



شناسایی و کنترل تطبیقی موقعیت و سرعت موتور DC مغناطیس دائم با مشخصه غیرخطی ناحیه مرده مبتنی بر ماشینهای بردار پشتیبان

محمود حسن پور دهنوی '، سید کمال حسینی ثانی '

m.hasanpur.dehnavi@gmail.com ' فارغالتحصیل کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه فردوسی مشهد، k.hosseini@um.ac.ir

دريافت: ١٣٩٧/٠۶/٢٢ ويرايش: ١٣٩٧/١٠/١ پذيرش: ١٣٩٧/١١/٢

چکیده: در این مقاله نوع جدیدی از شبکههای عصبی به نام ماشینهای بردار پشتیبان حداقل مربعات که در سالهای اخیر به منظور شناسایی سیستمهای غیر خطی مورد توجه زیادی قرار گرفته اند، جهت شناسایی سیستم موتور DC با مشخصه غیر خطی ناحیه مرده به کار گرفته شده است. سیستم شناسایی شده پس از خطیسازی در هر واحد زمانی به صورت روی خط اطلاعات مدل را در اختیار کنترل کننده پیش بین موقعیت و سرعت به منظور دنبال کردن مسیر مطلوب موقعیت و سرعت قرار می دهد. در روش پیشنهادی حلقه های کنترل گشتاور، سرعت و موقعیت به صورت کاملا خود کار و براساس مدل شناسایی شده بسته می شوند. روش پیشنهادی برروی سرودرایور ساخته شده پیاده سازی شده است و نتایج عملی تر سیم و تحلیل شده اند. مزیت بزرگ این روش عدم نیاز به تنظیم پارامترهای کنترل کننده های جریان، سرعت و موقعیت می باشد. شناسایی روی خط سیستم امکان دنبال کردن تغییرات دینامیکی فر آیند را فراهم می نماید. علاوه پارامترهای کنترل کننده های جریان، سرعت و موقعیت می باشد. شناسایی روی خط سیستم امکان دنبال کردن تغییرات دینامیکی فر آیند را فراهم می نماید. علاوه بر آن ساختار پیشنهادی توانایی غلبهبر اصطکاک کولمب به ویژه در سرعت های پایین را دارا بوده و قادر است گشتاور، سرعت و موقعیت موتور DC معناطیس دائم را به طور دقیقی کنترل نماید.

کلمات کلیدی: ماشین های بردار پشتیبان حداقل مربعات، کنترل کننده پیش بین تعمیم یافته، کنترل کننده سری، شناسایی روی خط، مشخصه غیرخطی ناحیه مرده.

Identification and Adaptive Position and Speed Control of Permanent Magnet DC Motor with Dead Zone Characteristics Based on Support Vector Machines

Mahmoud Hasanpour Dehnavi, Seyed Kamal Hosseini Sani

Abstract: In this paper a new type of neural networks known as Least Squares Support Vector Machines which gained a huge fame during the recent years for identification of nonlinear systems has been used to identify DC motor with nonlinear dead zone characteristics. The identified system after linearization in each time span, in an online manner provide the model data for Model Predictive Controller of position and speed in order to tracking the desired references trajectory. In this method all the cascaded controllers including current, speed and position has been automatically tuned based on the identified model. The offered method has been tested on the servo-drive made specifically for this purpose, and all the results are practically examined and analyzed. The biggest advantage of this method is the self-tuning behavior which insulates the user for tuning any of the controller's parameters. The online identification of the system provides the possibility to keep track of the changes in dynamics of the system as well as tackling the coulomb's friction specifically in low speeds with accurate controlling of the speed and position for DC motors.

Keywords: Least Square Support Vector Machines, Generalized Predictive Control (GPC), Cascaded Controller, Online identification, Nonlinear dead zone characteristics.

۱- مقدمه

مدل مرسوم موتور DC مغناطیس دائم یک مدل خطی مرتبه دو میباشد که در آن از اثرات غیرخطی ناشی از اصطکاک صرف نظر میشود. مشخصه غیرخطی ناحیه مرده' که در درجه اول ناشی از اصطکاک غیرخطی کولمب میباشد [۱] مانع از حرکت روتور در سرعتهای پایین میشود، تا زمانی که گشتاور موتور به اندازه کافی بزرگ شود تا بر آن غلبه کند.

برای جبران اثر مخرب اصطکاک در عملکرد سیستم سرو بایستی سیستم موتور DC با مشخصه غیرخطی اصطکاک را به خوبی شناسایی کرده و با استفاده از کنترل کنندهای مناسب اثر آن را جبران نماییم. برای شناسایی سیستمهای غیرخطی از مدلهای وینر ٔ و همرستین ؓ به طور وسیعی به منظور مدلسازی فرآیندهای غیرخطی استفاده می شود [۲,۳]. در مدل همرستین یک بلوک غیرخطی استاتیک به صورت سری قبل از یک بلوک خطی دینامیک قرار می گیرد، در حالی که مدل وینر ساختاری عکس مدل همرستین دارد[۴]. به منظور دستیابی به عملکرد مطلوب و قابلیت تطبیق پذیری، شبکههای عصبی در ساختار مدل وینر و همرستین ادغام می شوند [۲,۵-۸]. کارا [۹] به منظور شناسایی سیستم موتور DC با اصطکاک کولمب و ناحیه مرده از مدل همرستین کمک گرفته به طوری که برای شناسایی بلوک خطی و غیرخطی از روش حداقل مربعات بازگشتی استفاده کرده است. مدل همرستین به خوبی قادر است سیستم موتور DC با مشخصه غیرخطی ناحیه مرده را شناسایی کند اما استفاده از این مدل مناسب کنترل تطبیقی موتور به صورت آنلاین نیست. پنگ و دابی [۱۰] با بیان مدل وینر به صورت یک شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا سیستم موتور DC با مشخصه غیرخطی ناحیه مرده را به صورت روی خط شناسایی کرده و سرعت موتور DC را به صورتی تطبیق یدیر کنترل کر دہاند.

برای کنترل موتور DC کنترل کننده تناسبی، مشتقی و انتگرالی به خاطر ساختار ساده و عدم نیاز به اطلاع دقیق از دینامیک سیستم یکی از رایچ ترین روش ها در صنعت میباشد[۱۱]. با این وجود به هنگام استفاده از ساختار PID تعیین دقیق بهره های کنترل کننده به خاطر وجود عدم قطعیت و مشخصه های غیرخطی(تغییرات بار، اشباع، اصطکاک و...) که باعث کاهش عملکرد سیستم کنترلی میشوند، مشکل است. مقاله های پژوهشی مختلفی بر روی کنترل کننده PID تطبیقی[۲۵-۲۲]، کنترل-کننده DIP خود تنظیم پیش بین[۱۸]، و... تمرکز کرده اند. در کنترل کننده PID تطبیقی و خود تنظیم، پارامترهای کنترل کننده بر اس تغییرات پارامترهای فرآیند به صورت خودکار تنظیم میشوند. اگرچه این کنترل کننده ا عملکرد

رضایت بخشی دارند ولی هنوز در مواجهه با سیستمهای غیرخطی ناتوان میباشند.

در سالهای اخیر شبکههای عصبی مبتنیبر تکنیکهای کنترلی در کاربردهای صنعتی مختلفی به کار گماشته شدهاند. مارتین [^۹] و چن [^۲] از شبکههای عصبی برای تنظیم ضرایب کنترل کننده PID استفاده کردهاند. یوان و وانگ [^۲] یک شبکه عصبی مبتنیبر کنترل کننده PID خود یاد گیرنده ارائه کردهاند که در آن پارامترهای کنترل کننده PID به صورت وزنهای شبکه عصبی بیان شده و توسط الگوریتم شبکه عصبی تنظیم می گردند. در سیستم موتور DC، ناحیه مرده معمولا به دلیل اصطکاک و سایش مکانیکی به وجود می آید. برای حذف اثر ناحیه مرده، پژوهشهای زیادی انجام شده است از قبیل: رویکردهای تطبیقی[^{۲۲}-[۲۲]، شبکههای عصبی [۲۰-۲۲] و سیستمهای فازی[۲۴–۳۳].

در این مقاله نوع جدیدی از شبکههای عصبی به نام ماشینهای بردار پشتیبان حداقل مربعات که در سالهای اخیر به منظور شناسایی سیستمهای غیرخطی مورد توجه زیادی قرار گرفتهاند[۴۱-۳۵]، جهت شناسایی سیستم موتور DC با مشخصه غیرخطی ناحیه مرده به کار گرفته شده است. سیستم شناسایی شده در هر واحد زمانی به صورت روی خط اطلاعات مدل را در اختیار کنترل کننده پیش بین تطبیقی به منظور دنبال کردن مسیر مرجع مطلوب موقعیت و سرعت قرار می دهد.

در شکل۱ ولتاژ ترمینال و سرعت شفت خروجی یک موتور DC مغناطیس دائم را مشاهده می کنید. یک شکل موج سینوسی ولتاژ با دوره تناوب ۳۰۰ ثانیه(ولتاژ اعمالی را بسیار فرکانس پایین و کم دامنه در نظر گرفته ایم تا بتوانیم اثر مخرب اصطکاک را افزایش دهیم) به موتور تحت آزمایش اعمال شده و با استفاده از یک انکودر افزایشی ۲۰۰۰ پالس که به ته شفت موتوری با نسبت گیربکس ۱ به ۲۴ متصل شده است، سرعت موتور به صورت حلقه باز بر حسب دور بر دقيقه ترسيم شده است. همان طور که مشخص است در سرعتهای پایین اصطکاک غیرخطی کولمب مانع از حرکت شفت موتور شده است. به ناحیهای که در آن با اعمال ولتاژ شفت موتور حرکت نمی کند ناحیه مرده می گویند. لازم به ذکر است که نوسانات شکل موج ولتاژ موتور ناشی از مدولاسیون پهنای باند^ه در قسمت سوئیچینگ سرودرایور میباشد. این نوسانات پس از دو مرحله فیلترینگ آنالوگ و دیجیتال تا حد امکان کاهش یافتهاند(فیلترینگ بیش از حد باعث افزایش تاخیر در حلقه کنترلی و کاهش حاشیه پایداری سیستم می شود). همچنین نوسانات شکل موج سرعت به خاطر ارتعاشات منتقل شده از موتور به انکودر از طریق کوپلینگ میباشند.

1 Dead zone
² Wiener
³ Hammerstein

⁴ Incremental Encoder
 ⁵ Pulse Width Modulation

 au_s گشتاور انتقالی شفت میباشد. در موتور DC مغناطیس دائم ولتاژ برگشتی نیروی محرکه الکتریکی با یک ثابت الکتریکی⁴ وابسته به سرعت زاویهای موتور و گشتاور موتور با یک ثابت مکانیکی⁶ وابسته به جریان موتور میباشد: $e_b = K_e \omega_m$ (-1) $au_m = K_m i_a$ (-1) $au_m = K_m i_a$ $\Delta e_B X$ به ترتیب ثابتهای الکتریکی و مکانیکی میباشند. (۳) معادلات مکانیکی مربوط به ممان اینرسی بار نیز به صورت رابطه (۳) قابل بیان میباشد:

$$J_{l} \frac{d\omega_{l}}{dt} = \tau_{s} - B_{l}\omega_{l} - \tau_{d}$$

$$\tau_{s} = K_{s}(\theta_{m} - \theta_{l}) + B_{s}(\omega_{m} - \omega_{l})$$
(*)
with $\frac{d\theta_{m}}{dy} = \omega_{m}$, $\frac{d\theta_{l}}{dt} = \omega_{l}$

که J_{l} ممان اینرسی بار، ω_{l} سرعت زاویه ی بار، B_{l} ضریب اصطکاک ویسکوز بار، T_{d} گشتاور اغتشاش بار، K_{s} قابلیت ارتجاعی شفت، B_{s} ضریب میرایی داخلی شفت و θ_{m} و $l\theta$ به ترتیب جابجایی زاویه ای موتور و بار می باشند. به منظور طراحی یک سیستم کنترل حرکت با کارایی بالا اطلاع دقیق از دینامیک سیستم الکترومکانیکی شامل رفتارهای خطی و غیرخطی سیستم ضروری می باشد. اصطکاک یکی از مشخصه های نامطلوب و غیرقابل اجتناب در سیستم های مکانیکی می باشد که بایستی اثر آن را در مدل سازی و کنترل لحاظ کرد. یک فرم کلی از اصطکاک در حالت دورانی به صورت رابطه (۴) قابل بیان است:

$$\tau_f(\omega) = \left(\tau_C + (\tau_S - \tau_C)e^{-\left(\left|\frac{\omega}{\omega_S}\right|\right)^i}\right)sign(\omega) \qquad (f)$$

که شامل اصطکاک ایستایی^۲، کولمب^۷ و استریبک^۸ میباشد[1]. اکنون بایستی معادلات دینامیکی خطی موتور DC با اضافه کردن رفتارهای غیرخطی به آن اصلاح شود. معادلات اصلاح شده به صورت رابطه (۵) میباشد:

$$J_m \frac{d\omega_m}{dt} = \tau_m - B_m \omega_m - \tau_s - \tau_f(\omega_m) \qquad (\Delta)$$

$$J_l \frac{d\omega_l}{dt} = \tau_s - B_l \omega_l - \tau_d - \tau_f(\omega_l) \qquad (-\delta)$$

۳- ماشینهای بردار پشتیبان حداقل مربعات

ماشینهای بردار پشتیبان حداقل مربعات نسخهای اصطلاح شده از ماشینهای بردار پشتیبان استاندارد هستند که در آن بهجای حل مسئله بهینهسازی برنامهریزی درجه دو، از تابع هزینه مجموع مربعات خطا (SSE) و قیود تساوی استفاده میکنند[۲۲]. این امر منجر به یک سری معادلات خطی شده که به طور قابل توجهی حجم محاسبات را کاهش و سرعت پردازش را افزایش میدهند و این نسخه از ماشینهای بردار پشتیبان

⁶ Static Friction(Stiction)
⁷ Coulomb Friction

⁸ Stribeck Friction

که در ادامه توضیح داده خواهد شد را نشان می دهد [۱۰]. بایستی م R_a L_a غیر خطی R_a L_a می باشد: v_a e_b T_m , w_m I_m T_s (δ -lki v_a v_a e_b T_m , w_m I_m T_s L_a r_a r_b r_b

$$v_a = R_a i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + e_b \qquad (i \rightarrow i)$$

$$L \frac{d\omega_m}{dt} = \tau - R_a \omega_a - \tau \qquad (i \rightarrow i)$$

 $J_m \frac{d\omega_m}{dt} = \tau_m - B_m \omega_m - \tau_s \tag{C}$

که در رابطه (۱) v_a ولتاژ آرمیچر موتور، R_a مقاومت سیمپیچ آرمیچر، L_a اندوکتانس سیمپیچ آرمیچر، i_a جریان آرمیچر، e_b ولتاژ برگشتی نیروی محرکه الکتریکی^۱، J_m ممان اینرسی^۲ موتور، ω_m سرعت زاویه-ای موتور، τ_m گشتاور موتور، m_a ضریب اصطکاک ویسکوز^۳ موتور و

1	В	lack	Electr	omo	otive	For
-						

- ² Moment of Inertia
- ³ Viscous Friction
 ⁴ Electrical Constant



0 31 60 91 121 152 182 213 244 274 Time(sec) (Y)

شكل ۱: ولتاژ ترمينال موتور (۱)، سرعت موتور برحسب دور بردقيقه (۲)

۲- مدل دینامیکی موتور DC مغناطیس دائم

همراه بار متصل به شفت آن مي پردازيم. شكل 2 شماتيك كامل سيستمي

در این قسمت به بیان مدل دینامیکی موتور DC مغناطیس دائم به

J . .

محمود حسن پور دهنوی ، سید کمال حسینی ثانی

را مناسب شناسایی آنلاین مینمایند. ماشینهای بردار پشتیبان حداقل مربعات در سالهای اخیر جهت شناسایی سیستمهای غیرخطی مورد توجه زیادی قرار گرفتهاند[۲۶–۴۰]. اگر مدل LS-SVM شناسایی شده را به صورت رابطه (۶) در نظر بگیریم:

$$f(x) = w^T \cdot \varphi(x) + b \tag{9}$$

که (x) یک نگاشت غیرخطی از فضای ورودی' به فضای ویژگی' با ابعاد بالاتر میباشد. بردار x بردار ورودی مدل LS-SVM میباشد که با توجه به دادههای مجموعه آموزش" و به صورت رابطه (۷) تشکیل میشود:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(\mathbf{k}) &= [\mathbf{u}(\mathbf{k}-1), \dots, \mathbf{u}(\mathbf{k} \\ &-n_u), \mathbf{y}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{y}(\mathbf{k}-n_y \quad \ (\forall) \\ &+1)]^{\mathrm{T}} \end{aligned}$$

که *U*و *Y* به ترتیب ورودی و خروجی سیستم و *n_u و y_n و n_y مرتبه دینامیکی سیستم میباشند. پارامترهای مدل یعنی W و b براساس اصل مینیمم سازی ریسک عملیاتی (ERM) تخمین زده میشوند. تابع بهینه سازی به صورت تابع تلفات مربعی با قیود تساوی به صورت رابطه (۸) تعریف میشود:*

$$\begin{split} \min_{w,b,e} J(w,b,e) &= \frac{1}{2} w^T w + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \\ s.t. \ y_i &= w^T \varphi(x_i) + b + e_i \ , i \\ &= 1,2, \dots, n \end{split}$$
(A)

که در رابطه (۸) ، C پارامتر تنظیم و P خطای بین خروجی واقعی و خروجی مدل میباشد. از آنجایی که حل مسئله بهینهسازی به صورت رابطه (۸) دشوار است با استفاده از ضرب کنندههای لاگرانژ قید را در تابع هزینه به صورت رابطه (۹) ترکیب می کنیم:

$$L(w, b, e; \alpha) = \frac{1}{2}w^{T}w + C\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}e_{i}^{2}$$
$$-\sum_{i=1}^{n}\alpha_{i}[w^{T}\varphi(x_{i}) + b$$
$$+e_{i} - y_{i}]$$
(9)

که αi ضرب کننده های لاگرانژ می باشند که بایستی از طریق آموزش شبکه عصبی از روی مجموعه آموزش محاسبه شوند. برای محاسبه مقادیر αi و d، شرایط بهینه با گرفتن مشتقات جزئی از رابطه (۹) به صورت رابطه (۱۰) نسبت به هر یک از پارامترها بدست می آیند.

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \varphi(x_i)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^{n} \alpha_i = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = Ce_i \quad i = 1, 2, ..., n$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i$$

$$= 0; i = 1, 2, ..., n$$
(1.)

از شرایط رابطه (۱۰) به وضوح مشخص است که مقادیر ضرب کنندههای لاگرانژ در هرگام وابسته به خطای e_i میباشند. با حذف w و e از رابطه (۱۰) داریم:

$$\begin{bmatrix} 0 & r_v^T \\ r_v & \emptyset + \frac{l}{C} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}$$
(11)

که $[y_1; y_2; ...; y_n]$ ماتریس I ، $r_v = [1; 1; ...; 1_n]$ ، $y = [y_1; y_2; ...; y_n]$ می واحد n×n ($\alpha \times n = [\alpha_1; \alpha_2; ...; \alpha_n]$ ، $\alpha \times n$ باشد که به صورت رابطه (۱۲) تعریف می شود:

$$\phi_{ij} = \varphi(x_i)\varphi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad i, j$$

= 1,2, ..., n (11)

با حل دستگاه معادلات خطی رابطه (۱۱) مقادیر ضرب کنندههای لاگرانژ و عبارت بایاس بدست میآیند و در نهایت مدل LS-SVM به صورت رابطه (۱۳) خواهد بود:

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i K(x, x_i) + b \tag{(17)}$$

٤- طراحی کنترلر پیش بین تعمیم یافته براساس مدل LS-SVM

ایده کنترل پیش بین مبتنی بر مدل در اوایل دهه ۱۹۷۰ به عنوان یک روش کنترل صنعتی کارآمد به وجود آمد[۲۳]. کنترلگرهای پیش بین متکی بر مدل فرآیند هستند که اغلب مدلها از طریق روش های شناسایی تجربی حاصل می شوند. کنترل کننده پیش بین در هرگام نمونه برداری با توجه به مسیر مرجع و با استفاده از مدل فرآیند و با بهره گیری از ورودی ها و خروجی های گذشته سیگنالهای کنترلی آینده را با بهینه سازی یک تابع هزینه پیش بینی می کند. سپس سیگنال کنترلی پیش بینی شده یک گام بعد به سیستم اعمال می شود. در لحظه بعدی نمونه برداری روند بالا دوباره تکرار خواهد شد. به عبارتی ساده تر در کاربردهایی که رفتار مطلوب

3 training set

¹ Input Space ² Feature Space

سیستم(مسیر مرجع) معلوم باشد(به عنوان مثال رباتهایی که کارهایی مشخص و تکراری انجام میدهند) کنترل پیش بین قادر است با استفاده از مدل فرآیند، ورودیهای آینده سیستم را با توجه به بهینهسازی یک تابع هزینه محاسبه نماید که این امر موجب بهبود کیفیت کنترل خواهد شد. مدلهای استفاده شده در کنترل کنندههای پیش بین در حالت کلی مبتنی در این پژوهش از مدل تابع تبدیل فرآیند به منظور پیادهسازی کنترل کننده پیش بین استفاده خواهد شد. کنترل پیش بین تعمیم یافته یکی از روشهای کنترل پیش بین مدل می باشد که به طور صریح از مدل تابع تبدیل فرآیند جهت محاسبه سیگنال کنترل استفاده می کند. کنترل GPC اولین بار توسط کلارک در سال ۱۹۸۷ مطرح شد[۳۳]. مدل GARIMA را به صورت رابطه (۱۴) در نظر بگیرید:

$$\begin{split} A(z^{-1})y(t) &= z^{-d}B(z^{-1})u(t-1) + \\ & C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Lambda} \end{split} \tag{14}$$

$$\begin{aligned} x(k) &= [u(k-1), \dots, u(k-n_u), y(k), \dots, y(k-n_y)] \end{aligned}$$

که در آن n_u و n_y مرتبه دینامیکی فرآیند(و یا به عبارتی حافظه سیستم) میباشند. اکنون با استفاده از کرنل خطی میتوان مدل شبکه عصبی LS-SVM رابطه (۱۳) را به صورت رابطه (۱۶) باز نویسی کرد:

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i(k) \{ x_i^T(k) [u(k - 1), ..., u(k - n_u), y(k), ..., y(k - n_y)] \} + b(k)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \alpha_i(k) \left\{ x_{i,1}(k)u(k-1) + \dots + x_{i,n_u}(k)u(k-n_u) + x_{i,n_u+1}(k)y(k-1) + \dots + x_{i,n_u+n_y}(k)y(k-n_y) \right\} + b(k)$$
(19)

$$= \sum_{i=1}^{n} [\alpha_i(k) (x_{i,1}(k) + \dots + x_{i,n_u}(k)z^{-n_u+1})]u(k-1) + [\alpha_i(k) (x_{i,n_u+1}(k)z^{-1} + \dots + x_{i,n_u+n_u}(k)z^{-n_y})]y(k) + b(k)$$

رابطه (۱۶) را می توان به صورت رابطه (۱۷) نوشت که همان مدل ARMA میباشد:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + b(k)$$
 (1V)

$$B(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i(k) (x_{i,1}(k) + \dots + x_{i,n_u}(k)z^{-n_u+1})$$

٥- طراحي و ساخت سرو درايور

هدف نهایی یک مهندس تبدیل دانش تئوری و خام به محصول تجاری و صنعتی میباشد. تفاوت اساسی رشتههای مهندسی با رشتههای محض در نوع نگاه ویژه و منحصر به فرد یک مهندس به دانش و بروز و نمود آن در قالب یک محصول است. طراحی و ساخت سرودرایور^۱ پس از سه نسخه طراحی و انجام تستهای مختلف بعد از ۸ماه منجر به محصول نهایی شد. انتخاب پروتکل ارتباطی و میکروکنترلر یکی از مراحل مهم طراحی و ساخت سرودرایور بود چرا که انتخاب نادرست آنها می توانست باعث افزایش تعداد نسخهها و اتلاف وقت شود. پس از تحقیقات لازم پروتکل ارتباطی شبکه و میکروکنترلر STM32F407VGT6 ساخت شرکت STM32F407VGT6

شکل۳ (۱) نمایی از طراحی ۳ بعدی سرودرایور را در نرم افزار آلتیوم^۲ نشان می دهد. در شکل۳(۲) می توانید سرودرایور ساخته شده نهایی را مشاهد نمایید. همچنین شکل۴ تست ستاپ ساخته شده جهت سنجش عملکرد ساختار کنترلی پیشنهادی را نشان می دهد. تست ستاپ شامل یک موتور DC مغناطیس دائم ۲۵۰ ولت با انکودر افزایشی ۱۰۰۰ پالس و نسبت گیربکس ۱ به ۲۴ می باشد که به یک دیسک دوار متصل شده است. دیسک دوار شامل یک شیار بوده که از آن جهت اتصال بار و تست عملکرد کنترل کننده نسبت به اغتشاش بار استفاده می شود.





۵٧

² Altium Designer

¹ Servo Driver



شكل؛: تست ستاپ ساخته شده جهت انجام آزمایش ها

مطابق شکل۵ حلقه کنترل جریان داخلیترین حقله کنترلی بوده و

استفاده از آن به منظور دستیابی به اهداف زیر میباشد:

- کنترل جریان راهاندازی
- محافظت از سرودرایور و موتور به هنگام اضافه بار
 - بهبود کیفیت کنترل
 - تضمین پایداری داخلی ترین حلقه کنترلی

حلقه کنترل جریان را به صورت شکل۶ که در آن از کنترلکننده Pl با ساختار سری استفاده شدهاست در نظر بگیرید.





٦- اهداف کنترل

در این مقاله ساختاری کنترلی پیشنهاد می شود که در گم اول قادر است پارامترهای مربوط به کنترل کننده گشتاور، سرعت و موقعیت موتور DC مغناطیس دائم را به صورتی کاملا خود تنظیم تعیین نماید. علاوه بر آن ساختار پیشنهادی توانایی غلبه بر اصطکاک کولمب که باعث رفتار غیرخطی موتور در سرعتهای پایین می شود را دارا می باشد. همچنین شناسایی روی خط امکان دنبال کردن تغییرات دینامیکی فرآیند را میسر می سازد. در مرحله طراحی و ساخت، ساختار پیشنهادی برروی سخت افزار پیاده سازی شده و در نهایت سرودرایوری ساخته شده است که قادر است گشتاور، سرعت و موقعیت هر موتور DC دلخواهی را به طور دقیق کنترل نماید. سرودرایور ساخته شده مسیر مطلوب سرعت و موقعیت را از طریق پروتکل ارتباطی شبکه از کامپیوتر دریافت نموده و تمامی فرآیندهای کنترلی در داخل آن انجام می شود.

۷ - بررسی کلی ساختار کنترلی پیشنهادی

روش پیشنهادی به منظور کنترل گشتاور، سرعت و موقعیت موتور DC مغناطیس دائم از ساختار کنترل کننده سری^۱ استفاده می کند. در این روش از حلقه کنترل جریان PI با شناسایی مبتنی بر روش HFI و از حلقه کنترل پیش بین سرعت و موقعیت با شناسایی روی خط مبتنی بر ماشین های بردار پشتیبان حداقل مربعات مطابق شکل۵ استفاده می شود.



تابع تبديل حلقه باز كنترل كننده جريان به صورت رابطه (۱۹) ميباشد:

$$G_{\text{loop}}(s) = \text{PI}(s) \times \frac{I_a(s)}{V_a(s)} = \left(\frac{K_p^{\text{series}}K_1^{\text{series}}\left(1 + \frac{s}{K_1^{\text{series}}}\right)}{s}\right) \times \left(\frac{\frac{1}{R_a}}{1 + \frac{L_a}{R_a}}\right)$$
(19)

از آنجایی که ولتاژ محر که الکتریکی *e_b و*ابسته به سرعت روتور (که یک پارامتر مکانیکی و لخت است) می،اشد، تغییرات آن در مقایسه با جریان سیم پیچ (که پارامتری الکتریکی و سریع است) کندتر بوده و در تابع تبدیل جریان به ولتاژ موتور از آن صرف نظر شدهاست. اکنون ضریب K_i^{series} کنترل کننده PI جریان را به صورت رابطه (۲۰) در نظر می گیریم:

$$K_{i}^{\text{series}} = \frac{R_{a}}{L_{a}} \tag{Y.}$$

به عبارتی Ki^{series} را به گونهای انتخاب می کنیم تا صفر کنترلر PI جریان، قطب الکتریکی تابع تبدیل جریان به ولتاژ موتور را خنثی نماید. این امر موجب می شود تا تابع تبدیل حلقه بسته کنترل کننده جریان یک تابع تبدیل

DOI: 10.29252/joc.13.2.53

۵٩

محمود حسن پور دهنوی ، سید کمال حسینی ثانی

مرتبه اول شده و پایداری حلقه کنترل جریان داخلی تضمین شود. ضریب Kperies نیز به صورت رابطه (۲۱) محاسبه می شود:

$$G_{current}(s) = \frac{1}{1 + \frac{L_a}{K_p^{\text{series}}s}}$$
(71)
=> $K_p^{\text{series}} = L_a \times \text{Bandwidth}$

طبق روابط (۲۰) و (۲۱) ضرایب کنترل کننده جریان با توجه به مقاومت و اندو کتانس سیم پیچ آرمیچر تعیین می شوند. جهت شناسایی مقاومت و اندو کتانس سیم پیچ آرمیچر از روش HFI استفاده می کنیم به این صورت که یک ولتاژ کسینوسی با فرکانس ۱۰۰ هر تز و دامنه ۵ ولت و به مدت ۵ ثانیه به موتور اعمال می کنیم و سپس با اندازه گیری جریان و ولتاژ ترمینال موتور، مقاومت و اندو کتانس سیم پیچ آرمیچر را جهت محاسبه ضرایب کنترل کننده جریان بدست می آوریم. ولتاژ اندازه گیری شده ترمینال موتور را به صورت رابطه (۲۲) در نظر بگیرید:

$$v_m = V_{m0}\cos(\omega_0 t + \theta) \tag{YY}$$

فرکانس ولتاژ کسینوسی اعمالی به گونهای انتخاب شدهاست که تنها پارامترهای الکتریکی موتور را تحریک نماید و بنابراین شفت موتور به هنگام اعمال ولتاژ کسینوسی با فرکانس ۱۰۰ هرتز حرکت نخواهد کرد و ولتاژ *e*B صفر خواهد بود. بنابراین تابع تبدیل جریان به ولتاژ موتور در حالت دائمی سینوسی به صورت رابطه (۲۳) می باشد:

$$G(j\omega) = \frac{I_{a}(j\omega)}{V_{a}(j\omega)} = \frac{\frac{1}{R_{a}}}{1 + j\frac{L_{a}}{R_{a}}\omega}$$
(YY)

بنابراین جریان اندازه گیری شده موتور نیز به صورت رابطه (۲۴) خواهد بود:

$$i_m = V_{m0} |G(j\omega_0)| cos(\omega_0 t + \theta + \measuredangle G(j\omega_0))$$
(YF)

که در رابطه (۲۴) اندازه و فاز تابع تبدیل جریان به ولتاژ موتور به صورت رابطه (۲۵) می باشند:

$$|G(j\omega_0)|^2 = \frac{1}{R_a^2(1 + (\frac{L_a\omega_0}{R_a})^2)}$$
(2)

$$4G(j\omega_0) = -\tan^{-1}(\frac{L_a\omega_0}{R_a}) \qquad (-10)$$

چنانچه ولتاژ ترمینال موتور در رابطه(۲۲) را به صورت رابطه(۲۶) بسط دهیم:

$$V_{m0}\cos(\theta) = a$$
 (14)-(14)

$$-V_{m0}\sin(\theta) = b \qquad (-YY)$$

$$v_m = a\cos(\omega_0 t) + b\sin(\omega_0 t) \tag{14}$$

مجله کنترل، جلد ۱۳، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۸

حال اگر v_m را در $\cos(\omega_0 t)$ cos ضرب کرده و از آن روی کل زمان اعمال شکل موج ولتاژ به موتور طبق رابطه(۲۹) انتگرال بگیریم خواهیم داشت:

$$\int_{t=0}^{T} v_{m} \cos(\omega_{0}t) dt$$

$$= \int_{t=0}^{T} (a \cos(\omega_{0}t))$$

$$+ b \sin(\omega_{0}t)) \cos(\omega_{0}t) dt =$$

$$\int_{t=0}^{T} (a \cos(\omega_{0}t)^{2})$$

$$+ b \sin(\omega_{0}t) \cos(\omega_{0}t)) dt$$

$$= \int_{t=0}^{T} \left(a \frac{(1 + \cos(2\omega_{0}t))}{2} \right) dt =$$

$$\frac{1}{2} \int_{t=0}^{T} \operatorname{adt} + \frac{1}{2} \int_{t=0}^{T} a \cos(2\omega_{0}t) dt$$

$$+ \frac{1}{2} \int_{t=0}^{T} b \sin(2\omega_{0}t) dt$$

$$= \frac{T}{2} a$$

$$\operatorname{lim}(u(t)) = \operatorname{lim}(u(t)) + \operatorname{lim}(u(t)) dt$$

$$= \frac{T}{2} a$$

$$\operatorname{lim}(u(t)) = \operatorname{lim}(u(t)) + \operatorname{l$$

$$\int_{t=0}^{T} v_m \sin(\omega_0 t) dt = \frac{T}{2}b \qquad (\mathbf{r}.)$$

با توجه به روابط (۲۹) و (۳۰) و استفاده از تعاریف رابطه (۲۷) می توانیم روابط مهم (۳۱) را بدست آوریم:

$$\begin{aligned} \left(\frac{T}{2}a\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}b\right)^{2} \\ &= \left(\frac{T}{2}\right)^{2} \left(\left(V_{m0}\cos(\theta)\right)^{2} \\ &+ \left(-V_{m0}\sin(\theta)\right)^{2}\right) \qquad (imthered in iteration is in iteration in the strength is in the strength in the strength in the strength is in$$

Journal of Control, Vol. 13, No. 2, Summer 2019

داريم: $i_m = c \cos(\omega_0 t) + d \sin(\omega_0 t)$ (34)

$$\int_{t=0}^{T} i_m \cos(\omega_0 t) dt = \frac{T}{2}c \qquad (intervention)$$

$$\int_{t=0}^{T} i_m \sin(\omega_0 t) dt = \frac{T}{2}d \qquad (intervention)$$

با توجه به روابط (۳۵) و استفاده از تعاریف رابطه (۳۳) میتوانیم روابط مهم(۳۶) را بدست آوریم:

$$\left(\frac{T}{2}c\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}d\right)^{2} =$$

$$\left(\frac{T}{2}\right)^{2} \left(\left(V_{m0}|G(j\omega_{0})|\cos(\theta + 4G(j\omega_{0}))\right)^{2} + G(j\omega_{0})|\sin(\theta + 4G(j\omega_{0}))|\sin(\theta + 4G(j\omega_{0}))|^{2}\right) =$$

$$\left(\frac{T}{2}\right)^{2} V_{m0}^{2}|G(j\omega_{0})|^{2}$$

$$\left(\frac{T}{2}d\right) = -\tan(\theta + 4G(j\omega_{0})) \qquad (-\Psi P)$$

با تقسيم رابطه (۳۶–الف) بر رابطه (۳۱–الف) و استفاده از رابطه (۲۵–الف) داريم:

$$\frac{\left(\frac{T}{2}c\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}d\right)^{2}}{\left(\frac{T}{2}a\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}b\right)^{2}} = |G(j\omega_{0})|^{2}$$

$$= \frac{1}{D^{2}(1 + cLa(\omega_{0}))^{2}}$$
(rv)

$$R_a^2 \left(1 + \left(\frac{-a \cdot v}{R_a}\right)^2\right)$$

در رابطه (۳۷) مقادیر $\frac{T}{2}a$ ، $\frac{T}{2}b$ ، $\frac{T}{2}a$ معلوم می باشند. در رابطه (۳۷)
تعریف می کنیم:

$$\frac{\left(\frac{T}{2}c\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}d\right)^{2}}{\left(\frac{T}{2}a\right)^{2} + \left(\frac{T}{2}b\right)^{2}} = M \quad , \quad \frac{L_{a}\omega_{0}}{R_{a}} = X \tag{(PA)}$$

بنابراين داريم:

$$R_a = \sqrt{\frac{1}{M(1+X^2)}} \tag{(44)}$$

همچنین چنانچه رابطه(۳۶–ب) را براساس قواعد مثلثاتی بسط داده و از روابط (۲۵–ب) و (۳۱–ب) استفاده کنیم داریم:

$$\frac{\left(\frac{T}{2}d\right)}{\left(\frac{T}{2}c\right)} = -\tan\left(\theta + \measuredangle G(j\omega_0)\right) = -\frac{\left(\frac{T}{2}b\right)}{1-\tan(\theta)\tan(\measuredangle G(j\omega_0))} = -\frac{\left(\frac{T}{2}b\right)}{1-\left(\frac{T}{2}a\right)}\frac{L_a\omega_0}{R_a}}{1-\left(-\frac{T}{2}b\right)\left(-\frac{L_a\omega_0}{R_a}\right)}$$
(F.)

مجله کنترل، جلد ۱۳، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۸

Journal of Control, Vol. 13, No. 2, Summer 2019

در رابطه (۴۰) مقادیر
$$\frac{T}{2}a$$
 ، $\frac{T}{2}c$ ، $\frac{T}{2}b$ ، $\frac{T}{2}a$ معلوم می باشند. چنانچه در رابطه (۴۰) تعریف کنیم:

$$\frac{\left(\frac{T}{2}d\right)}{\left(\frac{T}{2}c\right)} = A \quad , \quad \frac{\left(\frac{T}{2}b\right)}{\left(\frac{T}{2}a\right)} = B \quad , \quad \frac{L_a\omega_0}{R_a} \qquad (\texttt{fi})$$

با جایگذاری تعاریف رابطه(۴۱) در رابطه(۴۰) و حل آن داریم: A – B

$$X = \frac{1}{1 + AB}$$
(FY)

با قرار دادن مقدار X در رابطه(۳۹) مقاومت سیمپیچ روتور محاسبه خواهد شد. و در نهایت اندوکتانس سیمپیچ روتور را میتوان به صورت رابطه (۴۳) بدست آورد:

$$\frac{L_a \omega_0}{R_a} = X \quad \Longrightarrow \quad L_a = \frac{R_a X}{\omega_0} \tag{FT}$$

بنابراین با استفاده از روابط (۳۹) و (۴۳) به ترتیب مقاومت و اندو کتانس سیم پیچ موتور را شناسایی کرده و با در نظر گرفتن پهنای باند مطلوب کنترل کننده جریان به اندازه ۱ کیلوهر تز، با استفاده از روابط (۲۰) و (۲۱) ضرایب کنترل کننده جریان را محاسبه کرده و حلقه کنترل جریان را مىبنديم.

۹- اعمال ورودی جریان مناسب و آموزش آفلاين شبكه عصبي

به منظور پیادهسازی کنترلکننده پیش بین سرعت و موقعیت بایستی مدل فرآیند را شناسایی نماییم. از آنجایی که حلقه کنترل جریان را در مرحله قبل بستهایم بنابراین فرآیند را می توانیم به صورت شکل۷ در نظر بگیریم. با توجه به شکل۷ تابع تبدیل سرعت به جریان و موقعیت به جریان موتور به ترتیب به صورت روابط (۴۴) و (۴۵) حاصل می شوند:

$$\frac{\omega_{m}(s)}{I_{c}(s)} = \frac{1}{1 + \frac{s}{BW_{c}}} \times K_{m} \times \frac{1}{Js + B}$$
$$= \frac{K_{m}}{(1 + \frac{s}{BW_{c}})(Js + B)}$$
(FF)

$$\frac{\sigma_m(s)}{I_c(s)} = \frac{R_m}{s(1 + \frac{s}{BW_c})(Js + B)}$$
(Fa)

جهت آموزش شبکه عصبی LS-SVM یک پالس مربعی جریان با دامنه ۰/۵ آمیر به فرآیند شکل۷ اعمال کرده و اطلاعات مربوط به سرعت و موقعیت موتور را ذخیره میکنیم (مجموعه آموزش) و از آنها جهت آموزش شبکه عصبی در نرمافزار متلب بهره خواهیم گرفت.

۱۰ ییادہ سازی حلقه کنترل پیش بین سرعت

به منظور پیادهسازی کنترل کننده پیشبین سرعت و موقعیت بایستی مدل خطی مناسبی را از مدل شبکه عصبی LS-SVM استخراج نماییم. نحوه استخراج مدل خطی ARMA از مدل LS-SVM را در بخش ۳ مطرح کردیم. جهت استخراج مدل ARMA بایستی بردار ورودی رابطه (۱۵) را از روی معادل گسسته تابع تبدیل سرعت به جریان فرآیند تشکیل دهیم.



شكل٧: مدل فرآيند پس از بستن حلقه كنترل جريان

در مدل رابطه (۴۶) ثوابت b₁ ،b₂ ،b₁ و a₂ پارامترهای فرآیند می باشند که بایستی از طریق آموزش شبکه عصبی بدست آیند. بردار ورودی شبکه عصبی را به صورت رابطه (۴۷) در نظر می گیریم.

$$\mathbf{x}(\mathbf{k}) = [I_c(k-1), I_c(k-2), \omega_m(\mathbf{k} - 1), \omega_m(\mathbf{k} - 2)]$$
 (FV)

با استفاده از مجموعه آموزش و با توجه به بردار ورودی رابطه (۴۷) کرنل خطی داده های مجموعه آموزش را حساب کرده و با حل دستگاه معادلات خطی رابطه (۱۱) مقادیر ضرب کننده های لاگرانژ و ترم بایاس را بدست می آوریم. سپس با استفاده از رابطه (۱۸) چند جمله ای های A و B و در نتیجه پارامتر های مدل رابطه (۴۶) را محاسبه می کنیم. مقادیر پارامتر های مدل رابطه (۴۶) در سه بار آموزش شبکه عصبی LS-SVM با استفاده از داده های مجموعه آموزش مختلف به صورت جدول ۱ می باشند.

جدول۱: پارامترهای تابع تبدیل سرعت به جریان

b ₂	b ₁	<i>a</i> ₂	<i>a</i> ₁	آموزش
0.0004897	0.0007654	0.2572	-1.2573	1
0.0004881	0.0007655	0.2577	-1.2570	2
0.0004868	0.0007651	0.2574	-1.2567	3

پس از آموزش شبکه عصبی و استخراج پارامترهای جدول ۱ مربوط به تابع تبدیل سرعت به جریان در نرم افزار متلب، اطلاعات مدل را از طریق پروتکل شبکه به سرودرایور جهت پیادهسازی کنترل کننده پیش بین سرعت منتقل می کنیم. هنگام پیادهسازی کنترل کننده پیش بین سرعت بر اساس مدل استخراج شده از تربیت آفلاین شبکه عصبی، به ازای افق کنترل و افق پیش-بین ۵ کنترل کننده پیش بین عملکرد مطلوبی داشت ولی همانطور که در قسمت آنلاین کردن روش شناسایی مطرح خواهیم کرد حداقل طول مجموعه آموزش جهت دنبال کردن صحیح تغییرات دینامیکی فر آیند ۱۰ زوج سرعت و جریان می باشد. بنابراین افق کنترل و پیش بین را نیز ۱۰ در

 $\Delta \times \delta$ را در نرم افزار Maple به صورت پارامتری حساب کرده و سپس با استفاده از لم معکوس سازی رابطه (۴۸) معکوس ماتریس ۲۰×۱۰ را حساب می کنیم. $M = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \Rightarrow M^{-1} = \begin{bmatrix} W & X \\ Y & Z \end{bmatrix}$ (۴۸) (۴۸) ماتریسهای ۲۵ ، ۲۷ و Z به صورت رابطه (۴۹) محاسبه می شوند: $W = (A - BD^{-1}C)^{-1}$ $Y = -D^{-1}CW$ $Z = (D - CA^{-1}B)^{-1}$

جهت معکوس کردن یک ماتریس ۱۰×۱۰ ابتدا معکوس یک ماتریس

$$X = -A^{-1}BZ \qquad (5 - Fq)$$

به طورخلاصه نحوه عملکرد کنترلکننده پیش بین سرعت به این صورت می باشد که در هر بار اجرای حلقه کنترلی سیگنال های کنترلی تا ۱۰ افق پیش رو باتوجه به مدل استخراج شده از آموزش آفلاین شبکه عصبی و ورودی ها و خروجی های گذشته و مسیر مرجع آینده محاسبه می شوند. سپس سیگنال کنترلی در لحظه t به فرآیند اعمال می شود. در اجرای بعدی حلقه کنترلی تمامی مراحل فوق مجدد تکرار می شوند.

جهت سنجش عملکرد کنترل کننده پیش بین سرعت یک ورودی پله یک دور بر دقیقه از طریق نرم افزار متلب و به وسیله پروتکل شبکه به کنترل کننده پیش بین سرعت طراحی شده در سرودرایور اعمال می کنیم. شکل ۸ (۱) سرعت واقعی موتور را نمایش می دهد. در سرو درایور ساخته شده حداقل گام تنظیم سرعت یک دور بر دقیقه می باشد که مشاهده می کنیم سرو درایور به ورودی پله یک دور بر دقیقه پاسخ مطلوبی داده است. همچنین یک شکل موج سینوسی سرعت با دامنه ۳۰ دور بر دقیقه و فرکانس ۲۰۰۳ هر تز (دوره تناوب ۳۰۰ ثانیه) فرکانس شکل موج اعمالی را بسیار پایین درنظر گرفته ایم تا بتوانیم رفتار غیر خطی اصطکاک کولمب را به خوبی نشان دهیم. شکل ۸ (۲) سرعت واقعی موتور را نمایش می دهد. محمود حسن پور دهنوی ، سید کمال حسینی ثانی





شکل ۹: شکل موج ولتاژ ترمینال موتور(سیگنال کنترل) (۱) ، شکل موج جریان موتور (۲)

در شکل ۱۰ (۱) و شکل ۱۰ (۲) عملکرد کنترل کننده پیش بین سرعت مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترل کننده سری با حلقه کنترل I سرعت با یکدیگر مقایسه شدهاند. کنترل کننده پیش بین برخلاف کنترل کننده PI سرعت با خوبی توانسته است رفتار نامطلوب ناشی از اصطکاک کولمب را جبران نماید. همچنین از مقایسه ولتاژ ترمینال موتور (سیگنال کنترلی) در کنترلکننده پیش بین با کنترلکننده سری با حلقه کنترل سرعت II یک تفاوت اساسی وجود دارد و آن رفتار متفاوت ولتاژ ترمینال موتور (سیگنال کنترلی) به هنگام نزدیک شدن به ناحیه مرده است که نشان دهنده تلاش کنترل کننده پیش بین به منظور غلبه بر اصطکاک غیر خطی کولمب می باشد.



شکل ۱۰ : مقایسه ولتاژ ترمینال(سیگنال کنترلی) کنترل کننده پیش بین سرعت مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترل کننده سری با حلقه کنترل سرعت I (۱) مقایسه عملکرد کنترل کننده پیش بین سرعت مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترل کننده سری با حلقه کنترل سرعت IP (۲)



شکل۸: پاسخ کنترلکننده پیشربین سرعت مبتنی بر شناسایی شکبه عصبی LS-SVM به ورودی پله(۱)، ورودی سینوسی سرعت(۲)

از مقایسه شکل ۸(۲) با شکل ۱ (۲) مشاهده می کنید کنترل کننده پیش -بین سرعت به خوبی توانسته است رفتار نامطلوب ناشی از اصطکاک غیرخطی کولمب را جبران نماید به طوریکه موتور مسیر مرجع سرعت را به خوبی حتی در سرعتهای پایین دنبال کرده است. شکل موج ولتاژ و جریان موتور در کنترل کننده پیش بین سرعت مبتنی بر مدل LS-SVM در پاسخ به ورودی سینوسی نیز به ترتیب در شکل ۹ (۱) و شکل ۹ (۲) نشان داده شده است.



G	. 0.	-	-	0,	0,00	2

<i>b</i> ₃	<i>b</i> ₂	<i>b</i> ₁	<i>a</i> ₃	<i>a</i> ₂	<i>a</i> ₁	آموزش
-7.0520×10^{-8}	-4.0867×10^{-7}	-1.3871×10^{-7}	-0.2572	1.5140	-2.1941	1
-6.9871×10^{-8}	-4.1493×10^{-7}	-1.2307×10^{-7}	-0.2125	1.4719	-2.2186	2
-7.1174×10^{-8}	-4.1085×10^{-7}	-1.2967×10^{-7}	-0.2394	1.3927	-2.1875	3

جدول۲ : پارامتر هاي تابع تبديل موقعيت به جريان

۱۱ - پیادہ سازی حلقه کنترل پیش بین موقعیت

پس از طراحی حلقه کنترل سرعت بایستی حلقه کنترل موقعیت را طراحي و پیادهسازي کنيم. روند مشابه بستن حلقه کنترل سرعت مي باشد با اين تفاوت كه خروجي كنترل كننده موقعيت به عنوان مسير سرعت مرجع به كنترل كننده سرعت اعمال خواهد شد(شكل۵). معادل گسسته تابع تبديل موقعیت به جریان رابطه (۴۴) با استفاده از روش نگهدارنده مرتبه صفر به صورت رابطه (۴۹) میباشد:

 $\frac{\theta_{\rm m}(z^{-1})}{1-z^{-1}} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3}}{1-z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3}}$ (49) $\overline{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3}}$ $I_{c}(z^{-1})$

پس از آموزش آفلاین شبکه عصبی LS-SVM با استفاده از کرنل خطی، پارامترهای مدل رابطه (۴۹) به صورت جدول۲ شناسایی شدند. با استفاده از پارامتر های شناسایی شده جدول۲ کنترل کننده پیش بین موقعیت را با افق پیش بین و افق کنترل ۱۰ می بندیم. جهت سنجش عملکرد كنترلكننده پیشبین موقعیت یک مسیر مرجع موقعیت مربعی با نرم افزار متلب و از طریق کابل شبکه به کنترل کننده طراحی شده برروی سرودرایور اعمال مي كنيم. شكل ١٩ پاسخ كنترل كننده را نشان ميدهد.



شکل ۱۱ : پاسخ کنترل کننده پیش بین موقعیت مبتنی بر مدل شبکه عصبی در شكل ۱۲ (۱) عملكرد عملكرد كنترل كننده پيش بين موقعيت سرى مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترلر سری با حلقههای کنترل PI با یکدیگر مقايسه شده اند. زمان صعود پاسخ كنترل كننده پيش بين موقعيت كمتر بوده و با رفتار مناسب تری به حالت ماندگار خود می رسد. همچنین خطای حالت ماندگار که در درجه اول ناشی از اصطکاک کولمب میباشد در کنترل-کننده پیش بین موقعیت کمتر از کنترل کننده سری با حلقه های کنترل PI مى باشد. در شكل ١٢ (٢) نيز ولتاژ ترمينال مو تور (سيگنال كنترلي) كنترل-کننده پیش بین سری موقعیت مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترل کننده سری موقعیت با حلقه های کنترل PI با یکدیگر مقایسه شده اند.





(٢)

شکل ۱۲: مقایسه عملکرد کنترل کننده پیش بین موقعیت سری مبتنی بر مدل LS-SVM با کنترل کننده سری با حلقه های کنترل PI (۱) مقايسه ولتاژ ترمينال موتور (٢)

۱۲ – آنلاین کردن شناسایی به منظور تطبیق یذیر کردن کنترل کننده پیش بین موقعیت و سرعت

در قسمت های قبل ابتدا با اعمال یک ورودی جریان مناسب و ذخیره-سازی داده های سرعت و موقعیت موتور، یک شبکه عصبی LS-SVM با هستههای خطی را در نرمافزار متلب به صورت آفلاین تربیت کردیم و سپس با ارسال مدل شناسایی شده به سرودرایور کنترل کننده پیش بین سرعت و موقعیت را پیاده سازی کردیم.

به منظور قابلیت دنبالکردن تغییرات دینامیکی فرآیند بایستی روش شناسایی را آنلاین کنیم. برای این منظور اولا بایستی طول مجموعه آموزش را به اندازهای در نظر بگیریم تا در هر بار اجرای حلقه کنترلی فرآیند آموزش کامل شود و ثانیا دادههای مجموعه آموزش را در هر بار اجرای حلقه کنترلی بهروزرسانی کرده تا کنترلکننده بتواند تغییرات ديناميكي فرآيند را دنبال نمايد. با توجه به محدوديت سرعت

میکرو کنترلر (۱۶۰ مگاهرتز) حداکثر طول مجموعه آموزش قابل پیاده-سازی برروی آن ۱۰ بدست آمد. همچنین جهت به روز رسانی مجموعه آموش در هر بار اجرای حلقه کنترل قدیمی ترین زوج آموزش را حذف کرده و جدید ترین زوج آموزش را به مجموعه آموزش اضافه می کنیم. پیاده سازی روش شناسایی آنلاین به این صورت می باشد که همزمان با پیاده سازی کنترل کننده پیش بین سرعت بر اساس مدل شناسایی شده پارامترهای شناسایی شده از روش آنلاین با روش آفلاین به زیر ۲۰ درصد رسید، کنترل کننده پیش بین بر اساس مدل شناسایی شده زمین که اختلاف پارامترهای شناسایی شده از روش آنلاین با روش آفلاین به زیر ۲۰ درصد خواهد کرد. روند همگر ای پارامترهای تابع تبدیل سرعت به جریان مدل آنلاین به مدل آفلاین به صورت شکل ۱۳ می باشد.





شکل۱۳ همگرایی پارامترهای مدل آنلاین به آفلاین تابع تبدیل سرعت به جریان

در نرم افزار متلب هر ۱۰ میلی ثانیه مقدار پارامترهای مدل را از طریق کابل شبکه میخوانیم. مطابق شکل ۱۳ روند شناسایی پارامترها در روش آنلاین کند میباشد و حدود ۱۰ ثانیه طول میکشد. دلیل این امر کم بودن طول مجموعه آموزش میباشد. مسلما با افزایش طول مجموعه آموزش سرعت شناسایی آنلاین بیشتر خواهد شد.

۱۱ - نتیجه گیری

در این مقاله کنترل کننده پیش بین موقعیت و سرعت مبتنی بر مدل شبکه عصبی ماشین های بردار پشتیبان حداقل مربعات را با ساختار سری طراحی کرده و برروی سرودرایور پیاده سازی کردیم. در این روش حلقه کنترل گشتاور را بر اساس روش شناسایی HFI و حلقه های کنترل موقعیت و سرعت را بر اساس مدل شبکه عصبی بستیم. مزیت بزرگ این روش این است که تمامی حلقه های کنترلی به صورت خودکار و بر اساس مدل فرآیند طراحی شدند. علاوه براین روش پیشنهادی به خوبی توانست اثر مخرب ناشی از اصطکاک غیر خطی کولمب را در سرعتهای پایین و توانایی دنبال کردن تغییرات دینامیکی کند در فرآیند را دارا می باشد و با بهبود سرعت پردازش میکروکنترلر و طول مجموعه آموزش می توان

مراجع

- B. Armstrong, B. Dupont, and C.D. Wit, "A survey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction," Automatica, vol. 30, no. 7, pp. 1083-1138, 1994.
- [2] Guanrong Chen, Ying Chen, and H. Ogmen, "Identifying chaotic systems via a Wienertype cascade model, IEEE Control Systems, vol. 17, no. 5, pp. 29-36, 1997.
- [3] Ming Xu, Guanrong Chen, and Yan-TaoTian, "Identifying chaotic systems using Wiener and Hammerstein cascade models," Mathematical and Computer Modelling, vol. 33, no. 4-5, pp. 483-493, 2001.
- [4] Norquay SJ, Palazoglu A, Romagnoli JA, "Model predictive control based on Wiener

Learning for DC Motor with Flexible Shaft," Arabian Journal for Science and Engineering, vol. 40, no. 8, pp. 2389-2406, 2015.

- [16] F. Cameron, D.E. Seborg, "A self-tuning controller with a PID structure," International Journal of Control, vol. 38, no. 2, pp. 401–17, 1983.
- [17] Reza Akbari Hasanjani, Shahram Javadi, Reza Sabbaghi Nadooshan, "DC motor speed control by self-tuning fuzzy PID algorithm," Transactions of the Institute of Mesearment and Control, vol. 37, no. 2, 2015.
- [18] P. Vega, C. Prada, V. Aleixander, "Self-tuning predictive PID controller," IEE Proceedings, Control Theory and Applications, vol. 138, no. 3, pp. 303–311, 1991.
- [19] F.G. Martins, A.N. Coelho, "Application of feed-forward artificial neural networks to improve process control of PID-based control algorithms," Computers and Chemical Engineering, vol. 24, no. 2-7, pp. 853–858, 2000.
- [20] J. Chen, T.C. Huang, "Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control," Journal of Process Control, vol. 14, no. 2, pp. 211–230, 2004.
- [21] X.F. Yuan, Y.N. Wang, "Neural networks based self-learning PID control of electronic throttle," Nonlinear Dynamics, vol. 55, no. 4, pp. 385–393, 2009.
- [22] Xing-Song Wang, Chun-Yi Su, Henry Hong, "Robust adaptive control of a class of nonlinear systems with unknown dead-zone," Automatica, vol. 40, no. 3, pp. 407–413, 2004.
- [23] W. Zhonghua, Y. Bo, C. Lin, Z. Shusheng, "Robust adaptive deadzone compensation of DC servo system," IEE Proceedings - Control Theory and Applications, vol. 153, no. 6, pp. 709-713, 2006.
- [24] J. Zhou, C. Wen, Y. Zhang, "Adaptive output control of nonlinear systems with uncertain deadzone nonlinearity," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 51, no. 3, pp. 504– 511, 2006.
- [25] S. Ibrir, W.F. Xie, C.Y. Su, "Adaptive tracking of nonlinear systems with nonsymmetric deadzone input," Automatica, vol. 43, no. 3, pp. 522–530, 2007.
- [26] Seong Ik Han, Kwon Soon Lee, Min Gyu Park, and Jang Myung Lee, "Robust adaptive deadzone and friction compensation of robot manipulator using RWCMAC network," Journal of Mechanical Science and

models," Chemical Engineering Science, vol. 53, no. 1, pp. 75-84, 1998.

- [5] H. Al-Duwaish, M.N. Karim, V. Chandrasekar, "Use of multilayer feedforward neural networks in identification and control of Wiener model," IEE Proceedings Control Theory and Applications, vol. 143, no. 3, pp. 255-258, 1996.
- [6] A. anczak, "Neural network approach for identification of Hammerstein systems," International Journal of Control, vol. 76, no. 17, pp. 1749–1766, 2003.
- [7] M.A. Mahini, M. Teshnehlab, and M. A. khanehsar, "Nonlinear System Identification Using Hammerstein-Wiener Neural Network and subspace algorithms," Journal of Advances in Computer Engineering and Technology, vol. 1, no. 3, 2015.
- [8] Mingyong Cui, Haifang Liu, Zhonghui Li, Yinggan Tang, and Xinping Guan, "Identification of Hammerstein model using functional link artificial neural network," Elsevier Science Publishers Neurocomputing, vol. 142, pp. 419-428, 2014.
- [9] T. Kara, I. Eker, "Nonlinear modeling and identification of a DC motor for bidirectional operation with real time experiments," Energy Conversion and Management, vol. 45, no. 7-8, pp. 1087-1106, 2004.
- [10] J. Peng, R. Dubay, "Identification and adaptive neural network control of a DC motor system with dead-zone characteristics," ISA Transactions, vol. 50, no. 4, pp. 588-598, 2011.
- [11] S. Bennett, "Development of the PID controller," IEEE Control Systems Magazine vol. 13, no. 6, pp. 58-62, 1993.
- [12] M.N. Howell, T.J. Gordon, M.C. Best, "The application of continuous action reinforcement learning automata to adaptive PID tuning," IEEE Seminar on learning systems for control, 2000.
- [13] Chun-Fei Hsu, Bore-Kuen Lee, "FPGA-based adaptive PID control of a DC motor driver via sliding-mode approach," Expert Systems with Applications, vol. 38, no. 9, pp. 11866-11872, 2011.
- [14] Ruben Tapia-Olvera, Francisco Beltran-Carbajal, Omar Aguilar-Mejia, and Antonio Valderrabano-Gonzalez, "An Adaptive Speed Control Approach for DC Shunt Motors," Energies, 2016.
- [15] A.Aziz Khater, Mohammad El-Bardini, and Nabila M. El-Rabaie, "Embedded Adaptive Fuzzy Controller Based on Reinforcement

DOI: 10.29252/joc.13.2.53

Wiener models," Journal of Process Control,

- vol. 19, no. 7, pp. 1174-1181, 2009.
- [38] I.B. Tijani, Rini Akmeliawati, "Support vector regression-based friction modeling and compensation in motion control system," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 25, no. 5, pp. 1043-1052, 2012.
- [39] Serdar Iplikci, "A support vector machinebased control application to the experimental three tank system," ISA Transactions, vol. 49, no. 3, pp. 376-386, 2010.
- [40] Vincent Laurain, Roland Tóth, Dario Piga, and Wei Xing Zheng, "An instrumental least squares support vector machine for nonlinear system identification," Automatica, vol. 54, pp. 340-347, 2015.
- [41] He Yanzhao, Zheng Shiqiang, and Fang Jiancheng, "Start-up current adaptive control for sensorless high-speed brushless DC motors based on inverse system method and internal mode controller," Chinese Journal of Aeronautics, vol. 28, 2016.
- [42] Johan Suykens, "Least Squares Support Vector Machines, " NATO-ASI Learning Theory and Practice Leuven July 2002.
- [43] Ruchika, Neha Raghu, "Model Predictive Control: History and Development," International Journal of Engineering Trends and Technology(IJETT), vol. 4, no. 6, pp. 2600-2602, 2013.
- [44]D.W. Clarke, "Generalized predictive control," Automatica, vol. 23, no. 2, pp. 137-148, 1987.

Technology, vol. 25, no. 6, pp. 1583-1594, 2011

- [27] Jianyong Yao, Zongxia Jiao, and Dawei Ma, "Adaptive Robust Control of DC Motors with Extended State Observer," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 61, no. 7, pp. 3630-3637, 2014.
- [28] J.O. Jang, G.J. Jeon, "A parallel neurocontroller for DC motors containing nonlinear friction," Neurocomputing, vol. 30, no. 1-4, pp. 233–248, 2000.
- [29] R.R. Selmic, F.L. Lewis, "Deadzone compensation in motion control systems using neural networks," IEEE Transactions on Automatic Control, 2000.
- [30] T.P. Zhang, S.S. Ge, "Adaptive neural control of MIMO nonlinear state time-varying delay systems with unknown dead-zones and gain signs," Automatica, vol. 43, no. 6, pp. 1021-1033, 2007.
- [31] Lei Liu, Yan-Jun Liu, and C.L. Philip Chen, "Adaptive Neural Network Control for a DC Motor System with Dead-Zone," Nonlinear Dynamics, vol. 72, no. 1-2, pp. 141-147, 2013.
- [32] Liping Fan, Yi Liu, "Fuzzy Self-Tuning PID Control of the Main Drive System for Four-High Hot Rolling Mill," Journal of Advanced Manufacturing Systems, vol. 14, no. 1, pp. 11-22, 2015.
- [33] S.Y. Oh, D.J. Park, "Design of new adaptive fuzzy logic controller for nonlinear plants with unknown or time-varying dead zones," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 6, no. 4, pp. 482-491, 1998.
- [34] F.L. Lewis, W.K. Tim, L.Z. Wang, and Z.X. Li, "Deadzone compensation in motion control systems using adaptive fuzzy logic control," IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 7, no. 6, pp.731-742, 1999.
- [35] Luting Miao, Yuxin Sun, Huangqiu Zhu, AND Xianxing Liu, "Decoupling Control of Bearingless Induction Motor Based on LS-SVM Inverse System," Mechanics and Materials, vol. 703, pp. 331-334, 2015.
- [36] Hossam Mohammad Khalil, and Mohamad El Bardini, "Support Vector Machines Based Adaptive Controller for Piston Hydraulic Motor," International Journal of Control and Automation, vol. 4, no. 3, 2011.
- [37] Stefan Tötterman, Hannu T. Toivonen, "Support vector method for identification of

Downloaded from joc-isice.ir on 2025-09-03