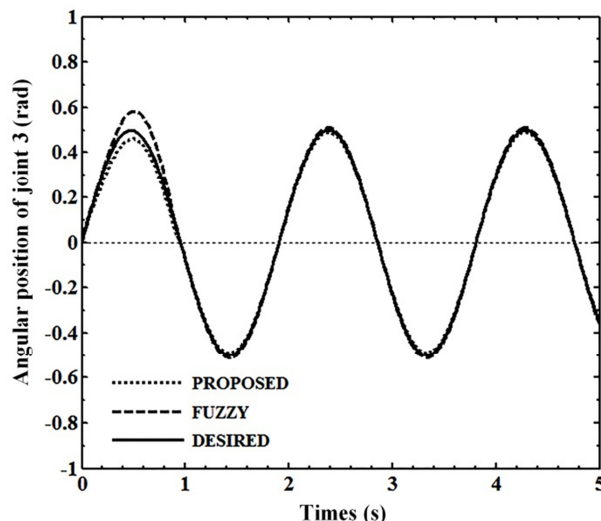


Fig. 14 Angular position of joint 3

شکل 14 مکان زاویه‌ای مفصل 3

جدول 4 مقادیر فراجش برای ورودی‌های 0.6 و 1

Table 4 Overshoot for inputs 0.6 and 1

نروفازی (پیشنهادی)		فازی		
$\theta_d = 0.6$	$\theta_d = 1$	$\theta_d = 0.6$	$\theta_d = 1$	
0.628	1.052	0.764	1.201	مفصل 1
0.635	1.057	0.757	1.203	مفصل 2
0.632	1.027	0.692	1.101	مفصل 3

جدول 5 درصد کاهش فراجش در کنترل کننده پیشنهادی نسبت به کنترل کننده فازی برای ورودی‌های 0.6 و 1 و سینوسی

Table 5 Overshoot reduction percentage in proposed controller comparison with fuzzy controller for inputs 0.6, 1 and sinusoidal

ورودی	مفصل 1	مفصل 2	مفصل 3	
$\theta_d = 0.6$	21.7	19.2	9.5	
$\theta_d = 1$	14.2	13.8	7.2	
سینوسی	227	23.8	26.7	

کننده پیشنهادی به مقدار قابل توجهی نسبت به کنترل کننده فازی کاهش یافته است که عملکرد مناسب کنترل کننده پیشنهادی و ارتقاء آن را نسبت به کنترل کننده فازی نشان می‌دهد.

7- نتیجه‌گیری

در این مقاله، کنترل کننده نروفازی جدیدی برای کنترل بازوهای مکانیکی ماهر صلب-انعطاف‌پذیر ارائه گردید. سیستم کنترل شامل واحد فازی با پیکربندی پسخوردی است که برای تولید سیگنال‌های کنترل دستگاه عمل می‌کند. یک شبکه عصبی بازگشتی پویا بنام DRN، ضمن مدل‌سازی دینامیک معکوس، ورودی مطلوب سیستم را دریافت کرده و گشتاور مفاصل را تولید و کارایی FLC را ارتقاء می‌بخشد. شبکه عصبی بازگشتی پویا نسبت به شبکه‌های پس انتشار خطا از قدرت محاسباتی بیشتری برخوردار است و با توجه به حضور عنصر حافظه در آن، سرعت همگرایی آن به مقدار قابل توجهی افزایش می‌یابد. شبکه از لایه‌های ورودی، مخفی، خروجی و بازگشتی تشکیل شده است. لایه بازگشتی اثر گام قبلی فرایند کنترل را در به‌روزرسانی

- and Applications, pp. 69, Amsterdam: Atlantis Press, 2014.
- [21] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Application*, Second Edition, pp. 101, New York: Wiley & Sons, 2004.
- [22] R. Boucetta, M. N. Rahma, Abdelkrim, Neural network modeling of a flexible manipulator robot, *IFIP International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management. Springer Berlin Heidelberg*, pp. 395-404, 2012.
- [23] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, *Parallel distributed processing, Explorations in the microstructure of cognition*, pp. 444-458, Cambridge: MIT Press, , 1986.
- [24] G. Lightbody, W. H. Wu, G. W. Irwin, *Control application for feedforward networks: neural networks for control*, pp. 51-71, Cambridge :MIT Press, 1990.
- control and pole placement control, *International Journal of Technology Enhancements and Emerging Engineering Research*, Vol. 2, No. 12, pp. 236-241, 2013.
- [17] Y. Zhang, J. Wang, Y. Xu, A dual neural network for bi-criteria kinematic control of redundant manipulators, *IEEE Transactionon Robot and Automation*, Vol.18, No.6, pp. 923-931, 2002.
- [18] G. Sahamijoo, O. Avatefipour, M. R. S. Nasrabad, M. Taghavi, F. Piltan, Research on minimum intelligent unit for flexible robot, *International Journal of Advanced Science and Technology*, Vol. 80, No. 6, pp. 79-104, 2015.
- [19] S. S. Rao, *Vibration of Continuous Systems*, Forth Edition, pp. 335-336, New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.
- [20] F. Matia, G.N.Marichal, E. Jimenez, *Fuzzy Modeling and Control: Theory*