

## **A New Method for Controlling the Speed of a Surface Permanent Magnet Synchronous Motor using Fuzzy Comparative Controller with Hybrid Learning**

**Jafar Tavoosi<sup>1</sup>, Rahmat Azami<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Dept. of Electrical Engineering, Ilam University, Ilam, Iran

<sup>2</sup> Faculty of Engineering, Ilam University, Ilam, Iran

### **Abstract:**

In this paper, the fuzzy neural controller has been used to control the speed of the surface permanent magnet synchronous motor, despite its uncertainty in parameters and torque load. This method first uses a variety of local controllers (such as PIDs, LQRs, etc.) for different engine operating points and for different uncertainties and torque for precise engine control. Then the adaptive fuzzy controller learns that all of the local controllers are included and therefore, despite the indeterminacy in the parameters and torque of the motor, the reference speed with fast response and the least stable mode error are followed. Fuzzy neural network training algorithm is a mixed method, which is a combination of two methods of least squares and descending gradients with error propagation method. The least squares method is used to adjust the linear parameters of the output layer and the descending gradient algorithm uses an error propagation method for adjusting and updating the nonlinear parameters of the fuzzy layer. In the end, simulation of this controller is compared with  $H_{\infty}$ , Fuzzy and PID controller. Simulation results show the effectiveness of the proposed method in the paper.

**Keywords:** Neural Network, Fuzzy System, Surface Permanent Magnet Synchronous Motor (SPMSM).

## روشی نو در کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی با استفاده از کنترل کننده

## تطبیقی عصبی فازی با آموزش ترکیبی

جعفر طاوسی<sup>۱</sup>، رحمت اعظمی<sup>۲</sup>

۱- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه ایلام - ایلام - ایران

j.tavoosi@ilam.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه ایلام - ایلام - ایران

azami.rahmat@yahoo.com

**چکیده:** در این مقاله از کنترل کننده عصبی فازی برای کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی با وجود نامعینی در پارامترها و گشتاور بار استفاده شده است. در این روش ابتدا از انواع کنترل کننده های محلی (مانند **LQR PID** و ...) برای نقاط کار مختلف موتور و برای حالات مختلف نامعینی و گشتاور بار برای کنترل دقیق موتور استفاده می شود. سپس کنترل کننده عصبی فازی تطبیقی به گونه ای آموزش می بیند که تمامی کنترل کننده های محلی را شامل شود و در نتیجه، با وجود نامعینی در پارامترها و گشتاور بار در موتور، سرعت مرجع با پاسخ سریع و کمترین خطای حالت ماندگار دنبال می شود. الگوریتم آموزش شبکه عصبی فازی، روش مختلط است که ترکیبی از دو روش حداقل مربعات و گرادیان نزولی با روش پس انتشار خطا است. از روش حداقل مربعات برای تنظیم پارامترهای خطی لایه خروجی و از الگوریتم گرادیان نزولی با روش پس انتشار خطا برای تنظیم و به روزرسانی پارامترهای غیرخطی لایه فازی ساز استفاده می شود. در پایان به کمک شبیه سازی، این کنترل کننده با کنترل کننده های  $H_{\infty}$  و **Fuzzy PID** مقایسه شده است. نتایج شبیه سازی نشان دهنده کارایی روش پیشنهادی در مقاله است.

**واژه های کلیدی:** شبکه عصبی، سیستم فازی، موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی

## ۱- مقدمه

مهم ترین دلایل رشد سریع استفاده از منطق فازی، پیاده سازی تفکر و استدلال بشری به صورت قواعد اگر - آنگاه است. یکی از کاربردهای منطق فازی، مدل سازی فازی است. مدل سازی فازی شامل حصول قواعد فازی «اگر - آنگاه» از داده ورودی - خروجی سیستم، ایجاد ساختار اولیه مدل (شناسایی ساختاری) و آموزش مدل (شناسایی پارامتری) است [۱]. یکی از راههای به دست آوردن قواعد اگر - آنگاه و شناسایی پارامترهای مدل فازی، ترکیب منطق فازی و شبکه های عصبی است. این ترکیب می تواند به عنوان کنترل کننده هوشمند در سیستم های مختلف استفاده شود. هدف این مقاله، کنترل عصبی فازی موتور سنکرون است؛ بنابراین، ابتدا مختصری از کارهای اخیر بررسی می شوند.

در چند دهه اخیر، منطق فازی رشد چشمگیری در بسیاری از علوم داشته است. از دلایل رشد منطق فازی گفتنی است این منطق به ریاضیات قوی نیازمند نیست و همچنین، در اعمال منطق فازی به سیستم های مختلف، به مدل دینامیکی دقیق سیستم احتیاج نیست [۱]. یکی از

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۵/۱۵

نام نویسنده مسئول: جعفر طاوسی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - ایلام - دانشگاه ایلام - دانشکده

فنی و مهندسی - گروه مهندسی برق

۵۸ روشی نو در کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی با استفاده از کنترل‌کننده تطبیقی عصبی فازی ...

غیرخطی لایه ورودی شامل پارامترهای توابع عضویت ورودی استفاده می‌شود.

در این مقاله روش جدیدی بر مبنای شبکه تطبیقی عصبی فازی به صورت **offline** ارائه می‌شود. در این روش، ابتدا شبکه تطبیقی عصبی فازی تغییرات دینامیک موتور در نقاط کاری مختلف و با گشتاور بار مختلف (با پارامترهای متغیر تصادفی) را شناسایی می‌کنند و با روش آموزش ترکیبی حداقل مربعات و گرادیان کاهشی آموزش می‌بینند. روش شناسایی نیز به این صورت است که برای هر نقطه کار، هر مقدار اغتشاش و گشتاور بار و تغییرات تصادفی پارامترها، یک کنترل‌کننده محلی دقیق مانند **LQR**، **PID**، **LQG** و ... به صورت محلی، طراحی و سپس ورودی و خروجی این مجموعه کنترل‌کننده به یک شبکه عصبی فازی تطبیقی با آموزش ترکیبی اعمال می‌شود و شبکه تمامی کنترل‌کننده‌ها را پوشش می‌دهد. در این حالت، شبکه آموزش دیده توانایی مقابله با شرایط مختلف را دارد و با دقت بالایی می‌توان سرعت موتور را کنترل کرد. در ادامه، ابتدا معادلات دینامیکی موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی، بیان و سپس ساختار شبکه تطبیقی عصبی فازی و روابط آن ارائه خواهند شد؛ در نهایت، ترکیب کنترل‌کننده و موتور و نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌شوند.

## ۲- مدل دینامیکی موتور سنکرون مغناطیس دائم

مدل دینامیکی موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی براساس روابط (۱) و (۲) نشان داده می‌شوند [۱۹].

$$\begin{cases} \frac{dI_d}{dt} = \frac{U_d}{L} - \frac{RI_d}{L} + \omega_r I_q \\ \frac{dI_q}{dt} = \frac{U_q}{L} - \frac{RI_q}{L} - \omega_r I_d - \frac{\phi_f}{L} \cdot \omega_r \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{1}{J_m} (T_e - T_L - B_m \omega_r) \\ \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r \end{cases} \quad (2)$$

که در آنها  $I_d$  و  $U_d$  به ترتیب جریان و ولتاژ محور  $d$ ،  $I_q$  و  $U_q$  جریان و ولتاژ محور  $q$ ،  $\omega_r$  سرعت زاویه‌ای روتور،  $\theta_r$  موقعیت زاویه‌ای روتور،  $L$  اندوکتانس،  $R$

در [۲] ابتدا با شبکه عصبی با آموزش پس انتشار خطا نامعینی دینامیک موتور سنکرون مغناطیس دائم، شناسایی و سپس از آن برای تنظیم پارامترهای کنترل فازی استفاده شده است. به کمک شبیه‌سازی در این مرجع، شبکه عصبی فازی با کنترل‌کننده **PID**، مقایسه و نشان داده شده است که شبکه‌های عصبی فازی با دقت درخور قبولی قادر به ردیابی مدل مرجع اند. همچنین، مشکل فراجهدش کنترل‌کننده **PID** در کنترل‌کننده عصبی فازی وجود ندارد. در [۳] از کنترل فازی **TSK** با آموزش گرادیان کاهشی و روش پس انتشار خطا برای کنترل موتور سنکرون مغناطیس دائم شش فاز استفاده شده است.

امروزه روش‌های ترکیبی عصبی فازی با مدل لغزشی [۴، ۵]، بازگشت به عقب [۶]، کنترل مقاوم [۷]، [۸]، تخمین گر تطبیقی [۹] و ... برای کنترل سرعت و موقعیت موتور سنکرون مغناطیس دائم بسیار پرکاربرد شده است.

پیاده‌سازی سخت‌افزاری کنترل عصبی فازی با قابلیت آموزش **online** بسیار مشکل است. با وجود اینکه بیش از ۲۰ سال از پیاده‌سازی سخت‌افزاری سیستم‌های هوش محاسباتی با آموزش **online** می‌گذرد [۱۰]، هنوز در صنعت **PID** و کنترل‌کننده‌های ساختار ثابت استفاده می‌شوند؛ زیرا شامل مشتق‌گیری و به‌روزرسانی لحظه‌ای پارامترهاست و باوجود نویز و اغتشاش در سیستم فیزیکی، این کار هنوز جا نیافتاده و به تغییرات در سیستم آموزش شبکه‌های عصبی و عصبی فازی و نیز تغییرات در تراشه‌ها نیازمند است [۱۱]. روش آموزش ترکیبی حداقل مربعات و گرادیان کاهشی در [۱۲] معرفی شد. این روش سرعت بالایی در آموزش شبکه دارد و از نظر پیاده‌سازی، کمترین مشکلات سخت‌افزاری و نویزپذیری را دارد و در سال‌های اخیر بسیار استفاده شده است [۱۳-۱۸].

در مقاله حاضر از روش ترکیبی حداقل مربعات و الگوریتم گرادیان نزولی و روش پس انتشار خطا برای آموزش شبکه عصبی فازی تطبیقی (**ANFIS**) استفاده شده است. در روش ترکیبی، از روش حداقل مربعات، برای تنظیم پارامترهای خطی لایه خروجی و از الگوریتم گرادیان نزولی و روش پس انتشار خطا برای تنظیم پارامترهای

(۱) اگر  $x$  برابر  $A_1$  و  $y$  برابر  $B_1$  باشد، آنگاه

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

(۲) اگر  $x$  برابر  $A_2$  و  $y$  برابر  $B_2$  باشد، آنگاه

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

در شکل (۱) لایه اول، لایه فازی ساز است. در این شکل برای هر کدام از ورودی‌ها دو تابع عضویت در نظر گرفته شده است. ورودی عددی در این لایه به یک عدد فازی تبدیل می‌شود؛ برای مثال، اگر توابع عضویت گوسی باشند، خروجی لایه اول به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$O_i^1 = \mu_{A_i^k}(x_i) = \exp \left[ - \left( \frac{x_i - m_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \quad (۷)$$

$$i = 1.2. \dots n ; k = 1.2. \dots l$$

که در آن  $\mu_{A_i^k}$  تابع عضویت متغیر زبانی  $A_i^k$  مربوط به  $i$ امین ورودی و قاعده  $k$ ام است. در رابطه (۷)،  $m_i^k$  مرکز تابع گوسی و  $\sigma_i^k$  انحراف از معیار تابع گوسی است. در لایه دوم، قواعد فازی ساخته می‌شوند. اگر در گره لایه دوم از عملگر AND استفاده شده باشد، خروجی لایه دوم به صورت زیر است:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i} * \mu_{B_i} \quad (۸)$$

در لایه سوم، عمل نرمال‌سازی انجام می‌شود؛ به این صورت که خروجی هر گره از لایه دوم به مجموع تمامی خروجی‌های لایه دوم تقسیم می‌شود.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (۹)$$

در لایه چهارم، خروجی لایه سوم در یک تابع ضرب می‌شود که ترکیب خطی از ورودی‌هاست.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (۱۰)$$

در تک گره لایه پنجم، خروجی تمام گره‌های لایه چهارم با هم جمع می‌شوند.

$$O^5 = f = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (۱۱)$$

برای آموزش شبکه عصبی فازی از ترکیب روش حداقل مربعات برای به روزرسانی پارامترهای لایه چهارم و روش پس انتشار خطا برای به روزرسانی  $(p_i, q_i, r_i)$

مقاومت استاتور و  $\varphi_f$  شار مغناطیسی موتور است.

$T_L$  گشتاور بار،  $B_m$  ضریب اصطکاک و  $J_m$  اینرسی است.

گشتاور الکتریکی از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$T_e = \frac{3}{2} P [\varphi_f i_q] \quad (۳)$$

در رابطه (۳)،  $P$  تعداد قطب‌های موتور است.

طبق رابطه (۳)، با ثابت نگه داشتن جریان محور  $d$ ، می‌توان گشتاور را با جریان محور  $q$  کنترل کرد؛ در این راستا رابطه (۳) به صورت رابطه (۵) نوشته می‌شود:

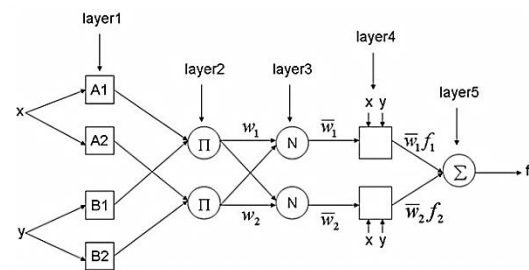
$$T_e = K_t i_q \quad (۴)$$

$$K_t = \frac{3}{2} P \varphi_f \quad (۵)$$

در رابطه (۵)،  $K_t$  یک مقدار ثابت است؛ بنابراین، با کنترل جریان  $i_q$ ، گشتاور کنترل می‌شود.

### ۳- شبکه عصبی فازی

با وجود رشد گسترده منطق فازی، هنوز روند سینماتیکی برای طراحی یک کنترل‌کننده فازی وجود ندارد [۱]؛ اما یک شبکه عصبی این توانایی را دارد که از محیط آموزش ببیند (جفت‌های ورودی - خروجی)، ساختارش را مرتب کند و با شیوه‌ای، تعامل خود را تطبیق دهد. بنابراین، با ترکیب منطق فازی و شبکه عصبی می‌توان بر این مشکل فائق آمد. شبکه‌های عصبی فازی قابلیت آموزش و استخراج قوانین فازی و تنظیم پارامترهای توابع عضویت را دارند. در شکل (۱) ساختار یک شبکه عصبی فازی تطبیقی<sup>۱</sup> با دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $f$  نشان داده شده است.



شکل (۱): شبکه عصبی فازی مدل TSK

برای ساختار شکل (۱)، دو قاعده فازی تعریف شده است:

۶۰ روشی نو در کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی با استفاده از کنترل کننده تطبیقی عصبی فازی ...

$$A^T A \hat{\theta} = A^T Y \quad (19)$$

اگر ماتریس  $A^T A$  تکین نباشد،  $\hat{\theta}$  از حل معادله (۲۰) به دست می آید.

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (20)$$

در روابط (۲۰-۱۲)، اگر داده جدیدی به شبکه اعمال شود، تمامی محاسبات بالا تکرار می شوند؛ به همین دلیل، بهتر است از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی استفاده شود. روابط (۲۱) و (۲۲) بیان کننده الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی اند.

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}^T P_k}{1 + a_{k+1}^T P_k a_{k+1}} \quad (21)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}^T \theta_k) \quad (22)$$

در رابطه (۲۱)،  $P_k$  ماتریس واریانس خطا و  $a_{k+1}$  بردار ضرایب است.

برای مثال، برای تخمین پارامترهای لایه خروجی شبکه عصبی فازی ساختار شکل (۱)، مقادیر بردارهای  $A$  و  $\theta$  به فرم زیر است:

$$f = (w_1 x) p_1 + (w_1 y) q_1 + w_1 r_1 + (w_2 x) p_2 + (w_2 y) q_2 + w_2 r_2 \quad (23)$$

$$a = [w_1 x \ w_1 y \ w_1 \ w_2 x \ w_2 y \ w_2] \cdot \theta = [p_1 \ q_1 \ r_1 \ p_2 \ q_2 \ r_2]^T \quad (24)$$

در این قسمت روش پس انتشار خطا با الگوریتم گرادینان نزولی تعریف می شود. فرض می شود شبکه عصبی فازی  $L$  لایه دارد و لایه  $l$ ام،  $N(l)$  نرون دارد. خروجی نرون  $i$  از لایه  $l$ ، با نماد  $x_{l,i}$  و تابع نرون  $i$  از لایه  $l$ ، با نماد  $f_{l,i}$  نشان داده می شود.

$$x_{l,i} = f_{l,i}(x_{l-1,1}, \dots, x_{l-1,N(l-1)}, \alpha, \beta, \gamma, \dots) \quad (25)$$

در رابطه (۲۵)،  $\alpha, \beta, \gamma, \dots$  پارامترهای نرون اند که باید در هر مرحله آموزش به روزرسانی شوند. فرض می شود تعداد کل داده هایی برابر  $P$  باشد که برای آموزش یک شبکه چند ورودی - چند خروجی استفاده می شود. فرض می شود زوج ورودی - خروجی  $p$ ام ( $1 \leq p \leq P$ ) به شبکه

پارامترهای تابع عضویت گوسی ( $\sigma_i^k, m_i^k$ ) استفاده می شود.

در روش حداقل مربعات، فرض می شود خروجی شبکه از رابطه (۱۲) به دست آید [۶].

$$y = \theta_1 f_1(U) + \theta_2 f_2(U) + \dots + \theta_n f_n(U) \quad (12)$$

که در آن،  $U = [u_1, \dots, u_n]$  بردار ورودی به شبکه،  $f_1, \dots, f_n$  توابعی مشخص از بردار ورودی و  $\theta_1, \dots, \theta_n$  نیز پارامترهای خروجی است که باید حین آموزش شبکه به روزرسانی شوند. فرض می شود برای آموزش شبکه، زوج ورودی - خروجی به صورت  $\{(u_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$  در اختیار باشد. رابطه (۱۲) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$A \theta = Y \quad (13)$$

که در آن،  $A$  یک ماتریس  $m \times n$  و به صورت زیر است:

$$A = \begin{bmatrix} f_1(u_1) & \dots & f_n(u_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(u_m) & \dots & f_n(u_m) \end{bmatrix} \quad (14)$$

و  $\theta$  بردار پارامترهای خروجی و به صورت زیر است:

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad (15)$$

و خروجی نیز به صورت یک بردار  $m \times 1$  و به صورت زیر است:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (16)$$

همواره  $m > n$  و نیز خطای مدل سازی  $e$  وجود دارد؛ بنابراین، رابطه (۱۳) به صورت زیر نوشته می شود:

$$A \theta + e = Y \quad (17)$$

هدف یافتن  $\hat{\theta}$ ، به گونه ای است که تابع هزینه زیر مینیمم شود.

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e \quad (18)$$

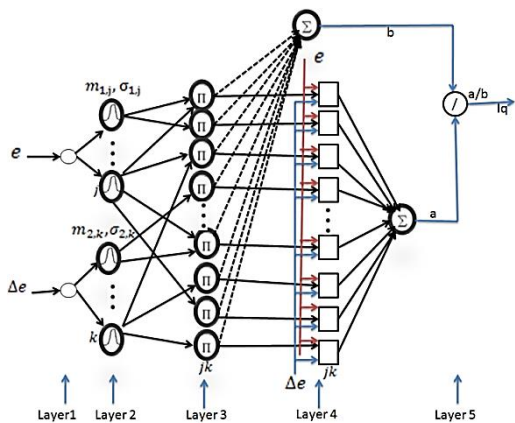
که در آن  $a_i$  سطر  $i$ ام ماتریس  $A$  است. فرض کنید اگر تابع هزینه مینیمم شود، آنگاه  $\hat{\theta} = \theta$  به دست می آید؛ بنابراین،

$$\alpha_{new} = \alpha_{old} + \Delta\alpha \quad (31)$$

که در آن،

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (32)$$

برای پیاده‌سازی روش پس انتشار خطا، ابتدا شبکه عصبی فازی شکل (۲) با دو ورودی  $\Delta e$  و  $e$  و خروجی  $I_q^*$  و تابع عضویت گوسی را در نظر بگیرید. در این شبکه، تعداد توابع عضویت برای ورودی  $e$ ، برابر  $J$  و برای ورودی  $\Delta e$  برابر  $k$  در نظر گرفته شده است. پارامترهای ورودی شبکه که با آموزش شبکه به روزرسانی می‌شوند، عبارت‌اند از  $m_{1,j}$  (مرکز تابع عضویت گوسی برای ورودی  $e$ )،  $\sigma_{1,j}$  (انحراف (مرکز تابع عضویت گوسی برای ورودی  $\Delta e$ ))،  $m_{2,k}$  (مرکز تابع عضویت گوسی برای ورودی  $e$ ) و  $\sigma_{2,k}$  (انحراف از معیار تابع عضویت گوسی برای ورودی  $\Delta e$ )).



شکل (۲): شبکه عصبی فازی استفاده شده به عنوان کنترل کننده

ابتدا تابع هزینه به صورت رابطه (۳۳) تعریف می‌شود

$$E(k) = \frac{1}{2} (W_{ref}(k) - W_a(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (33)$$

در رابطه (۳۳)،  $W_{ref}$  سرعت مرجع و  $W_a$  سرعت واقعی موتور است. خطای لایه پنجم از رابطه (۳۴) محاسبه می‌شود.

$$\delta_0^{IV} = -\frac{\partial E}{\partial O_0^{IV}} = e \quad (34)$$

خطای لایه چهارم از رابطه (۳۵) به دست می‌آید.

اعمال شود و مجموع مربعات خطای مربوط به این داده از رابطه (۲۶) به دست می‌آید.

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(L)} (d_k - x_{L,k})^2 \quad (26)$$

در رابطه (۲۶)،  $d_k$  خروجی مطلوب شبکه و  $x_{L,k}$  خروجی واقعی شبکه مربوط به نرون  $k$ ام است. در آموزش شبکه با  $P$  داده، هدف، حداقل کردن خطای مربوط به کل داده‌های آموزش، یعنی  $E = \sum_{p=1}^P E_p$  است که لازمه این کار، حداقل کردن خطای هریک از داده‌های آموزش است. اساس الگوریتم گرادیان نزولی و روش پس انتشار خطا بر پایه مشتق است؛ به این صورت که در هر مرحله مشتق خطا به پارامتر مجهول محاسبه می‌شود تا مقدار بهینه پارامتر مجهول به دست آید. به این ترتیب، از لایه خروجی شروع می‌شود و پارامترها به روزرسانی می‌شوند تا به لایه ورودی برسد. در رابطه (۲۷)، خطای نرون  $l$ ام از لایه خروجی ( $L$ ) محاسبه می‌شود.

$$\epsilon_{L,i} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{L,i}} \quad (27)$$

به همین ترتیب، برای نرون  $l$ ام از لایه  $l$ ام، خطای از رابطه (۲۸) به دست می‌آید.

$$\begin{aligned} \epsilon_{L,i} &= \frac{\partial E_p}{\partial x_{L,i}} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \frac{\partial E_p}{\partial x_{l+1,m}} \times \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{L,i}} \\ &= \sum_{m=1}^{N(l+1)} \epsilon_{L,i} \times \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{L,i}} \end{aligned} \quad (28)$$

برای مثال، اگر پارامتر نرون  $l$ ام از لایه  $l$ ام باشد، خطای از رابطه (۲۹) به دست می‌آید.

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{L,i}} \times \frac{\partial f_{l,i}}{\partial \alpha} = \epsilon_{L,i} \frac{\partial f_{l,i}}{\partial \alpha} \quad (29)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial \alpha} \quad (30)$$

بنابراین، برای به روزرسانی پارامتر طی آموزش از رابطه (۳۱) استفاده می‌شود.

۶۲ روشی نو در کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی با استفاده از کنترل کننده تطبیقی عصبی فازی ...

$$\Delta\sigma_{2,k}(k) = -\frac{\partial E}{\partial\sigma_{2,k}} = -\frac{\partial E}{\partial\mu_{2,k}} \frac{\partial\mu_{2,k}}{\partial\sigma_{2,k}} \quad (41)$$

$$= \delta_{2,k}^{II} \frac{2(x_{2,k} - m_{2,k})^2}{(\sigma_{2,k})^3}$$

$$\begin{cases} m_{1,j}(k) = m_{1,j}(k-1) + \mu_m \Delta m_{1,j}(k) \\ m_{2,k}(k) = m_{2,k}(k-1) + \mu_m \Delta m_{2,k}(k) \end{cases} \quad (42)$$

$$\begin{cases} \sigma_{1,j}(k) = \sigma_{1,j}(k-1) + \mu_\sigma \Delta\sigma_{1,j}(k) \\ \sigma_{2,k}(k) = \sigma_{2,k}(k-1) + \mu_\sigma \Delta\sigma_{2,k}(k) \end{cases} \quad (43)$$

گفتنی است در روش آموزش ترکیبی، ابتدا پارامترهای قسمت مقدم با مقادیر اولیه و به صورت ثابت در نظر گرفته شده است و سپس تمامی داده‌ها به شبکه اعمال می‌شوند؛ در نهایت پس از محاسبه پارامترهای لایه خروجی، داده‌ها به صورت الگو به الگو به شبکه اعمال می‌شوند و از الگوریتم گرادینان نزولی و با روش پس‌انتشار خطا پارامترهای غیرخطی لایه فازی ساز محاسبه می‌شوند.

#### ۴- استفاده از شبکه عصبی فازی به‌عنوان کنترل کننده سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم

ساختار درایو استفاده شده به همراه کنترل کننده عصبی فازی برای کنترل سرعت موتور در شکل (۳) نشان داده شده است. شبکه عصبی فازی ابتدا به صورت *offline* و با ترکیب دو روش حداقل مربعات و گرادینان نزولی با روش پس‌انتشار خطا آموزش دیده است و پس از آموزش شبکه و قرارداد آن به‌عنوان کنترل کننده در بلوک دیاگرام شکل (۳)، سرعت موتور کنترل می‌شود. سیگنال‌های ورودی، کنترل کننده  $e$  و  $\Delta e$  و سیگنال خروجی کنترل کننده یا سیگنال کنترلی  $I_q^*$  است.

$$\delta_{jk}^{IV} = -\frac{\partial E}{\partial O_{jk}^{IV}} = \frac{\partial E}{\partial O_0^{IV}} \frac{\partial O_0^{IV}}{\partial O_{jk}^{IV}} = \frac{1}{b} \delta_0^{IV} \quad (35)$$

خطای لایه سوم از رابطه (۳۶) به دست می‌آید.

$$\delta_{jk}^{III} = -\frac{\partial E}{\partial O_{jk}^{III}} = -\frac{\partial E}{\partial O_{jk}^{IV}} \frac{\partial O_{jk}^{IV}}{\partial O_{jk}^{III}} = \delta_{jk}^{IV} f_{jk} \quad (36)$$

خطای لایه دوم برای هرکدام از ورودی‌ها از رابطه (۳۷) محاسبه می‌شود.

$$\begin{cases} \delta_{1,j}^{II} = -\frac{\partial E}{\partial O_{jk}^{II}} = \sum_k \delta_{jk}^{III} w_{jk} \\ \delta_{2,k}^{II} = -\frac{\partial E}{\partial O_{jk}^{II}} = \sum_j \delta_{jk}^{III} w_{jk} \end{cases} \quad (37)$$

در روابط (۳۸) تا (۴۳) به روزرسانی پارامترهای قسمت مقدم و تالی قواعد فازی بیان شده‌اند که شامل به‌روزرسانی پارامترهای مرکز و عرض تابع گوسی برای هرکدام از ورودی‌ها است [۲].

$$\Delta m_{1,j}(k) = -\frac{\partial E}{\partial m_{1,j}} = -\frac{\partial E}{\partial\mu_{1,j}} \frac{\partial\mu_{1,j}}{\partial m_{1,j}} \quad (38)$$

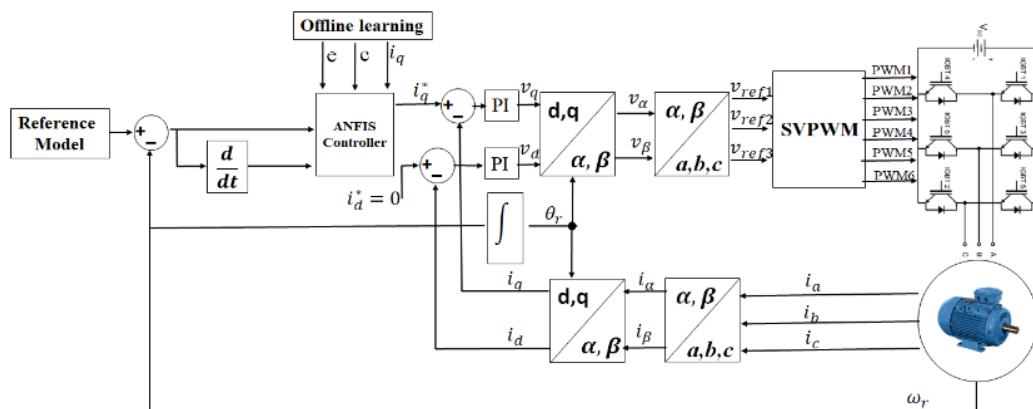
$$= \delta_{1,j}^{II} \frac{2(x_{1,j} - m_{1,j})}{(\sigma_{1,j})^2}$$

$$\Delta m_{2,k}(k) = -\frac{\partial E}{\partial m_{2,k}} = -\frac{\partial E}{\partial\mu_{2,k}} \frac{\partial\mu_{2,k}}{\partial m_{2,k}} \quad (39)$$

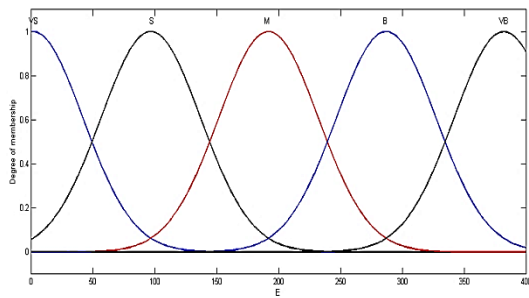
$$= \delta_{2,k}^{II} \frac{2(x_{2,k} - m_{2,k})}{(\sigma_{2,k})^2}$$

$$\Delta\sigma_{1,j}(k) = -\frac{\partial E}{\partial\sigma_{1,j}} = -\frac{\partial E}{\partial\mu_{2,k}} \frac{\partial\mu_{2,k}}{\partial\sigma_{1,j}} \quad (40)$$

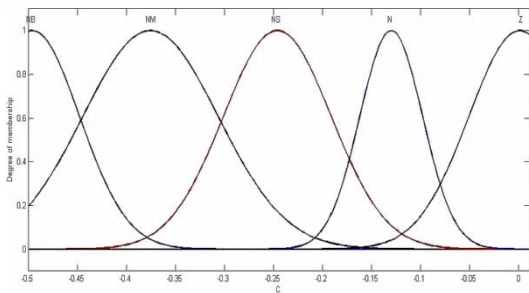
$$= \delta_{2,k}^{II} \frac{2(x_{1,j} - m_{1,j})^2}{(\sigma_{1,j})^3}$$



شکل (۳): ساختار درایو استفاده شده



شکل (۴): توابع عضویت ورودی e



شکل (۵): توابع عضویت ورودی c

در شکل (۴)، فضای ورودی e به پنج قسمت خیلی کوچک، کوچک، متوسط، بزرگ و خیلی بزرگ تقسیم شده است. همچنین در شکل (۵)، فضای ورودی c به پنج قسمت منفی بزرگ، منفی متوسط، منفی کوچک، منفی و صفر تقسیم شده است.

در جدول (۲)، ۲۵ قاعده فازی نشان داده شده است. همان‌طور که قبلاً گفته شد، خروجی شبکه عصبی فازی مدل سوگنو مرتبه یک، یک ترکیب خطی از ورودی‌ها و یک عدد غیرفازی است. در جدول (۲)، پارامترهای خطی سیگنال کنترلی  $I_q$ ، یعنی  $p$ ،  $q$  و  $r$  به ترتیب برای هر قاعده بیان شده‌اند.

جدول (۲): جدول قواعد فازی

c \ e	VS	S	M	B	VB
	NB	4e-5	.375	10.48	11.01
NM	-8e-8	-8e-4	-0.021	-0.017	-0.013
	2e-7	.0019	.0515	.0375	.0284
NS	.277	10.25	10.09	8.571	9.598
	-0.001	-0.022	-0.025	-0.015	-0.009
N	.0066	.0834	.0409	.0339	.026
	10.03	10.04	9.761	.536	10.9
Z	-0.046	-0.038	-0.022	-2e-4	-0.008
	.3069	.0938	.0806	.001	.0285
Z	9.981	10.02	9.585	.0053	.0027
	-0.22	-0.041	-0.002	0	0
Z	.1286	-.591	.0910	0	0
	10	10	10	10.01	10.01
Z	4.021	3.77	-.232	-1e-4	0
	4e-4	-.008	-.083	-.028	.0331

در شکل (۳)، ورودی‌های کنترل‌کننده از روابط (۴۴) و (۴۵) به دست می‌آیند:

$$e(k) = W_{ref}(k) - Wa(k) \quad (44)$$

$$c(k) = e(k) - e(k-1) \quad (45)$$

در شکل (۳)، دو کنترل‌کننده PI نقش حلقه کنترل جریان را به عهده دارند. اگر جریان  $i_d$  کنترل‌شده با جریان مرجع صفر در نظر گرفته شود، می‌توان PMSM را به صورت کوپل‌شده و همانند یک موتور DC با جریان  $i_q$  کنترل کرد [۲۰]. در شکل (۳) در اینورتر از مازول‌های IGBT استفاده شده است.

### ۵- شبیه‌سازی

برای شبیه‌سازی از ساختار شکل (۳) استفاده شده است. مشخصات موتور سنکرون مغناطیس دائم ۴ قطب استفاده‌شده به شرح جدول (۱) است [۲۰]:

جدول (۱): پارامترها و مقادیر نامی موتور

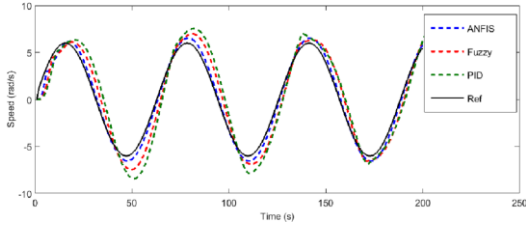
پارامتر	نماد	مقدار
توان نامی	$P_n$	1.5 kw
ولتاژ نامی	$V_{L-L}$	380 V
جریان نامی	$I$	4 A
سرعت نامی	$\omega_r$	377 rad/s
گشتاور نامی	$T_e$	3.6 Nm
مقاومت استاتور	$R_q = R_d = R$	1.5 $\Omega$
اندوکتانس	$L_q = L_d = L$	0.6 mH
شار مغناطیسی	$\varphi_f$	0.15 Wb
اینرسی	$J_m$	0.000646 Nm/s <sup>2</sup>
ضریب اصطکاک	$B_m$	0.00038 Nms/rad

در شبکه عصبی فازی به کار برده شده، برای هرکدام از ورودی‌ها از ۵ تابع عضویت استفاده شده است. توابع عضویت استفاده‌شده از نوع گوسی‌اند. در شکل‌های (۴) و (۵)، توابع عضویت هرکدام از ورودی‌ها نشان داده شده‌اند.



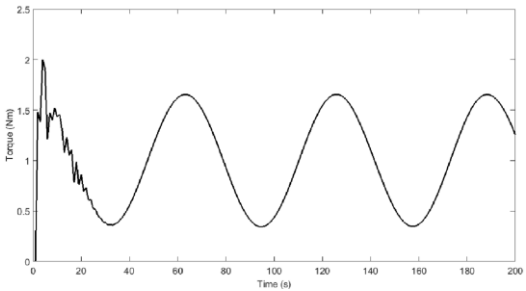
۶۴ روشی نو در کنترل سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم با استفاده از کنترل کننده تطبیقی عصبی فازی ...

در شکل (۱۰)، در  $T_L = 1N.m$ ,  $t = 100$  اعمال شده است.

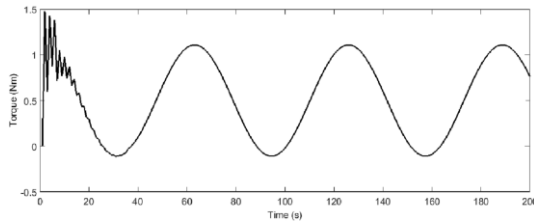


شکل (۱۰): سرعت مرجع و سرعت موتور با استفاده از ANFIS، Fuzzy و PID با  $T_L = 1N.m$  در  $t = 100$

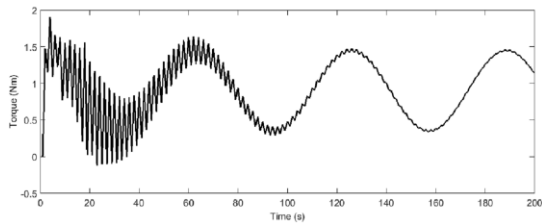
در شکل‌های (۱۱)، (۱۲) و (۱۳) به ترتیب گشتاور موتور ( $T_e$ ) برای حالت عادی، نصف کردن پارامترها و دو برابر کردن پارامترها نشان داده شده‌اند.



شکل (۱۱): گشتاور موتور در حالت عادی (پارامترها ثابت)



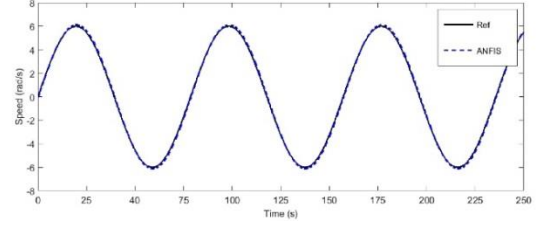
شکل (۱۲): گشتاور موتور در حالت نصف کردن پارامترها



شکل (۱۳): گشتاور موتور در حالت نصف کردن پارامترها

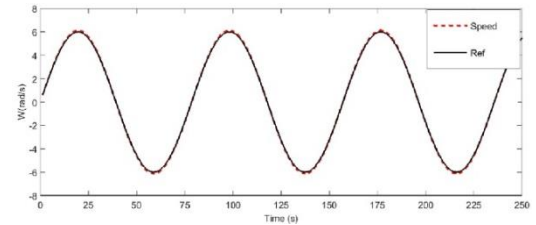
در شکل (۱۴)، عملکرد سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID برای سرعت مرجع به صورت «پله» نشان داده شده است.

در شکل (۶)، سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم با استفاده از کنترل کننده عصبی فازی نشان داده شده است.



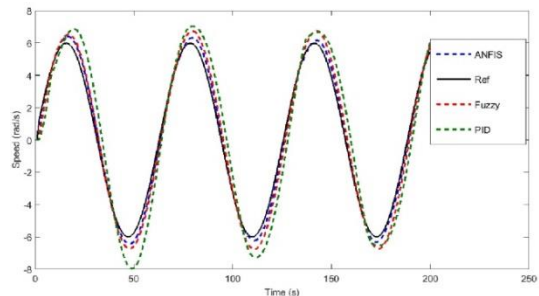
شکل (۶): سرعت مرجع و سرعت موتور با استفاده از کنترل کننده عصبی فازی تطبیقی

در شکل (۷)، سرعت موتور با کنترل کننده  $H_\infty$  نشان داده شده است.



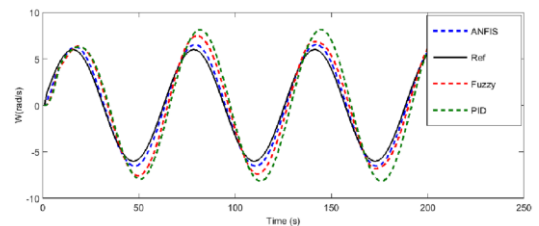
شکل (۷): مقایسه سرعت موتور با کنترل کننده  $H_\infty$

در شکل (۸)، به منظور نشان دادن توانایی ساختار ارائه شده در مقابل به نامعینی، پارامترهای موتور  $L$  و  $R$  نصف شده‌اند.



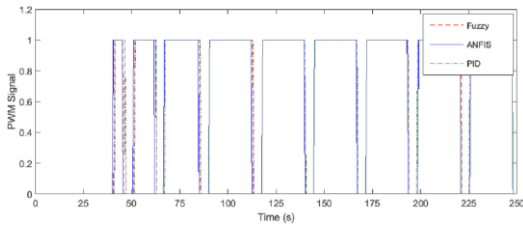
شکل (۸): سرعت مرجع و سرعت موتور با استفاده از ANFIS، Fuzzy و PID با نصف کردن پارامترهای موتور  $L$  و  $R$

در شکل (۹)، پارامترهای موتور  $L$  و  $R$  دو برابر شده‌اند.



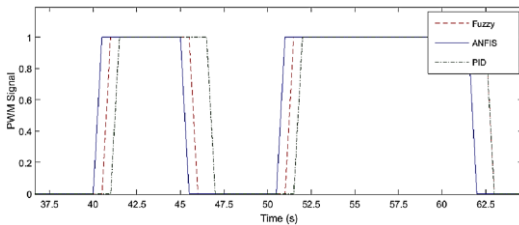
شکل (۹): سرعت مرجع و سرعت موتور با استفاده از ANFIS، Fuzzy و PID با دو برابر کردن پارامترهای موتور  $L$  و  $R$

در شکل (۱۸) سیگنال PWM هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله» نشان داده شده است.



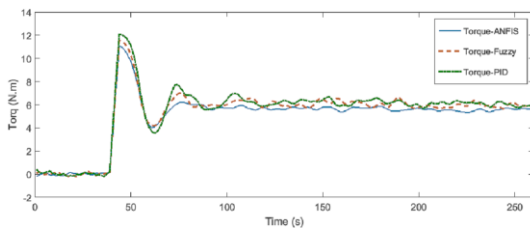
شکل (۱۸): سیگنال PWM هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله»

در شکل (۱۹)، قسمتی از شکل (۱۸) بزرگنمایی شده است.



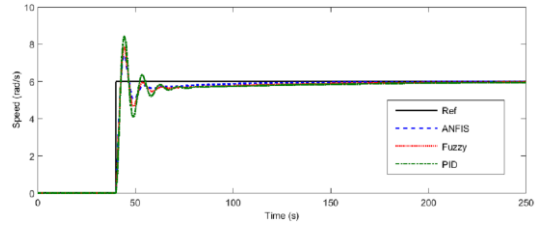
شکل (۱۹): بزرگنمایی قسمتی از شکل (۱۸)

همان‌طور که در شکل (۱۹) ملاحظه می‌شود، کنترل کننده ANFIS پاسخی سریع‌تر و همچنین، پهنای پالس نسبتاً کمتری از دو کنترل کننده Fuzzy و PID دارد. در شکل (۲۰)، گشتاور هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله» نشان داده شده است.



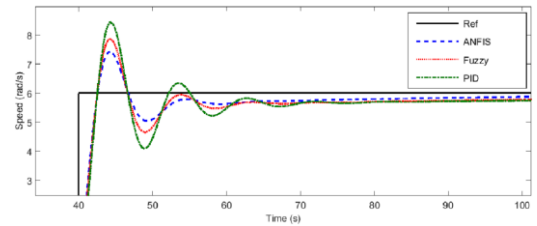
شکل (۲۰): گشتاور هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله»

در ادامه، روش پیشنهادی ما با روش مرجع [۱۱] مقایسه می‌شود. در شکل (۲۱) سرعت موتور دقیقاً در چارچوب مرجع [۱۱] با روش آن و روش پیشنهادی ما مقایسه شده است.



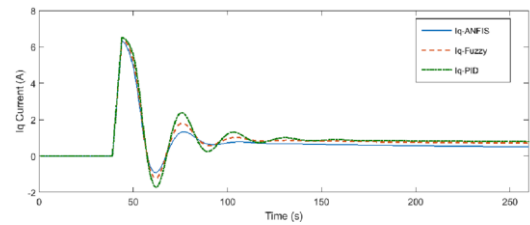
شکل (۱۴): سرعت مرجع و سرعت موتور با استفاده از ANFIS، Fuzzy و PID

شکل (۱۵) بزرگنمایی قسمت گذرا شکل (۱۴) است.



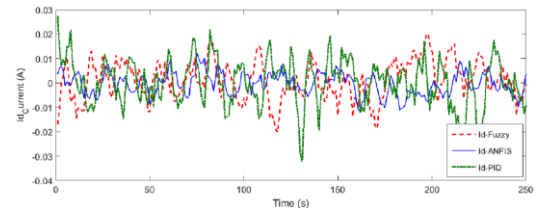
شکل (۱۵): بزرگنمایی قسمت گذرا شکل (۱۴) است.

در شکل (۱۶)، جریان محور q هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله» نشان داده شده است.



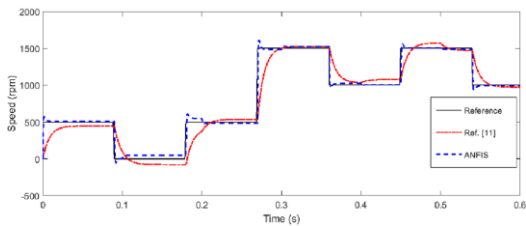
شکل (۱۶): جریان محور q هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله»

در شکل (۱۷)، جریان محور d هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله» نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود جریان محور d در رنج میلی‌آمپر است.



شکل (۱۷): جریان محور d هر سه کنترل کننده ANFIS، Fuzzy و PID در حالت ورودی مرجع «پله»

همان طور که انتظار می رفت و مطابق شکل های (۲۲) تا (۲۴)، سرعت پاسخ دهی روش پیشنهادی ما نسبت به روش مرجع [۱۱] بسیار سریع تر است. در ادامه، فرض می شود پارامترهای موتور به اندازه  $\pm 50\%$  به صورت تصادفی و حین کار تغییر کنند. شکل (۲۵)، عملکرد روش پیشنهادی ما و روش مرجع [۱۱] را نشان می دهد.



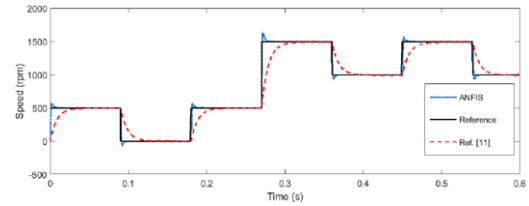
شکل (۲۵): مقایسه روش پیشنهادی ما و مرجع [۱۱] در حالت تغییرات  $\pm 50\%$  پارامترهای موتور

شکل (۲۵) به وضوح برتری روش پیشنهادی ما نسبت به روش مرجع [۱۱] را نشان می دهد؛ برای مثال، روش مرجع [۱۱]، خطای حالت دائم نسبتاً چشمگیری دارد؛ اما روش پیشنهادی ما خطای بسیار کمتری دارد.

در مجموع می توان اظهار داشت در شکل (۶)، کنترل کننده عصبی فازی به خوبی توانسته است سرعت مرجع را دنبال کند. در شکل (۷)، سرعت موتور با کنترل کننده  $H_{\infty}$  نشان داده شده است. گفتنی است برای آموزش شبکه عصبی فازی، از اطلاعات ورودی - خروجی کنترل کننده های  $H_{\infty}$  و Fuzzy استفاده شده است؛ بنابراین به بیان ساده، شبکه عصبی فازی تطبیقی، کنترل کننده های  $H_{\infty}$  و Fuzzy و PID را در دل خود دارد.

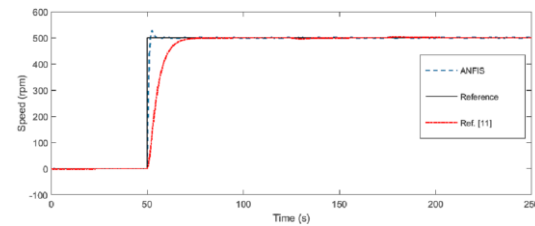
در شکل های (۸) و (۹)، با در نظر گرفتن نامعینی در پارامترهای موتور سنکرون مغناطیس دائم، عملکرد مناسب روش پیشنهادی نشان داده شد. در شکل (۱۰) گشتاور بار به میزان یک نیوتن متر در لحظه  $t = 100$  اعمال شد که باز هم عملکرد مناسب روش پیشنهادی ما اثبات شد. در شکل های (۱۱)، (۱۲) و (۱۳)، گشتاور موتور به تصویر کشیده شد و در نهایت در شکل (۱۴)، عملکرد کنترل کننده ها با در نظر گرفتن سرعت مرجع به صورت پله سنجیده شد.

نتایج شبیه سازی نشان داد عملکرد سیستم کنترل ارائه شده در این مقاله با نتایج مرجع [۱۱] به خصوص در



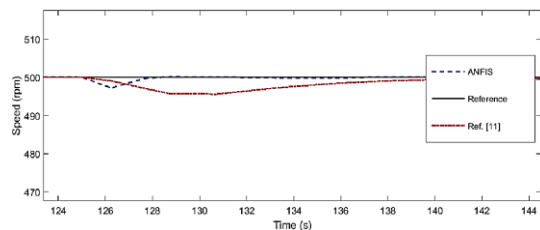
شکل (۲۱): کنترل سرعت PMSM با روش پیشنهادی ما و روش مرجع [۱۱]

برای مقایسه بهتر روش پیشنهادی ما در این مقاله با روش مرجع [۱۱]، فرض شده در لحظه  $t = 125s$  یک بار به اندازه  $T_l = 2 Nm$  به موتور اعمال شده است و سپس در لحظه  $t = 175s$  از موتور جدا می شود. در شکل (۲۲)، وضعیت سرعت موتور در دنبال کردن سرعت مرجع پله (اعمال از صفر به ۵۰۰ دور در دقیقه در لحظه  $t = 50s$ ) با شرایط بار بالا نشان داده شده است.



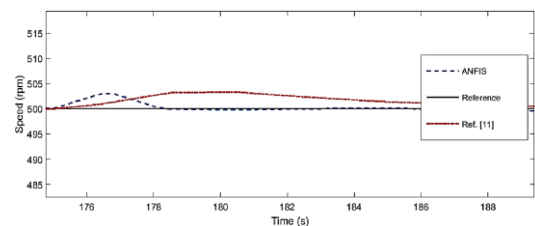
شکل (۲۲): مقایسه روش پیشنهادی ما و مرجع [۱۱] در حالت اعمال بار در  $t = 125s$  و برداشتن آن در  $t = 175s$

در شکل (۲۳)، شکل (۲۲) در لحظه  $t = 125s$  بزرگنمایی شده است.



شکل (۲۳): بزرگنمایی شکل (۲۲) در  $t = 125s$

در شکل (۲۴)، شکل (۲۲) در لحظه  $t = 175s$  بزرگنمایی شده است.



شکل (۲۴): بزرگنمایی شکل (۲۲) در  $t = 175s$

- Kang Type Fuzzy Neural Network With Asymmetric Membership Function”, IEEE Trans. On Power Electronics, Vol. 28, No. 7, July 2013.
- [4] Shuaichen Ye, a novel fuzzy flux sliding-mode observer for the sensorless speed and position tracking of PMSMs, Optik, Vol. 171, pp. 319-325, 2018.
- [5] Mahmoud M.Gaballah, Mohammad El Bardini, Mohammad Sharaf, Chattering-free sliding mode observer for speed sensorless control of PMSM, Applied Computing and Informatics Vol. 13, No. 2, pp. 169-174, 2017.
- [6] Chih-Hong Lin, Ming-Kuan Lin, Ren-Cheng Wu, Shi-Yan Huang, “Integral Backstepping Control for a PMSM Drive Using Adaptive FNN Uncertainty Observer”, IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2012.
- [7] N.T.-T. Vu, H.H. Choi, R.-Y. Kim, J.-W. Jung, “Robust speed control method for permanent magnet synchronous motor”, IET Electr. Power Appl., Vol. 6, Iss. 7, pp. 399-411, 2012.
- [8] Jamel Khedri, Mohamed Chaabane, Mansour Souissi and Driss Mehdi, “Speed Control of a Permanent Magnet Synchronous Machine (PMSM) Fed by an Inverter Voltage Fuzzy Control Approach”, International Journal of Electrical and Computer Engineering Vol. 5, No. 6, 2010.
- [9] Hongyun Xiong, Ye Liao, Xiaoyan Chu, Xiaohong Nian, Haibo Wang, Observer based fault tolerant control for a class of Two-PMSMs systems, ISA Transaction, In press, 2018.
- [10] Raul Rojas “Neural Networks: A Systematic Introduction”, Springer-Verlag, Berlin, 1996.
- [11] Hsin-Hung Chou, Ying-Shieh Kung Nguyen Vu Quynh, Stone Cheng, “Optimized FPGA design, verification and implementation of a neuro-fuzzy controller for PMSM drives”, Mathematics and Computers in Simulation 90, pp: 28-44, 2013.
- [12] Jyh Shing Roger Jang, “Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System”, IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, 1993.
- [13] Yaghoub Pour Asad, Afshar Shamsi, Jafar Tavoosi, “Backstepping-Based Recurrent Type-2 Fuzzy Sliding Mode Control for MIMO Systems (MEMS Triaxial Gyroscope Case Study)”, International Journal of Uncertainty, State of the Art Reviews, Vol. 1, No. 1, 2013.
- حالت اعمال بار و تغییرات پارامترها بسیار مناسب است. در ضمن، در مرجع [۱۱] از ۳۶ قاعده فازی استفاده شده است؛ در صورتی که در مقاله ما، در کل ۲۵ قاعده تعریف شد و در هر آموزش، تعداد قواعد استفاده شده ما زیر ۱۰ قاعده فازی بود.
- ### ۶- نتیجه گیری
- در این مقاله یک روش جدید برای استفاده از شبکه عصبی فازی تطبیقی با روش آموزش ترکیبی به عنوان کنترل کننده سرعت موتور سنکرون مغناطیس دائم سطحی معرفی شد. در این روش، شبکه عصبی فازی تطبیقی با شناسایی و تقریب مجموعه‌ای از چند کنترل کننده محلی، توانایی کنترل موتور سنکرون مغناطیس دائم در دامنه وسیع کاری را با وجود نامعینی و گشتاور بار دارد؛ این کنترل کننده‌های محلی هر کدام برای یک نقطه کار به خصوص، عملکرد مناسبی دارند. نتایج شبیه سازی نشان می‌دهد با وجود توانایی و مقبولیت بالای کنترل  $H_{\infty}$  در سیستم‌های نامعین، روش پیشنهادی عملکرد بهتری دارد؛ زیرا شبکه عصبی فازی ارائه شده، کنترل  $H_{\infty}$  و همچنین، تعدادی کنترل کننده محلی دیگر را پوشش می‌دهد. در ادامه، روش پیشنهادی با دو کنترل کننده Fuzzy و PID نیز مقایسه شد و نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر روش پیشنهادی از دو کنترل کننده مذکور است. در کارهای آینده می‌توان ساختاری مبتنی بر سیستم‌های فازی نوع ۲ ارائه داد که دامنه وسیع‌تری از نامعینی را پوشش دهد.
- ### منابع
- [1] Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun and Eiji Mizutani “Neuro-Fuzzy and Soft Computing” Prentice Hall, 1997.
- [2] Changliang Xia, Chen Guo, and Tingna Shi, “A Neural-Network-Identifier and Fuzzy-Controller-Based Algorithm for Dynamic Decoupling Control of Permanent-Magnet Spherical Motor”, IEEE Trans. On Industrial Electronics, Vol. 57, No. 8, 2010.
- [3] Faa-Jeng Lin, Ying-Chih Hung, Jonq-Chin Hwang, and Meng-Ting Tsai, “Fault-Tolerant Control of a Six-Phase Motor Drive System Using a Takagi-Sugeno-

- Optimization Algorithm”, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 10, 2013.
- [18] T. Bentrchia F. Djeflal, M. Meguellati and D. Arar, “New Approach Based on ANFIS Computation to Study the Threshold Voltage Behavior Including Trap Effects for Nanoscale DG MOSFETs”, *Proceedings of the World Congress on Engineering London, U.K.*, 2013.
- [19] Zhang Yaou, Zhao Wansheng, Kang Xiaoming, Control of the Permanent Magnet Synchronous Motor Using Model Reference Dynamic Inversion, *Wseas Transaction on Systems and Control*, Vol. 5, No. 5, pp. 301-311, 2010.
- [20] Fayez F.M.El-Sousy, Adaptive hybrid control system using are current RBFN-based self-evolving fuzzy-neural-network for PMSM servo drives, *Applied Soft Computing* 21, 509–532, 2014.
- Fuzziness and Knowledge-Based Systems, Vol. 25, No. 2, pp. 213-233, 2017.
- [14] J Tavoosi, AA Suratgar, MB Menhaj, “Stability analysis of a class of MIMO recurrent type-2 fuzzy systems”, *International Journal of Fuzzy Systems*, Vol. 19, No. 3, pp. 895-908, 2017.
- [15] Prasad R. Pande, Prashant L. Paikrao, Devendra S. Chaudhari, “Digital ANFIS Model Design”, *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, Vol. 3, Issue. 1, March 2013.
- [16] SATYABRATA PODDER, UTTAM ROY, “ANFIS Based Weled Metal Deposition Prediction System In Mag Welding Using Hybrid Learning Algorithm”, *International Journal of Fuzzy Logic Systems (IJFLS)* Vol. 3, No. 1, January 2013
- [17] Peilin Liu, Wenhao Leng, and Wei Fang, “Training ANFIS Model with an Improved Quantum-Behaved Particle Swarm

---

<sup>1</sup> ANFIS