



University of Kurdistan

Dept. of Electrical and Computer Engineering

Smart/Micro Grid Research Center

smgrc.uok.ac.ir

ANN-based speed control of separately excited DC motor (in Persian)

Bevrani H

Published (to be published) in: National Conf. of Technology, Energy, and Data on Electrical and Computer Eng., Kermanshah, Iran

(Expected) publication date: 2015

Citation format for published version:

Bevrani H (2015) ANN-based speed control of separately excited DC motor (in Persian)
National Conf. of Technology, Energy, and Data on Electrical and Computer Eng., Kermanshah, Iran.

Copyright policies:

- Download and print one copy of this material for the purpose of private study or research is permitted.
- Permission to further distributing the material for advertising or promotional purposes or use it for any profit-making activity or commercial gain, must be obtained from the main publisher.
- If you believe that this document breaches copyright please contact us at smgrc@uok.ac.ir providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

کنترل سرعت موتور DC تحریک جداگانه با استفاده از شبکه‌های عصبی

مهران جامی^{۱*}، حسن بیورانی^۲

^۱ دانشجوی دکتری دانشگاه کردستان، mehran.jami@modares.ac.ir

^۲ دانشیار دانشگاه کردستان، bevrani@uok.ac.ir

چکیده- در این مقاله روش‌های جدید برای کنترل هوشمند سرعت موتور dc تحریک جداگانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده است. به همین منظور دو روش کنترلی با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا ارائه شده و با روش کنترل کلاسیک مقایسه شده است. از جمله مشکلات کنترل کننده‌های PID تنظیم ضرایب کنترل کننده است که در بسیاری از موارد با صحیح و خطا تنظیم می‌شوند. ویژگی روش پیشنهادی اصلاح ضرایب شبکه عصبی در حین کار کردن موتور و مقاوم بودن پاسخ‌ها نسبت به تغییرات ممان اینرسی و اصطکاک می‌باشد. درحالی که کنترل کننده PID در اثر تغییر یکی از پارامترهای مدل، کارآیی بهینه خود را از دست می‌دهد و نیاز به تنظیم پارامترهای تنظیم کننده دارد. روش پیشنهادی نیاز به طراحی مجدد نداشته و در برابر تغییرات پارامترها بطور خودکار اصلاح می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که به واسطه استفاده از روش پیشنهادی، زمان نشست و میزان بالازدگی جواب‌ها کاهش یافته است.

کلید واژه: الگوریتم پس انتشار خطا، شبکه عصبی، کنترل سرعت، موتور dc تحریک جداگانه.

۱- مقدمه

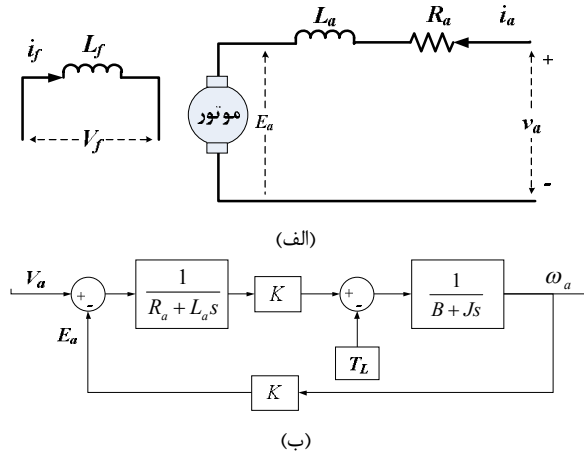
فازی و شبکه‌های عصبی، روش‌های ارائه شده برای کنترل سرعت موتورهای dc می‌باشد [۳].

موتورهای dc معمولاً با سیستم‌های خطی مدل می‌شوند. با در نظر گرفتن واکنش آرمیچر و سیم پیچ‌های جبران ساز، موتورهای dc معمولاً سیستم‌های غیرخطی محسوب می‌شوند. محیط شبکه‌های عصبی شامل مسیرهای امیدوار کننده‌ای برای حل مشکلات مربوط به سیستم‌های غیرخطی نامعین است. بنابراین شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی برای آموزش و یادگیری سیستم‌های ایستا و سیستم‌های دینامیک به شدت غیرخطی هستند. قابلیت موازی سازی، تطابق بسیار سریع و توانایی‌های ذاتی شبکه‌های عصبی باعث شده است که تحقیقات وسیعی در زمینه بکارگیری آن‌ها در مهندسی سیستم بخصوص در زمینه کنترل و تشخیص سیستم صورت پذیرد. در سال‌های اخیر تلاش‌های وسیعی برای استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، در علم کنترل صورت گرفته است. ویژگی مهم و حیاتی شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی آن‌ها در خوب مدل کردن سیستم‌های غیرخطی، گستردگی زیاد، ساختار موازی، پیاده‌سازی آسان آن‌ها با سخت افزار و نرم افزار و توانایی یادگیری و تطبیق خودشان با رفتار یک سیستم واقعی است. شبکه‌های عصبی می‌توانند هم با داده‌های بدست آمده از سیستم و هم هنگامی که به یک سیستم متصل می‌شوند، آموزش ببینند. همچنین دارای حساسیت کمتر و قدرت رویارویی بیشتری در هنگام تغییر در پارامترهای سیستم به نسبت سایر کنترل کننده‌ها هستند [۴-۸]. در ادامه و در بخش دوم، مدل سازی موتور dc عنوان شده است. در بخش سوم موتور dc را با استفاده از کنترل کننده‌های کلاسیک کنترل کرده و شکل موج‌های آن را استخراج می‌کنیم. در بخش چهارم به معرفی شبکه‌های عصبی پرداخته می‌شود. در بخش پنجم روش کنترلی پیشنهادی با استفاده از شبکه‌های عصبی را نشان داده و در بخش ششم نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

موتورهای dc و ac به طور وسیعی در سیستم‌های کنترلی مورد استفاده قرار می‌گیرند اما هر کدام دارای مشخصات خاصی هستند. موتورهای dc از اولین موتورهای الکتریکی در صنعت بوده‌اند که بواسطه سهولت کنترل آن‌ها در توان‌های چند وات تا چند صد کیلووات و با بازه وسیع ولتاژ و در سرعت‌های نامی مختلف ساخته شده‌اند. مزیت اصلی موتورهای dc کنترل پذیری آسان وضعیت یا سرعت و بازه وسیع تنظیم پذیری آن‌ها است. بنابراین موتورهای dc کاربردهای وسیعی داشته و در لوازم صنعتی، تجاری، نظامی، خانگی و درمانی از جمله بازوی انواع ربات‌ها، دریل‌های الکتریکی، اره‌ها، لوازم صوتی و تصویری، آسانسورها، بالابر خودروها، انواع پمپ‌ها و فن‌ها و ماشین‌آلات کشاورزی به کار می‌روند. از دیگر موارد استفاده موتورهای dc می‌توان به کاربرد آن‌ها در راه‌اندازی و کنترل جهت و سرعت انواع موشک‌ها، بخش‌های مختلف رادارهای ردیاب و فاصله‌یاب، بخش‌های مختلف بالگرد و هواپیما، اندام‌های مصنوعی کنترل پذیر مانند دست و پای مصنوعی، پمپ‌های تزریق مواد شیمیایی سوختی و دارویی اشاره کرد [۱-۲].

هدف از طراحی کنترل کننده، افزایش پایداری و کاهش زمان رسیدن به حالت مطلوب در برابر اعمال اغتشاش در یک کاربرد است. به عنوان مثال در بازوی ربات‌ها بازه وسیعی از حرکت لازم است تا در شرایط بار متغیر، یک مسیر از پیش تعیین شده را دنبال کند. از این رو وجود یک کنترل کننده کارآمد برای کنترل موتورهای dc و در نتیجه کنترل بازوی ربات، اهمیت زیادی می‌یابد. عمده‌تاً کنترل موتورهای dc با کنترل ولتاژ آرمیچر و یا کنترل میدان صورت می‌پذیرد. روش‌های ارائه شده برای کنترل سرعت موتورهای dc به طور کلی به سه دسته تقسیم می‌شوند. روش‌های کلاسیک مثل استفاده از کنترل کننده‌های PI، PID، روش‌های مدرن (تطبیقی، بهینه و ...) و روش‌های هوشمند مثل کاربرد تئوری

۲- مدل سازی موتور DC



شکل ۱: (الف) دیاگرام مداری موتور dc (ب) مدل موتور dc تحریک جداگانه

جدول ۱: مشخصات و پارامترهای موتور dc شبیه سازی شده

پارامتر	نماد	مقدار
ولتاژ ورودی	V_{in}	۱۱۰ V dc
ولتاژ میدان تحریک	V_f	۱۱۰ V dc
توان خروجی نامی	P_o	۴/۵ hp
مقاومت آرمیچر	R_a	۰/۶ Ω
اندوکتانس آرمیچر	L_a	۰/۰۱۲ H
سرعت نامی	ω_r	۱۷۵ rpm
جریان نامی	i_a	۴۰ A
ضریب میدان	K	۰/۵ V.s/rad
لختی دورانی	J	۰/۰۱ kg.m ²
ضریب اصطکاک	B	.

کنترل کننده PID به چند روش می تواند تنظیم شود. به غیر از روش های عمومی که برای تنظیم PID به کار می رود چند روش خاص وجود دارد که توسط زیگلر و نیکول معرفی شدند که با تعداد پارامتر کم و معادلات آسان در ارتباط است. یکی از روش ها بر پاسخ شیب پایه گذاری شده است. روش دیگر روش پاسخ فرکانسی است.

شکل ۲ دیاگرام مدار شبیه سازی شده در سیمولینک را نشان می دهد که از مدار معادل شکل ۱-الف استفاده شده است. همانطور که گفته شد برای کنترل سرعت موتور dc از روش کنترل ولتاژ آرمیچر استفاده می کنیم. در این روش از دو حلقه کنترلی استفاده شده است که یکی حلقه کنترلی مربوط به سرعت و دیگری حلقه کنترلی مربوط به جریان می باشد. بنابراین از سرعت رتور و جریان آرمیچر بازخورد^۲ گرفته شده و پس از مقایسه سرعت موتور با مقدار مینا، مقدار خطا وارد حلقه کنترلی مربوطه می شود. خروجی این حلقه جریان مینا است. برای محدود کردن جریان موتور از یک محدود کننده استفاده شده تا جریان مینا در مقدار نامی محدود کند. این مقدار با جریان موتور مقایسه شده و وارد حلقه

موتورهای جریان مستقیم انواع گوناگونی دارند و برای هر یک روش های متعددی برای کنترل سرعت ارائه شده است. در این مقاله موتور dc تحریک جداگانه برای کنترل سرعت انتخاب شده و این اقدام با کنترل ولتاژ تغذیه صورت گرفته است. برای به دست آوردن مدار معادل یک موتور dc باید معادلات دیفرانسیل حاکم بر موتور dc را حل کرد. معادلات حاکم بر این موتور عبارتند از:

$$v_a = L_a \frac{di_a}{dt} + R_a i_a + E_a \quad (۱)$$

$$E_a = K \omega_a \quad (۲)$$

$$J \frac{d\omega_a}{dt} + B \omega_a - T_L = K i_a \quad (۳)$$

که در آن ها v_a و i_a به ترتیب مقاومت، اندوکتانس، جریان و ولتاژ آرمیچر، E_a نیروی ضد محرکه موتور، ω_a سرعت زاویه ای، T_L گشتاور بار، J و B نیز لختی دورانی و ضریب اصطکاک معادل در محور موتور هستند. شکل ۱-الف دیاگرام یک موتور dc تحریک جداگانه را نشان می دهد. با توجه به روابط فوق مدل موتور dc مورد استفاده برای کنترل سرعت، در شکل ۱-ب نشان داده شده است. مشخصات و پارامترهای موتور dc شبیه سازی شده در جدول ۱ نشان داده شده است.

۳- کنترل سرعت موتور DC با روش کلاسیک

کنترل کننده های PID همواره مورد توجه صنایع بوده و طراحان همواره در تلاش جهت اصلاح و ارتقاء عملکرد این کنترل کننده ها می باشد. در طی تحقیقی که در بین بیش از ۱۱۰۰۰ کنترل کننده که در صنعت نفت و کاغذ مورد استفاده قرار گرفته اند مشاهده شده است که بیش از ۹۷ درصد از آن ها ساختار PID دارند. ورودی PID یک سیگنال خطا (اختلاف بین سیگنال مرجع و سیگنال خروجی) و خروجی آن حاصل جمع سه جمله می باشد. جمله اول متناسب با سیگنال خطا، جمله دوم متناسب با انتگرال سیگنال خطا و جمله سوم متناسب با مشتق سیگنال خطا می باشد. رابطه بین ورودی و خروجی کنترل کننده PID در حوزه زمان و فرکانس به صورت زیر بیان می شود:

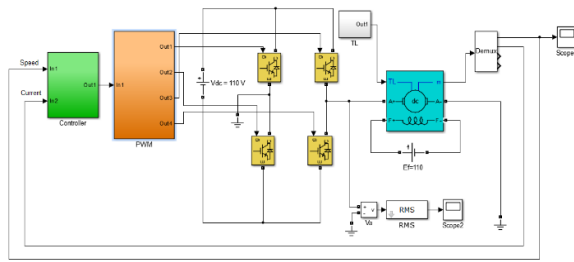
$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (۴)$$

$$\frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (۵)$$

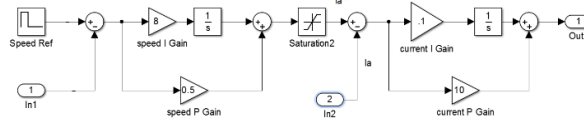
کنترل کننده تناسبی زمان خیز سیستم را کاهش می دهد اما این کنترل کننده خطای حالت ماندگار را حذف نمی کند. کنترل کننده انتگرال گیر می تواند خطای حالت ماندگار را کاهش دهد اما بالازدگی^۱ را افزایش می دهد. کنترل کننده مشتق گیر پایداری سیستم را افزایش می دهد و همچنین بالازدگی را کاهش می دهد.

^۲ Feedback

^۱ Overshoot

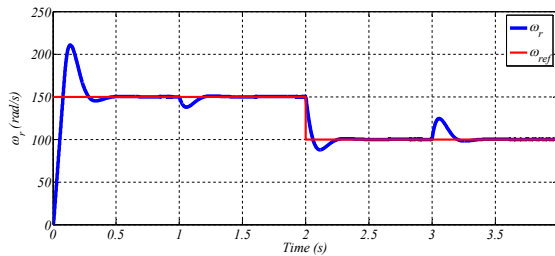


(الف)

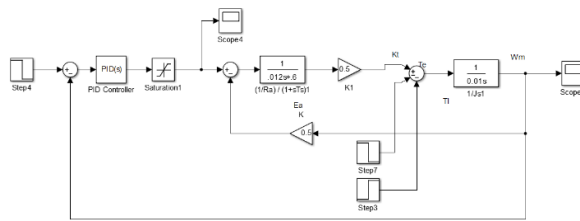


(ب)

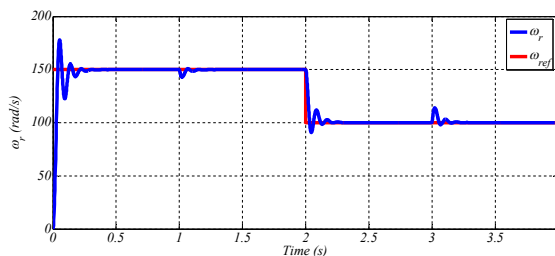
شکل ۲: الف) دیاگرام مدار شبیه‌سازی شده ب) حلقه‌های کنترلی



شکل ۳: سرعت مینا و سرعت موتور به ازای تغییرات اعمال شده



(الف)



(ب)

شکل ۴: الف) حلقه کنترلی ب) سرعت مینا و سرعت موتور به ازای تغییرات اعمال شده

است. بردار X, W, θ و $f(net)$ به ترتیب بردارهای ورودی، وزن‌ها، مقدار بایاس و تابع در نظر گرفته شده برای نرون می‌باشند. خروجی این مدل به صورت زیر است:

$$\text{out}(k) = f\left(\sum_{j=1}^n W_j x_j(k) + W_0 \theta\right) \quad (۶)$$

کنترلی جریان می‌شود. خروجی کنترل‌کننده جریان به عنوان سیگنال کنترلی استفاده شده و با موج دندان اره‌ای با فرکانس ثابت مقایسه می‌شود که نتیجه آن تولید سیگنال‌های فرمان برای خاموش و روشن کردن کلیدهای قدرت است. با توجه به مدت زمان روشن و خاموش بودن کلیدهای قدرت نسبتی از ولتاژ ورودی دو سر موتور dc می‌افتد. در صورتی که ولتاژ بیشتری روی موتور dc بیفتد سرعت آن بالا می‌رود و هرچه این ولتاژ کاهش یابد سرعت نیز افت می‌کند.

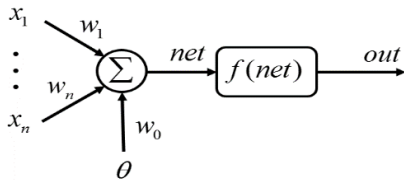
شکل ۳ نتایج حاصل از شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. سناریویی که در این مطالعه بررسی شده، به این صورت است که ابتدا سرعت مینا را ۱۵۰ رادیان بر ثانیه در نظر گرفته و بعد از گذشت دو ثانیه سرعت مینا به ۱۰۰ رادیان بر ثانیه کاهش می‌یابد. در ثانیه یک باری برابر ۲۵٪ بار کامل به موتور اضافه می‌شود و در ثانیه سه باری برابر ۲۵٪ بار کامل از روی موتور برداشته می‌شود.

با توجه به شکل ۳ دیده می‌شود که میزان بالازدگی برابر ۴۰ درصد و زمان نشست برابر ۰/۵ ثانیه می‌باشد. در صورتی که به جای مدل زمانی و واقعی موتور که در شکل ۱-الف نشان داده شده است از تابع تبدیل آن که در شکل ۱-ب نشان داده شده است استفاده کنیم و به جای دو حلقه کنترلی تنها از یک کنترل‌کننده PID استفاده شود به نتایج دیگری می‌رسیم که در شکل ۴ نشان داده شده است. در این حالت میزان بالازدگی و زمان نشست کاهش می‌یابد از طرفی میزان نوسانات افزایش می‌یابد.

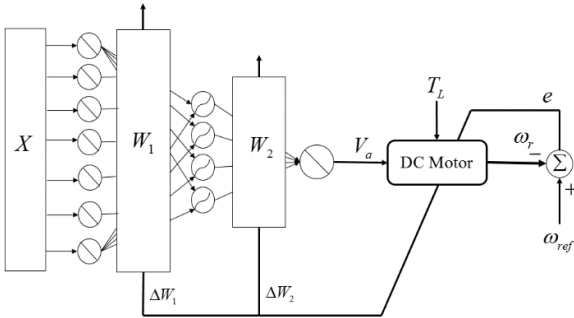
عمده اشکال این نوع کنترل‌کننده علاوه بر دشواری تنظیم پارامترها برای داشتن پاسخ مطلوب، نیاز به اصلاح آن‌ها بواسطه تغییر شرایط کارکرد موتور می‌باشد که عملاً تنظیم مجدد پارامترها در حین کار کردن موتور امکانپذیر نیست. جهت برطرف کردن این مشکل روش‌های کنترل هوشمند پیشنهاد می‌گردند. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از قوی‌ترین و پرکاربردترین ابزار در بهینه‌سازی و هوشمندسازی بوده که در این مقاله یکی از توانایی‌های این شبکه مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی

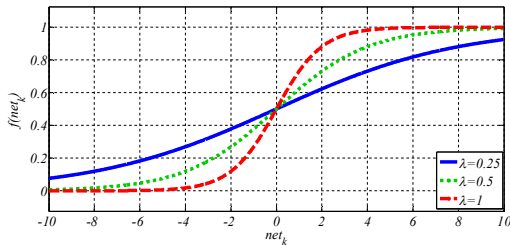
شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمینی ساده از قسمتی از ذهن انسان بوده که از عناصر پردازشی ساده‌ای (نرون) تشکیل شده‌اند و بنا به ترکیب این عناصر، هدف خاصی را دنبال خواهند کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از ابزارهای توانا در فرایندهای بهینه‌سازی هستند، زیرا این شبکه‌ها توانایی گسترده‌ای در پردازش و یادگیری به صورت موازی دارند. بر اساس ساختار این شبکه‌ها و چگونگی ترکیب شدن عناصر پردازشی، چندین کاربرد مهم و اساسی از جمله مدلسازی ذهن، مدلسازی مالی، پیش‌بینی سری‌های زمانی، سیستم‌های کنترلی و بهینه‌سازی برای آن‌ها متصورند. برای به کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در فرایندهای ذکرشده، لازم است که یک مدل ریاضی از آن‌ها را در نظر بگیریم. یک مدل ریاضی ساده جهت تحلیل رفتار آن‌ها در شکل ۵ نشان داده شده



شکل ۵: یک مدل ریاضی نوعی از نرون‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی



شکل ۶: ساختار شبکه عصبی پیشنهادی برای روش اول



شکل ۷: تابع انتقال نرون‌های غیرخطی

$$\begin{cases} X = \omega_{ref} \text{ones}(7,1) \\ W_1 = \text{ones}(4,7)/2 \\ W_2 = \text{ones}(1,4)/10 \end{cases} \quad (8)$$

روش به کار گرفته شده برای به روز کردن وزن‌ها بر اساس روش پس انتشار صورت گرفته است. اطلاعات کاملی در مورد روش‌های یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در [۸] و [۱۲] ذکر شده است. بر اساس روش به کار گرفته شده سعی می‌شود در هر تکرار مقدار تابع داده شده در زیر حداقل شود:

$$E = \frac{1}{2} (\omega_{ref} - \omega_r)^2 \quad (9)$$

با استفاده از روش پس انتشار مقادیر بهینه‌ایی که برای وزن‌ها پیدا می‌شود، مطابق زیر است:

$$\begin{cases} W_1(k+1) = W_1(k) + \Delta W_1 = W_1(k) + \eta \delta X \\ W_2(k+1) = W_2(k) + \Delta W_2 = W_2(k) + \eta \sigma H \end{cases} \quad (10)$$

در رابطه (۱۰) ΔW_1 و ΔW_2 بردار تغییراتی است که در مقادیر اولیه وزن‌های لایه‌های اول و دوم داده می‌شوند تا تابع داده شده در رابطه (۹) در طی چندین به روز رسانی، به کمترین مقدار خود برسد. این عملیات در حین کارکردن موتور رخ داده و همیشه سعی بر این دارد که سرعت سیستم با کم‌ترین نوسان به مقدار نهایی خود بازگردد.

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از کارهای بهینه سازی، شناسایی، کنترل و تشخیص الگو گزارش شده است. در همین زمینه، در [۹] قابلیت شبکه‌های عصبی در تضمین پایداری ولتاژ مطالعه شده است. بدین منظور یک شبکه عصبی چندلایه با روش یادگیری پس انتشار برای افزایش حاشیه پایداری ولتاژ استفاده گردیده است. مدلسازی سیستم‌های غیرخطی و پیچیده یکی دیگر از کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در [۱۰] به مدلسازی بار دینامیکی و یافتن مکان بار پرداخته شده است. کنترل توان تولیدی در یک سیستم قدرت به هم پیوسته چندناحیه‌ایی، از طریق روش هوشمند ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی در [۱۱] مطالعه شده است.

۵- کنترل سرعت موتور DC با استفاده از شبکه عصبی

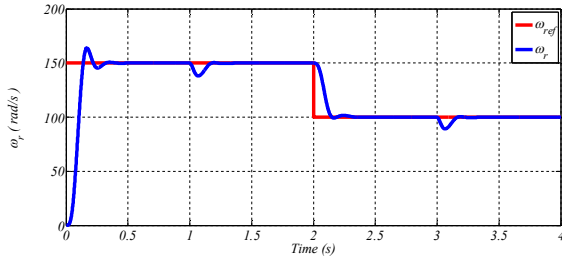
با توجه به نقاط قوت شبکه‌های عصبی از دو روش را برای کنترل سرعت موتور dc بهره می‌بریم. در روش اول، شبکه عصبی نقش یک کنترل کننده را دارد که بدون استفاده از کنترل کننده‌های کلاسیک سرعت موتور dc را کنترل می‌کند. در روش دوم، برای کنترل سرعت موتور dc از کنترل کننده PID استفاده می‌کنیم که ضرایب آن با استفاده از شبکه عصبی تنظیم می‌شود.

۵-۱- شبکه عصبی به عنوان کنترل کننده

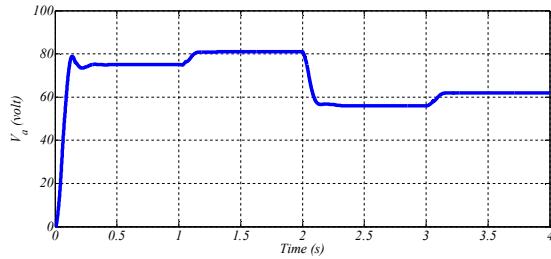
همانگونه که در شکل ۶ نشان داده شده است، از شبکه عصبی مصنوعی بجای کنترل کننده PID استفاده می‌شود. شبکه عصبی به صورت سری با سیستم مورد مطالعه قرار می‌گیرد و ورودی کنترلی سیستم را تولید می‌کند. خروجی سیستم با مقدار مینا مقایسه شده و با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا، از خطای حاصله برای آموزش شبکه استفاده می‌شود. در نتیجه کل سیستم از طریق آموزش شبکه عصبی به صورت حلقه بسته کار می‌کند. ساختار شبکه عصبی استفاده شده دارای سه لایه است که لایه ورودی هفت نرون خطی، لایه میانی چهار نرون با تابع انتقال غیرخطی و لایه خروجی یک نرون با تابع خطی استفاده شده است. نرون‌های غیر خطی استفاده شده همگی دارای تابع انتقال با رابطه زیر می باشند که در شکل ۷ نشان داده شده است:

$$f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda \cdot net_k}} \quad (7)$$

شرایط اولیه یکی از مهم‌ترین ارکان در شبکه‌های عصبی مصنوعی محسوب می‌شود. با اشتباه انتخاب کردن آن‌ها، جواب نهایی شکل مناسب و بهینه خود را از دست می‌دهد و حتی در بعضی از موارد نیز منجر به واگراشدن جواب شبکه عصبی خواهد شد. انتخاب مقادیر اولیه به شناخت از سیستم و شبکه‌های عصبی بستگی دارد. در این مقاله مقادیر زیر به عنوان مقادیر اولیه برای پارامترهای شکل ۶ در نظر گرفته شده است:



(الف)



(ب)

شکل ۸: (الف) سرعت مبنا و سرعت موتور به ازای تغییرات اعمال شده (ب) ولتاژ اعمالی به آرمیچر

$$\left[\frac{JL_a}{T_s^2} + \frac{R_a J + L_a B}{T_s} + K^2 + R_a B \right] \omega_r(t) = KV_a(t) - T_L R_a - \frac{L_a}{T_s} (T_L(t) - T_L(t-1)) + \omega_r(t-1) \left[\frac{2JL_a}{T_s^2} + \frac{R_a J + L_a B}{T_s} \right] + \omega_r(t-2) \left[\frac{-JL_a}{T_s^2} \right] \quad (16)$$

نتایج حاصل از شبیه‌سازی در شکل ۸ نشان داده شده است. در این حالت مشخص است که علاوه بر میزان بالازدگی، که در بخش ۳ دیده می‌شد، میزان نوسانات نیز کاهش یافته است.

۵-۲- کاربرد شبکه عصبی برای تنظیم ضرایب کنترل کننده PID

در این حالت از یک روش دیگر، با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی، برای کنترل سرعت موتور dc استفاده می‌کنیم. به این صورت که یک کنترل کننده PID به صورت سری با سیستم مورد بررسی قرار می‌گیرد و ضرایب این کنترل کننده به صورت آنلاین با استفاده از شبکه‌های عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا تنظیم می‌شود [۱۵-۱۱]. ساختار شبکه عصبی پیشنهادی دارای سه لایه می باشد که در لایه ورودی چهار نرون با تابع انتقال خطی، لایه میانی با پنج نرون با تابع انتقال غیرخطی و لایه خروجی با سه نرون غیرخطی دارد. شکل ۹ ساختار شبکه عصبی پیشنهادی را نشان می دهد.

تابع تبدیل کنترل کننده PID در حوزه زمان گسسته به صورت زیر است:

$$u(t) = u(t-1) + K_p \Delta e(t) + K_i e(t) + K_d \Delta^2 e(t) \quad (17)$$

که پارامترهای آن به صورت زیر تعریف می شوند:

تمام پارامترهای که در رابطه (۱۰) داده شده است به صورت زیر به دست می آیند [۸]:

$$\begin{cases} \Delta W_2 = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_2} \\ \frac{\partial E}{\partial W_2} = \frac{\partial E}{\partial \omega_r} \cdot \frac{\partial \omega_r}{\partial V_a} \cdot \frac{\partial V_a}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial W_2} \\ \frac{\partial V_a}{\partial net_k} = f'(net_k), \frac{\partial net_k}{\partial W_2} = H_j \\ \frac{\partial E}{\partial \omega_r} \cdot \frac{\partial \omega_r}{\partial V_a} \cdot \frac{\partial V_a}{\partial net_k} = \delta_k \\ \Delta W_2 = \eta \cdot \delta_k \cdot H_j \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \Delta W_1 = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_1} \\ \frac{\partial E}{\partial W_1} = \frac{\partial E}{\partial \omega_r} \cdot \frac{\partial \omega_r}{\partial V_a} \cdot \frac{\partial V_a}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial W_1} \\ \frac{\partial V_a}{\partial net_k} = f'(net_k), \frac{\partial net_k}{\partial H_j} = W_2, \frac{\partial H_j}{\partial net_j} = f'(net_j) \\ \frac{\partial net_j}{\partial W_1} = X \\ \Delta W_1 = \eta \cdot \delta_k \cdot f'(net_k) \cdot W_2 \cdot f'(net_j) \cdot X \end{cases} \quad (12)$$

پارامتر دیگری که در همگرایی جواب به مقدار مطلوب نقش مؤثری دارد، η است که نرخ یادگیری می‌باشد. در صورتی که این مقدار به درستی انتخاب نشود شبکه عصبی به مقدار مطلوب همگرا نمی‌شود. پارامتر دیگری که باید محاسبه شود مقدار $\partial \omega_r / \partial V_a$ می‌باشد که به مدل سیستم تحت کنترل بستگی دارد. برای موتور dc با توجه به روابط (۱)، (۲) و (۳) داریم:

$$(JL_a) \frac{d^2 \omega_r}{dt^2} + (R_a J + L_a B) \frac{d \omega_r}{dt} + (K^2 + R_a B) \omega_r = KV_a - T_L R_a - L_a \frac{dT_L}{dt} \quad (13)$$

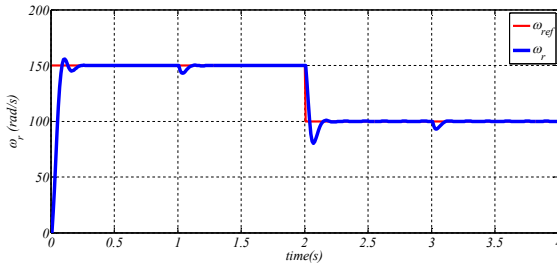
با توجه به اینکه شبکه عصبی به صورت تکرار عمل می‌کند باید تابع تبدیل حوزه زمان موتور dc را به صورت تابع گسسته با مدت زمان نمونه برداری مشخص تبدیل کنیم. با توجه به تعریف مشتق داریم:

$$\frac{d \omega_r}{dt} = \frac{\omega_r(t) - \omega_r(t-1)}{T_s} \quad (14)$$

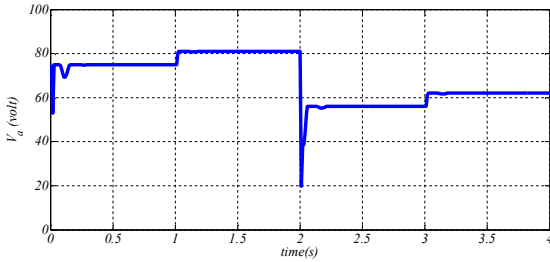
که در آن مدت زمان نمونه برداری می باشد. برای مشتق دوم نیز رابطه زیر به دست می آید:

$$\frac{d^2 \omega_r}{dt^2} = \frac{\omega_r(t) - 2\omega_r(t-1) + \omega_r(t-2)}{T_s^2} \quad (15)$$

با جاگذاری روابط (۱۴) و (۱۵) در (۱۳) داریم:

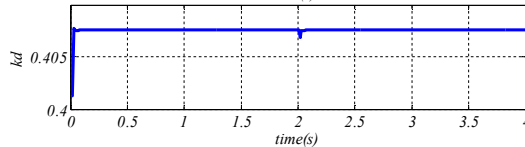
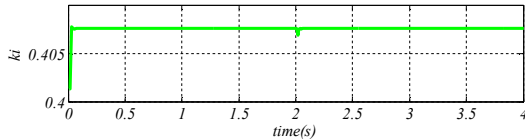
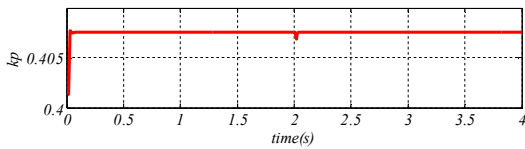


(الف)

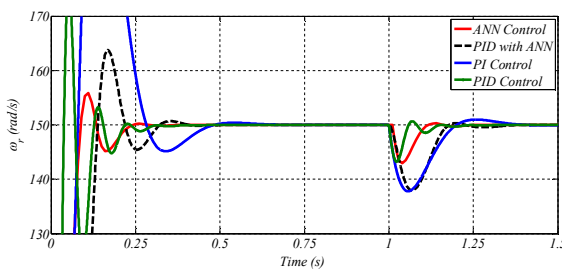


(ب)

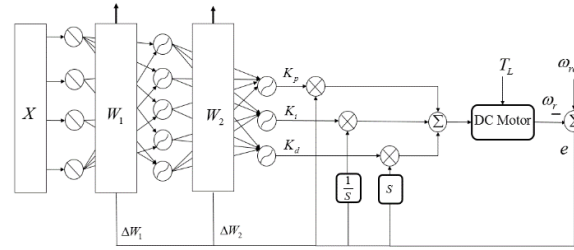
شکل ۱۰: سرعت مینا و سرعت موتور به ازای تغییرات اعمال شده (ب) ولتاژ اعمالی به آرمیچر



شکل ۱۱: ضرایب K_p , K_i و K_d به دست آمده از شبکه عصبی



شکل ۱۲: سرعت موتور dc با اعمال روش های کنترلی مختلف



شکل ۹: ساختار شبکه عصبی پیشنهادی برای روش دوم

$$\begin{cases} e(t) = \omega_{ref}(t) - \omega_r(t) \\ \Delta e(t) = e(t) - e(t-1) \\ \Delta^2 e(t) = e(t) - 2e(t-1) + e(t-2) \end{cases} \quad (18)$$

مقادیر زیر به عنوان مقادیر اولیه برای پارامترهای شکل ۹ در نظر گرفته شده است:

$$\begin{cases} X = [\omega_r \ \omega_{ref} \ e \ 1] \\ W_1 = (\text{ones}(5,4) - 0.1) / 1.5 \\ W_2 = (\text{ones}(3,5) - 1.2) / 2.5 \end{cases} \quad (19)$$

با اعمال الگوریتم پس انتشار برای آموزش شبکه عصبی و با توجه به روابط (۱۱) و (۱۲) سرعت موتور dc را کنترل می کنیم. نتایج حاصل در شکل ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است.

شکل ۱۲ تغییرات سرعت موتور dc را در چهار روش ارائه شده نشان می دهد. در این شکل تنها دو ثانیه اول نشان داده شده است. در این حالت سرعت مینا ۱۵۰ رادیان بر ثانیه می باشد و اغتشاش وارده در لحظه $t=1s$ به صورت باری با گشتاور $T_L=+0.2pu$ می باشد. از روی شکل مشخص است که استفاده از شبکه های عصبی منجر به جواب های مطلوب تری می شوند.

۶- نتیجه گیری

با توجه به اهمیت کنترل سرعت موتورهای dc در صنعت، در این مقاله سعی شد که کنترل سرعت را با روش های مختلف انجام دهیم. ابتدا با استفاده از روش های کلاسیک و کنترل کننده های مرسوم سرعت موتور را کنترل کردیم. با توجه به مشکلاتی که این روش ها از جمله میزان بالازدگی زیاد، زمان نشست طولانی و پیچیده بودن تنظیم ضرایب کنترل کننده داشتند، اقدام به طراحی دو کنترل کننده در امر کنترل سرعت موتور به صورت آنلاین، یکی بر اساس کنترل مستقیم با استفاده از شبکه عصبی و دیگری بر اساس PID هوشمند شبکه های عصبی هوشمند گردید. عملکرد مطلوب روش کنترلی پیشنهادی در مقایسه با کنترل کننده های کلاسیک در چندین شبیه سازی نشان داده شد. از نتایج حاصل شده، این عملکرد مطلوب به وضوح قابل برداشت بوده و تأیید کننده کارآمد بودن کنترل کننده های پیشنهادی می باشد.

مراجع

- [1] J. H. Horng, "Neural Adaptive Tracking Control of a DC Motor," *International Journal of Information Science*, 118, 1-13, 1999.
- [2] M. George, "Speed Control of Separately Excited DC Motor," *American Journal of Applied Sciences*, 5(3), 227-233, 2008.

- [10] T. Hiyama, M. Tokieda, W. Hubbi, and H. Andou, "Artificial neural network based dynamic load modeling," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 12, no. 4, pp. 1576-1583, Nov. 1997.
- [11] P. Subbaraj and K. Manickavasagam, "Automatic generation control of multi-area power system using fuzzy logic controller," *European Trans. on Electrical Power*, vol. 18, no. 3, pp. 266-280, Apr. 2008.
- [12] M. M. Gupta, *Static and Dynamic Neural Networks: from Fundamentals to Advanced Theory*, IEEE Press & John Wiley, 2003.
- [13] J. Chen, and T. C. Huang, "Applying Neural Network to On-Line Updated PID Controllers for Non-Linear Process Control", *Journal of Process Control*, 14, 211-230 (2004).
- [14] A. Andrasik, A. Meszaros and S. F. de Azevedo, "On-Line Tuning of Neural PID Controller Based on Plant Hybrid Modelling", *Computer and Chemical Engineering*, 28, 1499-1509 (2004).
- [15] W. Jiangjiang, C. Zhang, and Y. Jing. "Adaptive PID control with BP neural network self-tuning in exhaust temperature of micro gas turbine." *Industrial Electronics and Applications, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference on*. IEEE, 2008.
- [3] N. Nouri, R. Dhaouadi, and N. B. Braiek, "Adaptive control of a nonlinear dc motor drive using recurrent neural networks." *Applied Soft Computing* 8.1, 371-382. (2008).
- [4] H. Bevrani, F. Habibi, P. Babahajyani, M. Watanabe, and Y. Mitani, "Intelligent frequency control in an AC microgrid: online PSO-based fuzzy tuning approach," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1-10, Dec. 2012.
- [5] H. Bevrani and T. Hiyama, Neural Network Based AGC Design, Chapter 5 in *Intelligent Automatic Generation Control*, New York: CRC Press (Taylor & Francis Group), Apr. 2011.
- [6] T. Hiyama, M. Tokieda, W. Hubbi, and H. Andou, "Artificial neural network based dynamic load modeling," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 12, no. 4, pp. 1576-1583, Nov. 1997.
- [7] C. T. Hsu, M. S. Kang, and C. S. Chen, "Design of adaptive load shedding by artificial neural networks," *IEE Proc. Generation, Transmission, and Distribution*, vol. 152, no. 3, pp. 415-421, 2005.
- [8] H. Bevrani, (2011). Artificial Neural Networks, Lecture notes, available on line from <http://www.bevrani.com/ANN/ANN.htm>.
- [9] A. A. El-Keib and X. Ma, "Application of artificial neural networks in voltage stability assessment," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 1890-1896, Nov. 1995.