

کنترل مدل-پیش‌بین دقیق سیستم‌های چند-متغیره نامعین سویچ شده بر پایه شبکه‌های عصبی فازی - موجک

صادق یعقوبی

دانشجوی دکترا، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران،
sadeq.yaqubi7@gmail.com

محمد رضا همایی نژاد*

دانشیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران،
mrhomaeinezhad@kntu.ac.ir

چکیده

در این تحقیق، روشی جدید جهت کنترل مدل-پیش‌بین (Model Predictive Control) و به‌اصطلاح (MPC) سیستم‌های سویچ شده چند-متغیره تحت سیگنال‌های سویچ نامشخص مطرح می‌گردد. در این روش، از الگوریتم تخمین دقیق ارائه‌شده بر پایه شبکه‌های عصبی فازی-موجک (Fuzzy-Wavelet Neural Networks) و به اصطلاح (FWNN) استفاده شده که این الگوریتم در این تحقیق برای سیستم‌های چند-متغیره ارائه می‌شود. با توجه به تخمین دینامیک فعال سیستم سویچ شده، در ادامه توابع لغزش پیش‌بینی شده محاسبه شده و با توجه به توابع کاندیدای لیاپانوف تعریف شده به ازای درجات آزادی مختلف، قیود پایدارسازی کنترل مدل-پیش‌بین مشخص می‌گردد. روش‌های موجود در کنترل سیستم‌های با سیگنال سویچ نامشخص بر پایه طراحی برحسب بدترین حالت سویچ بوده که موجب محافظه‌کاری الگوریتم کنترل می‌شوند. با توجه به طراحی الگوریتم کنترلی بر اساس حالت سویچ فعال در این تحقیق، مشکل محافظه‌کاری کنترل برطرف شده و در نتیجه سیگنال‌های کنترلی کوچک‌تر شده و دقت تعقیب ورودی‌های مرجع افزایش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی: کنترل مدل-پیش‌بین، کنترل چند-متغیره، شبکه‌های عصبی فازی-موجک، سیستم‌های سویچ شده، کنترل غیرخطی.

Precise Model Predictive Control of Multivariable Uncertain Switched Systems Using Fuzzy-Wavelet Neural Networks

S. Yaqubi

Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology,
Tehran, Iran

M. R. Homaeinezhad

Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology,
Tehran, Iran

Abstract

In this paper, a novel method for model predictive control of switched multivariable systems under arbitrary switching signals is proposed. In this method, an accurate estimation algorithm based on Fuzzy-Wavelet Neural Networks is employed which is proposed for multivariable systems. Based on estimation of active switched dynamical mode, predicted sliding functions are calculated and according to corresponding candidate Lyapunov functions defined for various degrees of freedom, stabilizing MPC constraints are obtained. Existing methods in control of switched systems are based on worst-case switching configurations which result in conservatism of controller. In the proposed method, conservatism is eliminated based on incorporation of active switched dynamics which in turn leads to smaller control inputs and more precise tracking response.

Keywords: Model predictive control, MIMO control, Fuzzy-Wavelet neural networks, Switched systems, Nonlinear control.

تحقیقات مربوطه استفاده می‌نمایند که این امر کلیت نظریات ارائه شده را کاهش می‌دهد. اگرچه در سیستم‌های خطی نامتغیر با زمان می‌توان به خوبی از تکنیک‌های کنترل مقاوم و کنترل تطبیقی بهره جست، اما در صورتی که دینامیک سیستم مورد نظر به گونه‌ای باشد که پاسخ فرکانسی سیستم مدار باز دارای ناپوستگی‌هایی نظیر پدیده‌های پرش و چند-شاخگی گردد، امکان بهره‌گیری از روش‌های مبتنی بر نرم بی‌نهایت، کنترلگر تیوپ و سیستم‌های کنترل تطبیقی از بین می‌رود. از سوی دیگر معمولاً سیستم‌های کنترلی تطبیقی سویچ شونده، در کاربردهای تعقیب مسیر مطلوب، روش‌های استاندارد و متداولی را پیش روی طراح قرار نداده و معمولاً مسأله کنترل تعقیب مسیر مطلوب در چنین سیستم‌هایی بدون حل باقی خواهد ماند [۴].

۱- مقدمه

با توجه به کاربرد روزافزون سیستم‌های سویچ شده در صنعت مدرن، در تحقیقات اخیر توجه زیادی به مبحث کنترل سیستم‌های سویچ شونده (سیستم‌های هایبرید) شده است [۱]، [۲]. به‌علاوه، با توجه به اینکه کلاس‌های عمده‌ای از سیستم‌های فیزیکی به‌صورت چندورودی-چندخروجی (Multi Input-Multi Output) و به‌اصطلاح (MIMO) می‌باشند، اندرکنش‌های میان زیرسیستم‌ها در سیستم چند-متغیره باید به صورت مؤثری در طراحی الگوریتم‌های کنترلی مناسب لحاظ گردند [۳]. در اثر ترکیب موارد ذکرشده، مبحث کنترل سیستم‌های سویچ شده چند-متغیره ذاتاً امری چالش برانگیز بوده و محققان برای دستیابی به این هدف از ساده‌سازی‌های فراوانی در

* نویسنده مکاتبه کننده، آدرس پست الکترونیکی: mrhomaeinezhad@kntu.ac.ir.

تاریخ دریافت: ۹۸/۰۶/۱۳

تاریخ پذیرش: ۲۱/۰۵/۳۰

از طرف دیگر باید به این نکته توجه شود که در دسته سیستم‌های سوئیچ شده با سیگنال‌های سوئیچ نامشخص، لازم است الگوریتم‌های کنترلی به گونه‌ای پایه ریزی شوند که پایدارسازی سیستم حلقه بسته در حالت‌های مختلف ممکن دینامیک فعال سیستم صورت پذیرد. از سوی دیگر در صورتی که سوئیچ شدن سیستم غیرخطی به گونه‌ای باشد که تعداد سوئیچ‌ها بی‌نهایت بوده و یا اینکه امکان دسترسی به سیگنال سوئیچ وجود نداشته باشد، یکی از راه‌های مهم پیشنهاد شده برای معرفی یک مدل تقریبی برای طراحی سیستم‌های کنترلی، استفاده از شبکه‌های تطبیقی هوش مصنوعی است [۴]. این امر با در نظر گرفتن بدترین حالت ممکن سوئیچ امکان‌پذیر است. با این که نوع تحقق مدار بسته سیستم کنترلی موجب پایدارسازی سیستم حلقه بسته می‌گردد، الگوریتم کنترلی طراحی‌شده طبیعتاً محافظه‌کارانه بوده که خود موجب پدید آمدن مشکلات متعددی از جمله سیگنال‌های کنترلی بزرگ و کاهش دقت الگوریتم کنترلی در حالت رفتار پایدار می‌گردد. جهت مقابله با این مشکل محققانی همچون ژای و همکاران [۵] و ژانگ و همکاران [۶] استفاده از الگوریتم‌های تطبیقی جهت مشخص نمودن رفتار دینامیکی فعال سیستم را پیشنهاد می‌نمایند. باید توجه شود که عمده الگوریتم‌های تطبیقی قابلیت مناسب برای شناسایی سریع حالت دینامیکی فعال در سوئیچ‌های متناوب را نخواهند داشت که این امر موجب کاهش کیفیت رفتار حالت گذرا و حتی از دست دادن پایداری حلقه بسته سیستم کنترلی می‌گردد. یک راه حل احتمالی برای مقابله با این مشکل استفاده از الگوریتم‌های مناسب بر پایه شناسایی سریع مدل و تخمین اغتشاش با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌باشد [۷]، [۸]. پیشرفت‌های اخیر در این ساختارها به طراحی FWNN منجر شده که ساختارهایی هستند که با ترکیب قابلیت استنتاج فازی، خاصیت زمانی-مکانی موجک‌ها و آموزش شبکه‌های عصبی قابلیت شناسایی سریع سیستم‌های غیرخطی را فراهم می‌آورند. برای سیستم‌های تک-متغیره، لو [۹] از FWNN جهت کنترل مدل-پیش‌بین سیستم نامشخص استفاده نموده است و نتایج نشان می‌دهد که استفاده از این الگوریتم موجب دقت مناسب شناسایی سیستم نامعین می‌گردد. برای سیستم‌های تک-متغیره، شهریاری و همکاران [۱۰] نشان داده‌اند که استفاده از FWNN موجب افزایش دقت کنترل می‌گردد. کاربرد FWNN در کنترل چند-متغیره به صورت مناسب بررسی نشده است. چنگ و بای [۱۱] از FWNN برای کنترل سیستم چند-متغیره استفاده نموده‌اند ولی نرخ آموزش مناسب در تحقیق آن‌ها استخراج نشده است که این امر استفاده از آن را در حالت کلی نامناسب می‌سازد. برای استفاده از الگوریتم FWNN در کنترل چند-متغیره، لازم است این الگوریتم برای سیستم‌های MIMO گسترش یابد که این موضوع در تحقیق حاضر مورد بررسی قرار می‌گیرد.

از طرف دیگر برای بهبود رفتار سیستم کنترلی سوئیچ شده، باید بهینه‌سازی مناسب الگوریتم کنترل مورد بررسی قرار گیرد. جهت دستیابی به این هدف، کنترل مدل-پیش‌بین به‌عنوان یک روش شناخته‌شده می‌تواند استفاده گردد. ولی باید توجه شود که پایدارسازی کنترل مدل-پیش‌بین در حالت سیستم‌های نامشخص غیرخطی مشکلی مطرح در تحقیقات امروز می‌باشد [۱۲]. برای دستیابی به این هدف، معمولاً الگوریتم کنترلی با توجه به روش‌های به‌اصطلاح min-

max طراحی‌شده که نیاز به محاسباتی سنگین داشته و از طرف دیگر دقت کنترلی را محدود می‌سازند [۱۳]. با توجه به ماهیت مقاوم کنترلر مود لغزشی، به دست آوردن قیود پایدارسازی با استفاده از تحلیل سطوح لغزش راه‌حل مناسبی برای مشخص نمودن قیود طراحی مربوطه می‌باشد که این موضوع یکی از انگیزه‌های این تحقیق در نظر گرفته می‌شود. همچنین جهت اطمینان از تحقق پذیری الگوریتم کنترلی در سیستم زمان-واقعی، الگوریتم کنترلی در پایه زمان-گسسته طراحی می‌شود.

با توجه به موضوعات مطرح‌شده، در این تحقیق یک الگوریتم جدید بر پایه کنترلر مود لغزشی زمان-گسسته جهت کنترل سیستم چند-متغیره سوئیچ شده نامشخص ارائه می‌گردد. کنترلر مود لغزشی مقاومت مناسبی به عدم قطعیت‌ها داشته ولی به صورت معمول در طراحی این کنترلرگرا از توابع سوئیچ شده جهت مقابله با اثر عدم قطعیت استفاده می‌شود که منجر به ایجاد پدیده نامناسب نوسانات ناخواسته می‌گردد. در سال‌های اخیر، محققانی همچون دو [۱۴] و همایی نژاد و همکاران [۳] نشان داده‌اند که عدم استفاده از سیگنال‌های سوئیچ در طراحی کنترلر موجب حذف چترینگ می‌گردد. ولی این پدیده در سیستم‌های چند-متغیره بهینه با در نظر گرفتن عدم قطعیت در تحقیقات آن‌ها بررسی نشده است. این حالت از کنترل می‌تواند بر اساس محدوده‌های عدم قطعیت از پیش تعیین‌شده پایداری سیستم را با دقت پایین‌تر تضمین نماید ولی برای دستیابی به دقت بیشتر و برطرف کردن مشکل محافظه‌کاری نیاز به استفاده از الگوریتم شناسایی مناسب می‌باشد. در تحقیق حاضر، پیشنهاد می‌شود که به منظور دستیابی به این هدف از ساختار شناسایی و تخمین مدل بر پایه توسعه الگوریتم FWNN به حالت چند ورودی-چند خروجی استفاده گردد. این عمل دقت سیستم حلقه بسته را افزایش می‌دهد. مقایسه‌های انجام‌شده با کنترلر پایه‌ریزی شده بر اساس مدل دینامیکی غیردقیق و محدوده‌های عدم قطعیت، این دستاورد را نشان می‌دهند. در این تحقیق، این الگوریتم با در نظر گرفتن سیستم نوسان‌کننده وان-در-پل دو-درجه آزادی پایه‌گذاری می‌شود. نوآوری‌های مهم و اصلی این تحقیق به صورت زیر بیان می‌شوند: (الف) طراحی سیستم کنترلی مدل-پیش‌بین برای سیستم‌های سوئیچ شده چند-متغیره با توجه به قیود پایدارسازی مناسب، (ب) ارائه ساختار شناسایی و تخمین مدل بر پایه شبکه‌های عصبی فازی-موجک جهت استفاده در سیستم‌های چند ورودی-چند خروجی، (ج) به دست آوردن قیود پایداری الگوریتم کنترل پیش‌بین بر اساس تحلیل توابع لغزش پیش‌بینی‌شده، (د) افزایش دقت الگوریتم کنترلی با توجه به مشخص نمودن حالت دینامیکی فعال با تعبیه مدل تخمین زده شده توسط الگوریتم FWNN. ادامه تحقیق حاضر به صورت زیر طبقه‌بندی می‌شود. بخش ۲، مدل‌سازی دینامیکی و الگوریتم گسسته‌سازی را معرفی می‌کند. بخش ۳ الگوریتم تخمین بر اساس FWNN را ارائه کرده و در بخش ۴ الگوریتم کنترل مدل-پیش‌بین مطرح می‌گردد. در بخش ۵، الگوریتم کنترل پیش‌بین برحسب سیستم شناسایی طراحی می‌گردد. شبیه‌سازی عددی در بخش ۶، بهبودهای به‌دست‌آمده را مشخص می‌سازند.

۲- مدل دینامیکی

در این تحقیق، سیستم دینامیکی غیرخطی چند-متغیره سویچ شده نوسان کننده وان-در-پل دو-درجه آزادی در نظر گرفته می‌شود. دینامیک این سیستم در پایه زمان-پیوسته با در نظر گرفتن بردار متغیرهای حالت $\underline{x}(t) \triangleq [x_1(t), \dot{x}_1(t), x_2(t), \dot{x}_2(t)]^T$ و بردار ورودی‌های کنترلی $\underline{u}(t) = [u_1(t), u_2(t)]^T$ به صورت زیر بیان می‌گردد.

$$\dot{\underline{x}}_1(t) = h_1[\underline{x}(t)] + b_{11}u_1(t) + b_{12}u_2(t) + \tau_1(t)$$

$$\dot{\underline{x}}_2(t) = h_2[\underline{x}(t)] + b_{21}u_1(t) + b_{22}u_2(t) + \tau_2(t)$$

$$h_1[\underline{x}(t)] \triangleq \frac{k_{11}}{m_1}x_1(t) + \frac{c_{11}}{m_1}\dot{x}_1(t)[x_1^2(t) - a_{1j}] + \frac{k_{12}}{m_1}[x_2(t) - x_1(t)] + \frac{c_{12}}{m_1}[\dot{x}_2(t) - \dot{x}_1(t)][x_2(t) - x_1(t)^2 - a_{2j}]$$

$$h_2[\underline{x}(t)] \triangleq \frac{k_{21}}{m_2}[x_2(t) - x_1(t)] + \frac{c_{21}}{m_2}[\dot{x}_2(t) - \dot{x}_1(t)][x_2(t) - x_1(t)]^2 - a_{2j} + \frac{k_{22}}{m_2}x_2(t) + \dot{x}_2(t)[x_2^2(t) - a_{3j}] \quad (1)$$

$$b_{11} = \frac{p_{a11}}{m_1}, b_{12} = \frac{p_{a12}}{m_1}, b_{21} = \frac{p_{a21}}{m_2}, b_{22} = \frac{p_{a22}}{m_2}$$

$$j = 1, 2, \dots, m_\sigma$$

که در معادله (۱)، c_{ij} ها ضرایب میرایی و k_{ij} ها (به ازای $i, j = 1, 2$) ضرایب سختی می‌باشند. m_1 و m_2 جرم نوسانگرها بوده و پارامترهای سویچ شده a_{1j}, a_{2j} و a_{3j} موقعیت چرخه‌های حدی را بیان می‌کنند. m_σ تعداد حالت‌های سویچ ممکن را نمایش می‌دهد. τ_1 و τ_2 اغتشاشات نامشخص خارجی هستند. p_{ij} ها ضرایب ورودی‌های کنترلی هستند. برای بیان دینامیک حاکم در پایه زمان-گسسته از روش چند-مرحله‌ای آدامز-بشفورت [۱۵] با در نظر گرفتن زمان نمونه برداری T استفاده می‌شود. ماتریس ضرایب کنترلی در این حالت برابر است با:

$$\mathbf{B} \triangleq \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

حال، دینامیک زمان-گسسته سیستم با تعریف $\underline{x}(k) \triangleq [X_1(k), X_2(k), X_3(k), X_4(k)]^T$ و $\underline{u}(k) = [u_1(k-1), u_2(k-1)]^T$ به صورت معادله (۳) بیان می‌گردد.

$$X_1(k) = X_1(k-1) + \frac{3T}{2}X_2(k-1) - \frac{T}{2}X_2(k-2)$$

$$X_2(k) = g_1[\underline{x}(k-1), \underline{u}(k-1)] + \frac{3T}{2}b_{11}u_1(k-1) + \frac{3T}{2}b_{12}u_2(k-1)$$

$$X_3(k) = X_3(k-1) + \frac{3T}{2}X_4(k-1) - \frac{T}{2}X_4(k-2) \quad (3)$$

$$X_4(k) = g_2[\underline{x}(k-1), \underline{u}(k-1)] + \frac{3T}{2}b_{21}u_1(k-1) + \frac{3T}{2}b_{22}u_2(k-1)$$

$$g_1[\underline{x}(k-1), \underline{u}(k-1)] = X_2(k-1) + \frac{3T}{2}h_1[\underline{x}(k-1)] - \frac{T}{2}h_1[\underline{x}(k-2)] - \frac{T}{2}b_{11}u_1(k-2) -$$

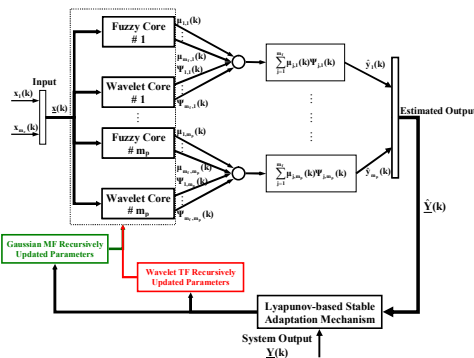
$$\frac{T}{2}b_{12}u_2(k-2) + \tau_1^*(k-1)$$

$$g_2[\underline{x}(k-1), \underline{u}(k-1)] = X_4(k-1) + \frac{3T}{2}h_2[\underline{x}(k-1)] - \frac{T}{2}h_2[\underline{x}(k-2)] - \frac{T}{2}b_{21}u_1(k-2) -$$

$$\frac{T}{2}b_{22}u_2(k-2) + \tau_2^*(k-1),$$

که در معادله (۳)، $\tau_i^*(k-1) = \frac{3T}{2}\tau_i(k-1) - \frac{T}{2}\tau_i(k-2)$ ، برای $i = 1, 2$ عبارات اغتشاشی زمان-گسسته هستند و بردار عدم قطعیت $\underline{\tau}^*(k-1) \triangleq [\tau_1^*(k-1) \quad \tau_2^*(k-1)]^T$ در فضای D^* محدود است.

در این تحقیق اهداف کنترلی پایدارسازی سیستم حلقه بسته، تعقیب ورودی‌های مرجع موقعیت‌های نوسانگرها $X_1(k)$ و $X_3(k)$ و محدودسازی ورودی‌های کنترلی در نظر گرفته می‌شوند. در ابتدا، الگوریتم شناسایی استفاده شده جهت کنترل دقیق و پیش‌بینی با استفاده از اندازه‌گیری‌های گذشته سیستم معرفی می‌شود. از آنجایی‌که مدل ریاضی، غیردقیق در نظر گرفته می‌شود، برای کنترل دقیق به استفاده از الگوریتم شناسایی نیاز است.



شکل ۱- الگوریتم شناسایی بر پایه FWNN

۳- شبکه عصبی فازی- موجک

تخمین $\hat{\underline{Y}}(k)$ از متغیرهای مدنظر جهت تخمین سیستم اصلی $\underline{Y}(k)$ بر اساس FWNN به صورت شکل ۱ انجام می‌پذیرد. در نظر بگیرید که بردار اندازه‌گیری‌های سیستم $\underline{q}(k)$ به عنوان ورودی شبکه عصبی فازی-موجک شامل m_e عنصر جهت تخمین خروجی \hat{y}_i استفاده می‌شود. تعداد خروجی‌های شبکه برابر با تعداد پارامترهای مورد شناسایی m_p می‌باشد (که در این مسئله برابر ۲ است).

$$\hat{y}_i(k) = g_i[\underline{x}(k), \underline{W}(k)], i = 1, \dots, m_p \quad (4)$$

مطابق با معادله (۴)، بردار خطای تخمین FWNN به صورت $\underline{\tilde{Y}}(k) = \underline{Y}(k) - \hat{\underline{Y}}(k)$ تعریف می‌شود که در آن بردار \underline{Y} شامل خروجی‌های اصلی سیستم می‌باشد. هر قسمت از FWNN برای تخمین سیستم‌های چند-متغیره از یک هسته فازی تشکیل شده که درجه عضویت ورودی‌های شبکه را مشخص می‌کند. این درجات عضویت در ترکیب با هسته موجک (که نقش قسمت "آنگاه" قوانین فازی را ایفا می‌کند) مقدار تخمینی خروجی را به دست می‌دهند. تعداد m_f تابع فازی و موجک به هر زوج ورودی-خروجی اختصاص داده می‌شود. در هر هسته فازی، درجات عضویت $\hat{\mu}_{ij}(k)$ محاسبه می‌شوند که

$$\underline{W}_j(k+1) = \underline{W}_j(k+1) - \beta(k) \frac{\partial L(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \quad (9)$$

با بررسی تغییرات تابع خطا در معادله (۱۰) داریم:

$$\Delta L(k) \triangleq L(k+1) - L(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_o} \eta_i \Delta \tilde{y}_i(k) [2\tilde{y}_i(k) + \Delta \tilde{y}_i(k)];$$

$$\Delta \tilde{y}_i(k) = \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \Delta \underline{W}_j(k) \quad (10)$$

با ترکیب روابط (الف-۷) و (الف-۸) به صورت $\Delta L(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_o} \eta_i \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \Delta \underline{W}_j(k) [2\tilde{y}_i(k) + \Delta \tilde{y}_i(k)]$ نزولی اکید بودن تابع $L(k)$ ، محدوده مجاز ضریب به روزرسانی تطبیقی $\beta(k)$ به صورت معادله (۱۱) محاسبه می‌گردد.

$$\begin{aligned} \Delta L(k) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_p} \eta_i \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \Delta \underline{W}_j(k) [2\tilde{y}_i(k) + \Delta \tilde{y}_i(k)] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_p} \eta_i \left\{ -\beta(k) \eta_i \tilde{y}_i(k) \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right] \right\} [2\tilde{y}_i(k) \\ &\quad - \beta(k) \eta_i \tilde{y}_i(k) \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]] \quad (11) \\ &= -\beta(k) \sum_{i=1}^{m_p} 2\eta_i^2 \tilde{y}_i^2(k) \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right] \\ &\quad + \beta^2(k) \sum_{i=1}^{m_p} \eta_i^3 \tilde{y}_i^2(k) \left\{ \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right] \right\}^2 < 0 \end{aligned}$$

و در نهایت معادله (۱۲)، شرط همگرایی ارائه می‌کند.

$$\beta(k) \in (0, \beta(k)) \quad (12)$$

$$\beta(k) = \frac{2 \sum_{i=1}^{m_p} \eta_i^2 \tilde{y}_i^2(k) \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]}{\sum_{i=1}^{m_p} \eta_i^3 \tilde{y}_i^2(k) \left\{ \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right]^T \left[\frac{\partial \tilde{y}_i(k)}{\partial \underline{W}_j(k)} \right] \right\}^2}$$

حال با استفاده از ساختار پیش‌خور نشان داده شده در شکل ۱ و آموزش شبکه با استفاده از قانون به‌روزرسانی معادله (۶)، خطای تخمین به صفر همگرا می‌شود.

۴- کنترل مدل-پیش‌بین برحسب مدل غیردقیق

جهت به دست آوردن الگوریتم کنترلی برای سیستم چند-متغیره، تابع لغزش s_i به ازای هرکدام از درجات آزادی که به آن‌ها ورودی مرجع تعلق می‌گیرد تعریف خواهد شد. این امر با در نظر گرفتن پارامتر کنترل λ_i انجام می‌پذیرد که انتخاب این پارامتر به‌صورتی است که همگرایی سطح لغزش به مبدأ حذف خطای تعقیب را ضمانت کند. جهت این کار، محدوده مجاز به‌صورت $|\lambda_i| < 1$ تعریف می‌شود. از آنجایی که هدف، کنترل تعقیبی موقعیت‌های مرجع است، تابع لغزش به متغیرهای حالت نظیر تعلق می‌یابد. توجه شود که ورودی‌های کنترلی لحظه حال $u_1(k-1)$ و $u_2(k-1)$ سرعت لحظه k و موقعیت لحظه $k+1$ را کنترل می‌کنند بنابراین تابع لغزش به‌صورت معادله (۱۳) تعریف می‌شود. مسأله بهینه‌سازی مربوط به کنترل مدل-پیش‌بین با اهداف یادشده به‌صورت معادله (۱۴) بیان می‌گردد.

$$s_i(k) \triangleq \tilde{X}_i(k) + \lambda_i \tilde{X}_i(k-1), i = 1, 3; \quad (13)$$

با استفاده از اپراتور AND فازی $l = 1, \dots, m_p$ و $j = 1, \dots, m_f$ تعریف ضریبی جهت مشتق‌پذیری عبارات، درجات عضویت نتیجه‌گیری شده $\bar{\mu}_{ij,l}(k)$ محاسبه گشته و در ادامه به‌صورت $\mu_{ij,l}(k)$ نرمالیزه می‌شوند. $\tilde{y}_i(k)$ ها خروجی l -ام شبکه را نمایش می‌دهند. در این تحقیق، مطابق معادله (۵)، توابع فازی بر اساس توابع عضویت گاوسی تعریف می‌شوند. بر اساس سیستم کنترلی طراحی شده مقدار پارامترهای موردنیاز، m_e و m_p تنظیم می‌شوند.

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_{ij,l}(k) &= \exp \left\{ -\frac{[q_i(k) - m_{ij,l}(k)]^2}{2\sigma_{ij,l}^2(k)} \right\}; \\ \bar{\mu}_{ij,l}(k) &= \mu_{ij,l}(k) * \dots * \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m_e \\ j = 1, \dots, m_f \\ l = 1, \dots, m_p \end{matrix} \\ \mu_{(m_e)l}(k); & \quad (5) \end{aligned}$$

عبارات $m_{ij,l}(k)$ و $\sigma_{ij,l}(k)$ به ترتیب به مرکز و عرض توابع گاوسی را تنظیم می‌کنند. هسته موجک FWNN با انتخاب مشتق تابع گاوسی به‌عنوان تابع موجک مادر ساخته شده و به‌عنوان نتیجه هسته فازی عمل می‌کند. خروجی FWNN برابر با \tilde{y}_1 به‌عنوان تخمینی از خروجی سیستم اصلی $y_1(k)$ یا ترکیب محاسبات هسته‌های فازی و موجک محاسبه می‌شود.

$$\begin{aligned} \Psi_{j,l}(k) &= \gamma_{j,l}(k) \zeta_{j,l}(k); \\ \zeta_{j,l}(k) &= \sum_{i=1}^{m_e} \varphi_{ij,l}(k); \\ \varphi_{ij,l}(k) &= -v_{ij,l}(k) \exp \left[-\frac{v_{ij,l}^2(k)}{2} \right]; \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m_e \\ j = 1, \dots, m_f \\ l = 1, \dots, m_p \end{matrix} \\ v_{ij,l}(k) &= \frac{q_i(k) - a_{ij,l}(k)}{b_{ij,l}(k)}; \quad (6) \end{aligned}$$

$$\tilde{y}_1(k) = \sum_{i=1}^{m_f} \mu_{j,i}(k) \Psi_{j,i}(k)$$

در معادله (۶)، عبارات $a_{ij,l}(k)$ و $b_{ij,l}(k)$ مشخصات محلی سازی شده تابع موجک مادر بر اساس انتقال و اتساع بوده و $\mu_{j,i}(k)$ وزن در نظر گرفته شده می‌باشد. پارامترهای تنظیم‌شونده شبکه $b_{ij,l}(k), a_{ij,l}(k)$ و $\sigma_{ij,l}(k), m_{ij,l}(k)$ ، به‌صورت معادله (۷) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \underline{W}(k) &= [\underline{W}_1(k), \dots, \underline{W}_{m_p}(k)]^T \\ \underline{W}_j(k) &= [a_{11,l}(k), \dots, a_{m_e m_f, l}(k), \dots, \zeta_{11}(k), \dots, \zeta_{m_f, l}(k)]^T \quad (7) \end{aligned}$$

قوانین به‌روزرسانی وزن‌ها بر اساس تابع خطای $L(k)$ ، خطاهای تخمین \tilde{q} و وزن‌های تخصیص داده شده به خطاهای تخمین برابر با η_1 بر اساس معادله (۸)، به دست می‌آیند.

$$L(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \eta_i \tilde{y}_i^2(k) \quad (8)$$

این قوانین با تعریف ضریب به‌روزرسانی تطبیقی $\beta(k)$ به‌صورت معادله (۹) تعریف می‌شوند:

$$s_2(k+1+1|k-1) = \xi_2(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{21} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{22} u_2(k+1-1)$$

در معادله (۲۰) عبارات دینامیکی مربوط به پیش‌بینی $\xi_1(k+1)$ و $\xi_2(k+1)$ به صورت معادله (۲۱) تعریف می‌شوند.

$$\begin{aligned} \xi_1(k+1) &= X_1(k+1|k-1) - \frac{T}{2} X_2(k+1-1|k-1) - X_{1d}(k+1|k-1) + \lambda_1 \bar{X}_1(k+1-1|k-1) + \frac{3T}{2} g_1 [\underline{x}(k+1-1), \underline{u}(k+1-1)]; \\ \xi_2(k+1) &= X_3(k+1|k-1) - \frac{T}{2} X_4(k+1-1|k-1) - X_{3d}(k+1|k-1) + \lambda_2 \bar{X}_3(k+1-1|k-1) + \frac{3T}{2} g_2 [\underline{x}(k+1-1), \underline{u}(k+1-1)] \end{aligned} \quad (21)$$

با جایگذاری معادلات (۲۰-۲۱) و معادله (۱۷) در معادله (۱۵) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} p_{1,1} \left[\xi_1(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{11} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{12} u_2(k+1-1) \right]^2 &+ p_{1,2} \left[\xi_2(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{21} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{22} u_2(k+1-1) \right]^2 < p_{1,1} s_1^2(k+1|k-1) + p_{1,2} s_2^2(k+1|k-1) - J_1 \end{aligned} \quad (22)$$

سپس، معادله (۲۲) با استفاده از پارامترهای طراحی α و β با در نظر گرفتن شرط‌های $\alpha, \beta \in \mathbb{R}^+$ و $\alpha + \beta > 1$ به صورت معادله (۲۳) تفکیک می‌شوند.

$$\begin{aligned} p_{1,1} \left[\xi_1(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{11} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{12} u_2(k+1-1) \right]^2 &< p_{1,1} s_1^2(k+1|k-1) - \alpha J_1; \\ p_{1,2} \left[\xi_2(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{21} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{22} u_2(k+1-1) \right]^2 &< p_{1,2} s_2^2(k+1|k-1) - \beta J_1 \end{aligned} \quad (23)$$

$$\alpha + \beta = 1$$

$$\alpha, \beta \in (0,1)$$

با در نظر گرفتن $\sqrt{\frac{\beta J_1}{p_{1,1}(1-\beta)}}$ و $\sqrt{\frac{\alpha J_1}{p_{1,2}(1-\alpha)}}$ به‌عنوان حداقل عرض لایه‌های لغزش جهت معنی‌دار بودن نامعادله، جهت مشخص نمودن محدوده‌های پایداری از تعریف‌های معادله (۲۴) استفاده می‌شود.

$$\begin{aligned} q_1(k+1) &= [p_{1,1} s_1^2(k+1|k-1) - \alpha J_1]^{\frac{1}{2}}; \\ q_2(k+1) &= [p_{1,2} s_2^2(k+1|k-1) - \beta J_1]^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (24)$$

با جایگذاری معادله (۲۴) در معادله (۲۳) نتیجه می‌شود که:

$$\begin{aligned} -\frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} &< \xi_1(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{11} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{12} u_2(k+1-1) < + \frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}}; \\ -\frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} &< \xi_2(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{21} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{22} u_2(k+1-1) < + \frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} \end{aligned} \quad (25)$$

با در نظر گرفتن محدوده عدم قطعیت، معادله (۲۵) به معادله (۲۶) به صورت نشان داده شده، تبدیل می‌گردد:

$$\begin{aligned} \frac{4}{9T^2} \left[-\frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} + \text{Sup}[-\xi_1(k+1)] \right] &< b_{11} u_1(k+1-1) + b_{12} u_2(k+1-1) < \frac{4}{9T^2} \left[+\frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} + \text{Inf}[-\xi_1(k+1)] \right] \end{aligned} \quad (26)$$

$$\bar{X}_i(k) \triangleq X_i(k) - X_{id}(k)$$

$$\text{argmin}_{\underline{u}(k-1)} J(k)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \\ |u_1(k-1)| < U_{\max}, |u_2(k-1)| < U_{\max}, |\bar{x}(k+1)| < \underline{\epsilon} \end{aligned} \quad (14)$$

$$J(k) = \sum_{l=0}^{\infty} J_l(k+1)$$

$$\begin{aligned} J_l(k+1) &= \underline{s}^T(k+1) \underline{s}(k+1) + \Delta \underline{u}^T(k+1) Q \Delta \underline{u}(k+1) \\ \underline{s}(k+1) &= [s_1(k+1|k-1), s_2(k+1|k-1)]^T \end{aligned}$$

Q ماتریس مثبت نیمه وزنی است که توسط طرح انتخاب می‌گردد. U_{\max} حداکثر ورودی‌های کنترلی را بیان می‌کند. در این روش، تابع کاندیدای لیاپانوف V که در ادامه معرفی می‌شود، جهت مشخص نمودن قیود پایداری سیستم موردبررسی قرار می‌گیرد. در صورتی که شرط پایداری معادله (۱۵) در نظر گرفته شده و توسط الگوریتم کنترلی ارضا گردد، پایداری سیستم حلقه بسته ضمانت خواهد شد.

$$V[\underline{s}(k+1+1|k-1)] - V[\underline{s}(k+1|k-1)] < -J_l(k+1) \quad (15)$$

دلیل پدیده ذکرشده این است که با جمع طرفین نامساوی معادله (۱۵) خواهیم داشت:

$$J(k) < V[\underline{s}(k|k-1)] \quad (16)$$

در نتیجه با در نظر گرفتن $\gamma(k+1)$ به‌عنوان حد بالایی برای $V[\underline{s}(k+1|k-1)]$ می‌توان مسئله بهینه‌سازی $\min_{\underline{u}(k-1)} J(k)$ را به صورت مسئله $\min \gamma(k+1)$ در نظر گرفت.

$$\begin{aligned} \min \gamma(k+1) \\ V[\underline{s}(k+1|k-1)] &\leq \gamma(k+1) \\ V[\underline{s}(k+1|k-1)] &= \underline{s}^T(k+1) \mathbf{P}_1 \underline{s}(k+1) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_1 = \text{diag}(p_1, p_2)$$

\mathbf{P}_1 ماتریسی مثبت معین است. برای محاسبه $s_1(k+1|k-1)$ و $s_2(k+1|k-1)$ در نظر گرفته می‌شود که:

$$\begin{aligned} s_1(k) &= \bar{X}_1(k) + \lambda_1 \bar{X}_1(k-1) = X_1(k-1) + \frac{3T}{2} X_2(k-1) - \frac{T}{2} X_2(k-2) - X_{1d}(k-1) + \lambda_1 \bar{X}_1(k-1) = X_1(k-1) - \frac{T}{2} X_2(k-2) - X_{1d}(k-1) + \lambda_1 \bar{X}_1(k-2) + \frac{3T}{2} [g_1[\underline{x}(k-2), \underline{u}(k-2)] + \frac{3T}{2} b_{11} u_1(k-2) + \frac{3T}{2} b_{12} u_2(k-2)] \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \text{و به صورت مشابه برای سطح لغزش دوم نوشته می‌شود که:} \\ s_2(k) &= X_3(k-1) - \frac{T}{2} X_4(k-2) - X_{3d}(k-1) + \lambda_2 \bar{X}_3(k-2) + \frac{3T}{2} [g_2[\underline{x}(k-2), \underline{u}(k-2)] + \frac{3T}{2} b_{21} u_1(k-2) + \frac{3T}{2} b_{22} u_2(k-2)] \end{aligned} \quad (19)$$

توجه کنید که $\bar{X}_1(k-2)$ از اندازه‌گیری‌های گذشته سیستم مشخص است. حال، پیش‌بینی توابع لغزش بر روی افق پیش‌بینی به صورت تکراری و با توجه به معادله (۲۰) انجام می‌پذیرد.

$$\begin{aligned} s_1(k+1+1|k-1) &= \xi_1(k+1) + \frac{9T^2}{4} b_{11} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} b_{12} u_2(k+1-1); \end{aligned} \quad (20)$$

$\underline{u}(k+1-1), \underline{u}(k+1-2)]^T$ با توجه به تعریف در نظر گرفته شده، تعداد خروجی‌های شبکه عصبی برابر با $m_p = 2$ بوده و تعداد ورودی‌های آن $m_e = 12$ می‌باشد.

سطوح لغزش پیش‌بینی شده برابر هستند با:

$$\begin{aligned} \hat{s}_1(k+1|k-1) &= \bar{X}_1(k+1|k-1) - X_{1d}(k+1) + \lambda_1 \bar{X}_1(k+1-1|k-1); \\ \hat{s}_2(k+1|k-1) &= \bar{X}_2(k+1|k-1) - X_{2d}(k+1) + \lambda_2 \bar{X}_2(k+1-1|k-1) \end{aligned} \quad (29)$$

حال با ترکیب معادله (۲۹) و بیان سطح لغزش از معادله (۲۰)، عبارات تخمینی $\hat{\xi}_1(k+1)$ و $\hat{\xi}_2(k+1)$ با استفاده از تخمین‌های $\hat{d}_{11}, \hat{d}_{12}, \hat{b}_{22}$ و \hat{b}_{21} برابرند با:

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_1(k+1) &= \bar{X}_1(k+1|k-1) - X_{1d}(k+1) + \lambda_1 \bar{X}_1(k+1-1|k-1) - \frac{9T^2}{4} \hat{b}_{11} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} \hat{b}_{12} u_2(k+1-1); \\ \hat{\xi}_2(k+1) &= \bar{X}_2(k+1|k-1) - X_{2d}(k+1) + \lambda_2 \bar{X}_2(k+1-1|k-1) - \frac{9T^2}{4} \hat{b}_{21} u_1(k+1-1) + \frac{9T^2}{4} \hat{b}_{22} u_2(k+1-1) \end{aligned} \quad (30)$$

با استفاده از روند توصیف شده در بخش ۵ با استفاده از مقادیر تخمینی $\hat{\xi}_1(k+1)$ و $\hat{\xi}_2(k+1)$ به ترتیب به جای $\xi_1(k+1)$ و $\xi_2(k+1)$ قیود پایدارسازی دقیق برابرند با:

$$\begin{aligned} \hat{q}_L(k+1) &< \hat{B}\underline{u}(k+1) < \hat{q}_H(k+1) \\ \hat{q}_L(k+1) &= \left[\frac{4}{9T^2} \left[\frac{\hat{q}_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} - \hat{\xi}_1(k+1) \right], \frac{4}{9T^2} \left[\frac{\hat{q}_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} - \hat{\xi}_2(k+1) \right] \right]^T \\ \hat{q}_H(k+1) &= \left[\frac{4}{9T^2} \left[\frac{\hat{q}_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} - \hat{\xi}_1(k+1) \right], \frac{4}{9T^2} \left[\frac{\hat{q}_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} - \hat{\xi}_2(k+1) \right] \right]^T \end{aligned} \quad (31)$$

$$\hat{B} \triangleq \begin{bmatrix} \hat{b}_{11} & \hat{b}_{12} \\ \hat{b}_{21} & \hat{b}_{22} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \hat{q}_1(k+1) &= [p_{1,1} \hat{s}_1^2(k+1|k-1) - \alpha]_1^{\frac{1}{2}}; \\ \hat{q}_2(k+1) &= [p_{1,1} \hat{s}_2^2(k+1|k-1) - \beta]_1^{\frac{1}{2}}; \end{aligned}$$

که در آن هزینه با استفاده از تخمین FWNN برابر است با:

$$\hat{J}_1(k+1) = \hat{s}^T(k+1) \hat{s}(k+1) + \Delta \underline{u}^T(k+1) Q \Delta \underline{u}(k+1) \quad (32)$$

$$\hat{s}(k+1) = [\hat{s}_1(k+1|k-1), \hat{s}_2(k+1|k-1)]^T.$$

حال با استفاده از معادله (۳۱) به جای معادله (۲۷) در مسئله بهینه‌سازی معادله (۲۸) و استفاده از هزینه بیان شده در معادله (۳۲) به جای \hat{u} ، ورودی‌های کنترلی $\underline{u}(k+1)$ برای تعقیب دقیق با استفاده از تخمین دینامیک فعال محاسبه می‌گردند.

۶- شبیه‌سازی‌های عددی و تحلیل نتایج

در این بخش نتایج شبیه‌سازی سیستم کنترلی مدل-پیش‌بین چند-متغیره برای سیستم‌های سویچ شده نامعین با استفاده از الگوریتم تشکیل مدل دقیق بر پایه FWNN مورد بررسی قرار می‌گیرد پارامترهای زیر برای سیستم دینامیکی غیرخطی نوسانگر دو-درجه

$$\begin{aligned} &]D^*]; \\ &\frac{4}{9T^2} \left[-\frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} + \text{Sup}[-\xi_2(k+1)]D^* \right] < b_{21} u_1(k+1 - \\ &1) + b_{22} u_2(k+1-1) < \frac{4}{9T^2} \left[\frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} + \text{Inf}[-\xi_2(k+1) \right. \\ &\left. D^* \right] \end{aligned}$$

که در آن $\text{Sup}[-]D^*$ و $\text{Inf}[-]D^*$ به ترتیب سوپریوموم و اینفیموم عبارت نظیر در فضای عدم قطعیت D^* و وضعیت‌های مختلف دینامیک سویچ شده را بیان می‌کنند [۱]. قیود پایدارسازی به صورت معادله (۲۷) نمایش داده می‌شوند.

$$\begin{aligned} \underline{q}_L(k+1) &< \underline{B}\underline{u}(k+1) < \underline{q}_H(k+1) \\ \underline{q}_L(k+1) &= \left[\frac{4}{9T^2} \left[-\frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} - \xi_1(k+1) \right], \frac{4}{9T^2} \left[-\frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} - \right. \right. \\ &\left. \left. \underline{q}_H(k+1) \right] = \left[\frac{4}{9T^2} \left[\frac{q_1(k+1)}{\sqrt{p_{1,1}}} - \xi_1(k+1) \right], \frac{4}{9T^2} \left[\frac{q_2(k+1)}{\sqrt{p_{1,2}}} - \right. \right. \end{aligned} \quad (27)$$

حال با ترکیب معادلات (۲۵)، (۲۶) و (۲۷)، مسأله برنامه‌نویسی غیرخطی مسئله پایدارسازی سیستم حلقه بسته در کنار محدودسازی ارتعاشات ناخواسته به صورت معادله (۲۸) بیان می‌گردد.

$$\begin{aligned} &\min_{p_{1,1}, p_{1,2}, \alpha, \beta, \underline{u}(k+1)} \gamma(k+1) \\ &\text{s.t.} \\ &\text{Eqs. (14,16,25)} \end{aligned} \quad (28)$$

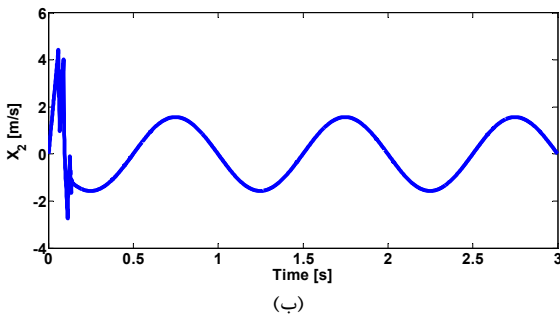
با حل مسئله بهینه‌سازی ذکر شده در معادله (۲۸) و در نظر گرفتن قیود کنترلی تعریف شده، پایدارسازی سیستم کنترل حلقه بسته و تعقیب ورودی‌های مرجع چندگانه در کنار ارضای قیود در نظر گرفته شده ضمانت می‌گردد. در نهایت ذکر این نکته حائز اهمیت است که بار محاسباتی الگوریتم ارائه شده در صورتی که افق پیش‌بینی دارای طول بزرگی بوده و همچنین برای افق ورودی نیز طولی در نظر گرفته شود، حجم قابل توجهی پیدا کرده و لازم است تا تمهیدات لازم مانند کاهش طول افق‌های پیش‌بینی و یا قطری در نظر گرفتن ماتریس‌های طراحی در نظر گرفته شوند تا امکان پیاده‌سازی روش کنترلی معرفی شده به وجود آید.

۵- کنترل مدل-پیش‌بین برحسب تخمین دقیق دینامیک

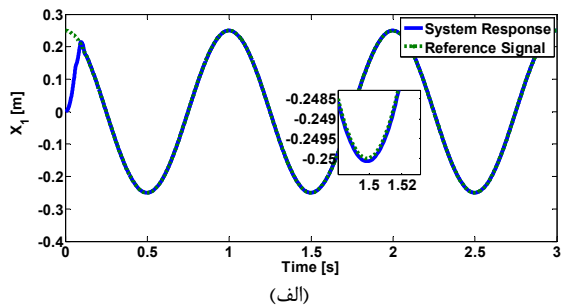
توجه کنید که استفاده از مقادیر حدی عدم قطعیت در رابطه (۲۶) موجب افزایش محافظه‌کاری کنترلی می‌گردد. در این بخش، به جای استفاده از مقادیر حدی، از تخمین دقیق الگوریتم FWNN برای تعیین قیود پایدارسازی استفاده می‌گردد. توجه کنید که برای ایجاد توابع لغزش پیش‌بینی شده \hat{s}_1 و \hat{s}_2 نیاز به پیش‌بینی سرعت وجود دارد که در این قسمت به جای مدل دینامیکی از FWNN برای دستیابی به این هدف استفاده می‌شود. به همین دلیل، خروجی‌های FWNN به صورت $\hat{\underline{Y}}(k+1) = [\hat{X}_2(k+1|k-1), \hat{X}_4(k+1|k-1)]^T$ و ورودی‌های آن به صورت $\underline{q}(k+1) = [\underline{x}(k+1-1), \underline{x}(k+1-1)]^T$

صورت اتفاقی اعمال می‌شوند. سیگنال سویچ با در نظر گرفتن زمان نشست 0.1[s] تولید می‌شود که البته هیچ اطلاعاتی از آن در دسترس ساختار کنترل و شناسایی وجود ندارد. همچنین عبارات نظیر پارامترهای c_{11} و c_{21} با ۲۰ درصد عدم قطعیت پارامتری در نظر گرفته شده و عدم قطعیت‌ها به صورت اغتشاش نامشخص در طراحی کنترلگر لحاظ می‌شوند. وزن‌های اولیه شبکه عصبی فازی-موجک به صورت اتفاقی در بازه (-50,50) انتخاب می‌گردد. جهت همگرایی مناسب الگوریتم شناسایی به سیستم واقعی، زمان کنترل ایمن $t_s = 0.02[s]$ در ابتدای شبیه‌سازی به همگرایی شبکه اختصاص داده شده و در این بازه از زمان از مدل دینامیکی غیردقیق برای کنترل استفاده می‌شود. استفاده از زمان کنترل ایمن موجب می‌گردد که کیفیت پاسخ گذرا در زمان همگرایی حفظ گردد. پارامترهای طراحی سطوح لغزش به صورت $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.1$ انتخاب می‌شوند. قیدهای طراحی با در نظر گرفتن $U_{max} = 20[N]$ رفتار سیستم کنترل و شناسایی با توجه به تنظیمات مطرح‌شده در شکل‌های ۲، ۳ و ۴ مورد بررسی قرار می‌گیرد.

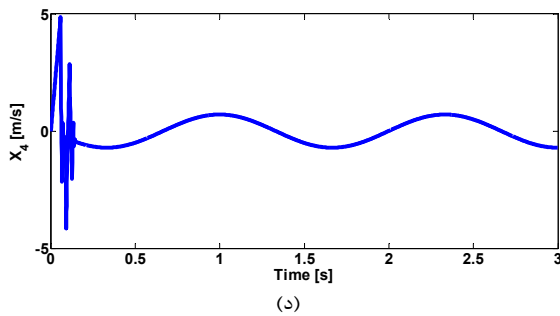
آزادی وان-در-پل استفاده شده‌اند. سختی‌های فنرها به صورت $k_{22} = 0.5 \frac{N}{m}$ ، $k_{21} = 0.4 \frac{N}{m}$ ، $k_{12} = 0.5 \frac{N}{m}$ ، $k_{11} = 0.2 \frac{N}{m}$ گرفته می‌شوند. ضرایب مرتبط با نیروهای کنترلی برابرند با $p_{a_{11}} = 4.2$ ، $p_{a_{12}} = 1.1$ و $p_{a_{21}} = 1.1$ و $p_{a_{22}} = 3.3$. میراگرهای خطی و غیرخطی با $c_{11} = 0.1 \frac{Ns}{m}$ ، $c_{12} = 0.2 \frac{Ns}{m}$ ، $c_{21} = 0.4 \frac{Ns}{m}$ و $c_{22} = 0.1 \frac{Ns}{m}$ توصیف می‌شوند. جرم نوسان‌گرها برابر است با $m_1 = 0.5[kg]$ و $m_2 = 0.2[kg]$. ورودی‌های مرجع در ابتدا به صورت هارمونیک و برابر با $x_{1d}(t) = 0.25 \cos 2\pi t [m]$ و $x_{2d}(t) = 0.15 \cos 1.5\pi t [m]$ در نظر گرفته می‌شوند. زمان نمونه‌برداری شبیه سازی کامپیوتری مقدار $T = 0.001[s]$ تنظیم می‌شود. تعداد توابع فازی و موجک در ساختار شناسایی با در نظر گرفتن $m_p = 2$ و $m_e = 12$ پارامتر طراحی تعداد توابع در نظر گرفته شده به صورت $m_f = 5$ تنظیم می‌شود. افزایش این پارامتر، دقت تخمین را بالاتر می‌برد ولی از طرف دیگر بار محاسباتی نیز افزایش قابل توجهی پیدا می‌کند. پارامترهای سویچ شده سیکل‌های حدی a_1 ، a_2 و a_3 به ازای مجموعه‌های $a_1 = \{0.1, 0.3\}$ ، $a_2 = \{0.5, 0.8\}$ و $a_3 = \{0.1, 0.6\}$ با توجه به سیگنال سویچ انتخاب‌شده از مجموعه $\mathbb{S} = \{1, 2\}$ در هر لحظه به



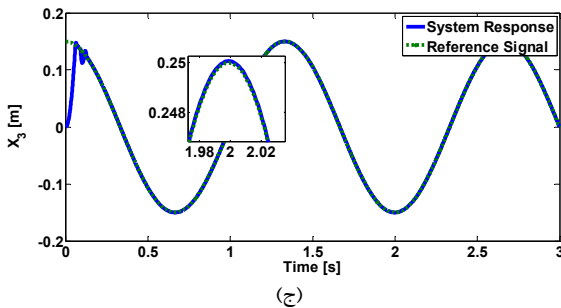
(ب)



(الف)

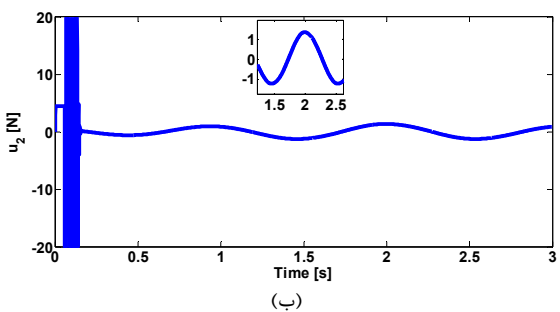


(د)

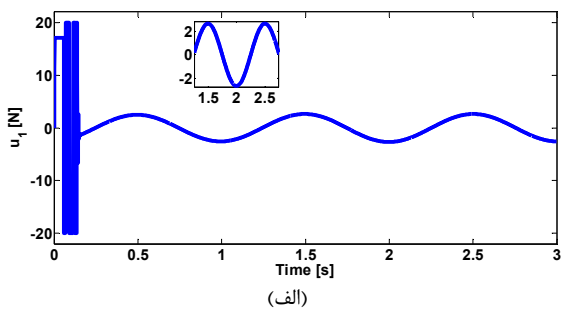


(ج)

شکل ۲- رفتار سیستم حلقه بسته تحت کنترل مدل-پیش‌بین با استفاده از مدل بر پایه FWNN (الف) X_1 ، (ب) X_2 ، (ج) X_3 ، (د) X_4

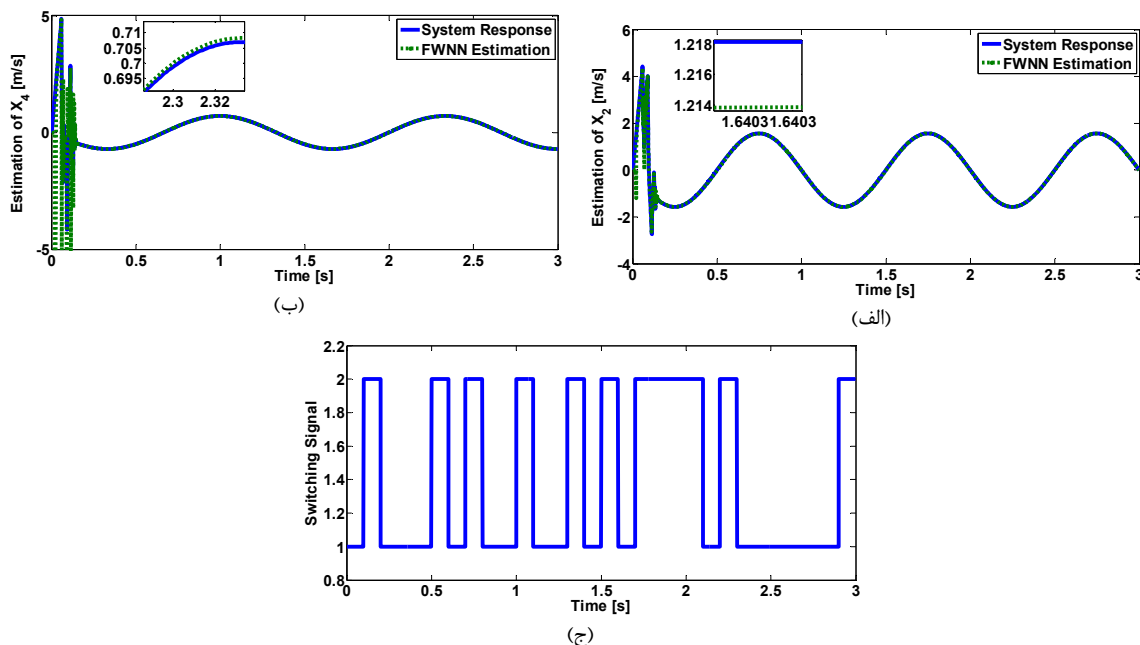


(ب)



(الف)

شکل ۳- ورودی‌های کنترلی (الف) u_1 ، (ب) u_2

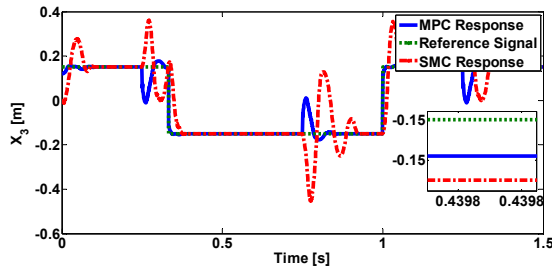


شکل ۴- تخمین متغیرهای سیستم بر پایه FWNN در مقایسه با اندازه‌گیری‌های سیستم (الف) \hat{X}_2 ، (ب) \hat{X}_4 (ج) سیگنال سویچ شده

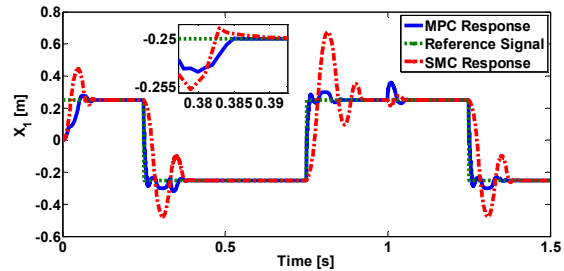
تحلیل مسئله تعقیب ورودی‌های مرجع به صورت پالس‌های مستطیلی و مقایسه آن با روش کنترل مود لغزشی چند-متغیره ارائه شده توسط همایونزاد و همکاران [۴] بررسی می‌شود. در این حالت، قید $U_{max} = 100[N]$ برای تعقیب سریع ورودی‌های مرجع با توجه به ناپیوستگی‌های موجود در نظر گرفته می‌شود. در این حالت زمان همگرایی $t_s = 0.02[s]$ به ناپیوستگی‌های ورودی‌های مرجع اختصاص می‌یابد. همچنین مشاهده شده است که روش کنترل مود لغزشی با این قید قابلیت تعقیب مناسب ورودی مرجع در زمان مورد نیاز پیش از تغییر آن به موقعیت جدید را نداشته و بنابراین برای آن الگوریتم، قید $U_{max} = 200[N]$ تعریف می‌شود. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌گردد، هر دو الگوریتم توانسته‌اند که ورودی‌های مرجع را با دقت مناسبی تعقیب نمایند. ولی با توجه به تعبیه الگوریتم شناسایی جهت مشخص نمودن حالت فعال دینامیک سویچ شده، در الگوریتم کنترل پیش‌بین ارائه شده نیاز به ورودی‌های کنترلی کوچک‌تری برای دستیابی به اهداف کنترلی می‌باشد. همچنین، دقت تعقیب در حالت رفتار پایدار و کیفیت پاسخ گذرای سیستم در لحظات ناپیوستگی ورودی‌های مرجع نسبت به الگوریتم کنترل مود لغزشی چند-متغیره مناسب‌تر می‌باشد.

همان‌طور که از شکل ۲ مشخص است، الگوریتم کنترل مدل-پیش‌بین توانسته است که به اهداف چندگانه تعقیب ورودی‌های کنترلی مرجع، در زمان محدود دستیابی پیدا کند. دقت تعقیب با استفاده از الگوریتم شناسایی FWNN جهت تخمین دینامیک فعال سیستم سویچ شده در حد مناسبی قرار دارد. نوسانات شدید لحظات ابتدایی سیستم کنترل (شکل ۳)، مربوط به مدت زمانی است که طول می‌کشد تا بهره‌های سیستم تطبیقی فازی-موجک به گونه‌ای تنظیم شوند که خروجی مدل تولید شده با پاسخ سیستم واقعی به تطابق قابل قبولی همگرا شوند. پیش از رسیدن مسیر حرکت سیستم به ورودی‌های مرجع، پاسخ حالت گذرای سیستم دینامیکی به صورتی توسط الگوریتم کنترلی تعیین می‌شود که قیدهای کنترلی در نظر گرفته شده ارضا گردد. ورودی‌های کنترلی در شکل ۴ نمایش داده می‌شوند که همان‌طور که مشاهده می‌شود در محدوده مجاز طراحی واقع هستند. شناسایی دینامیک سویچ شده و پارامترهای تخمین زده شده توسط الگوریتم FWNN در شکل ۴ بررسی شده است. همان‌طور که در شکل ۴ نمایش داده شده است، پس از بازه محدود مورد نیاز جهت همگرایی الگوریتم شناسایی به سیستم دینامیکی، ساختار FWNN قابلیت تعیین رفتار دینامیک سویچ شده را به صورت مناسبی دارا می‌باشد.

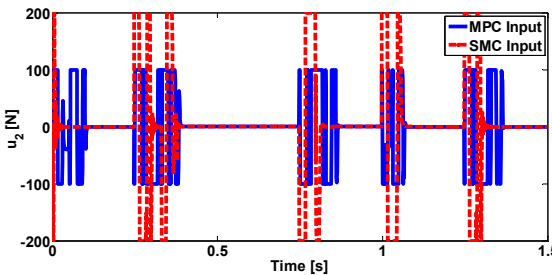
در ادامه، بهبودهای به‌دست آمده با استفاده از الگوریتم ارائه شده با



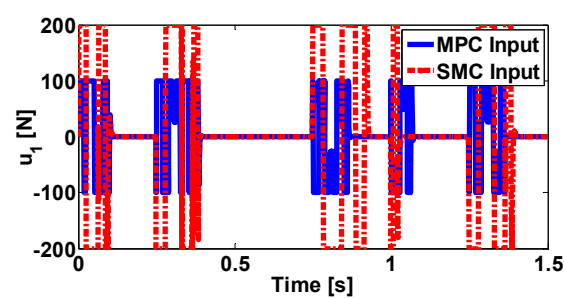
(ب)



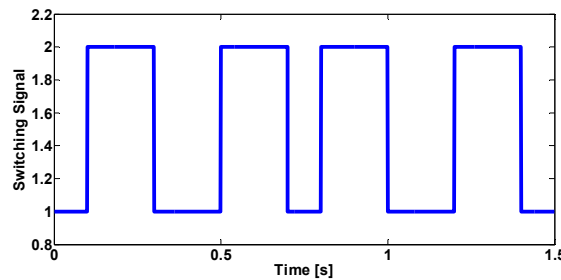
(الف)



(د)



(ج)



(ه)

شکل ۵- رفتار سیستم حلقه بسته تحت کنترل مدل-پیش‌بین با استفاده از مدل بر پایه FWNN و با استفاده از کنترل مود لغزش چندمتغیره (الف) X_1 ، (ب) X_2 ، (ج) u_1 ، (د) u_2 ، (ه) سیگنال سویچ

۷- نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر مسئله پایداری سیستم‌های سویچ شده تحت اثر سیگنال‌های سویچ نامشخص بررسی گردید. جهت اطمینان از رفتار مورد قبول الگوریتم کنترلی، این موضوع در این تحقیق از دیدگاه کنترل مدل-پیش‌بین مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین با استفاده از تعبیه الگوریتم شناسایی ارائه شده بر پایه شبکه‌های عصبی فازی-موجک، دینامیک فعال سویچ شده در هر لحظه مشخص شده و دقت سیستم حلقه بسته با استفاده از آن به صورت قابل قبولی افزایش می‌یابد. ساختار الگوریتم FWNN برای سیستم‌های چند-متغیره در این تحقیق ارائه شده و با استفاده از محاسبه نرخ یادگیری مناسب همگرایی شبکه عصبی به سیستم واقعی اثبات می‌گردد. در ادامه با استفاده از تحلیل توابع لغزش و بیان آن‌ها به صورت ترکیبی از عبارات

دینامیکی، ورودی‌های کنترلی و ورودی‌های مرجع و بررسی توابع کاندیدای لیاپانوف تعریف شده بر اساس آن‌ها، محدوده‌های مجاز عبارات مرتبط با ورودی‌های کنترلی به ازای درجات آزادی مختلف به دست آمده و با استفاده از ترکیب آن‌ها، قیود پایداری کنترلی مدل-پیش‌بین محاسبه می‌گردند. در ادامه با تعبیه دینامیک فعال سیستم توسط ساختار FWNN به جای مدل دارای عدم قطعیت، قیود پایداری دقت مشخس می‌گردند. شبیه‌سازی‌های عددی کارایی و دقت الگوریتم کنترلی و شناسایی ارائه شده را نشان داده و مقایسه‌های انجام شده بیان‌گر بهبودهای به دست آمده در زمینه افزایش دقت تعقیب ورودی‌های مرجع و کاهش ورودی‌های کنترلی لازم جهت دستیابی به اهداف چندگانه کنترلی می‌باشند.

۸- مراجع

- [1] Homaeinezhad MR, S. Yaqubi S. Discrete-time sliding-surface based control of parametrically uncertain nonlinear systems with unknown time-delay and inaccessible switching mode detection. *Int. J. Control.* 2021; 94:3.
- [2] Yang D, Li X, Qiu J. Output tracking control of delayed switched systems via state-dependent switching and dynamic output feedback. *Nonlinear Anal. Hybrid Syst.* 2019; 32:294-305.
- [3] Homaeinezhad MR, Yaqubi S, Fotoohinia F. FEA based discrete-time sliding mode control of uncertain continuum mechanics MIMO vibrational systems. *J. Sound Vib.* 2019; 460.
- [4] Liberzon D. *Switching in systems and control.* Birkhäuser. Basel. 2003.
- [5] Zhai D, Lu AY, Ye D, Zhang QL. Adaptive tracking control for a class of switched uncertain nonlinear systems under a new state-dependent switching law. *Nonlinear Anal. Hybrid Syst.* 2017; 24: 227-243.
- [6] Zhang H, Xie D, Zhang H, Wang G. Stability analysis for discrete-time switched systems with unstable subsystems by a mode-dependent average dwell time approach. *ISA Trans.* 2014; 53: 1081-1086.
- [7] Badar R, Khan L. Legendre wavelet embedded NeuroFuzzy algorithms for multiple FACTS. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2016; 80: 81-90.
- [8] Ricalde LJ, Sanchez EN. Inverse optimal neural control of a class of nonlinear systems with constrained inputs for trajectory tracking. *Optim. Control Appl. Methods.* 2012; 33: 176-198.
- [9] Lu CH. Wavelet fuzzy neural networks for identification and predictive control of dynamic systems. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2011; 58: 3046-3058.
- [10] Kahkeshi MS, Sheikholeslam F, Zekri M. "Design of adaptive fuzzy wavelet neural sliding mode controller for uncertain nonlinear systems. *ISA Trans.* 2013; 52: 342-350.
- [11] Cheng R, Bai Y. A novel approach to fuzzy wavelet neural network modeling and optimization. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2015; 64: 671-678.
- [12] Mayne DQ, Falugi P. Stabilizing conditions for model predictive control. *Int. J. Robust Nonlinear Control.* 2019; 29: 894-903.
- [13] Ong CJ, Wang Z, Dehghan M. Model predictive control for switching systems with dwell-time restriction. *IEEE Trans. Automat. Contr.* 2016; 61: 4189-4195.
- [14] Du H, Yu X, Chen MZQ, Li S. Chattering-free discrete-time sliding mode control. *Automatica.* 2016; 68: 878-91.
- [15] Hairer E, Wanner G, Nørsett SP. *Solving ordinary differential equations I: Nonstiff problems.* 1993; Berlin-Springer.