كنترل كنندة تحريك شبكه عصبي مصنوعي FLN براساس كنترل كننده فازي براي كنترل تحريك ژنراتور

محمدباقر بناء شریفیان و ایرج حسنزاده   استادیار دانشکدة مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تبریز
رسول کنارنگی   استاد دانشگاه دالاس، تگزاس، ایالات متحدة امریکا

چكيده

در اين مقاله شبكة عصبي مصنوعي (ANN) Artificial Neural Network براساس كنترل كننده تحريك فازي (FPSS) Fuzzy Power System Stabilizer ارائه ميگردد. كنترل كننده ANN براساس كنترل كننده FPSS فوايد كنترل كننده فازي از جمله مستقل بودن از شناسايي مدل و پاسخ سريع ANN را ادغام كرده و نوع جديدي از PSS را ارائه ميدهد. ANN انتخابي از نوع شبكه پيوند دهنده تابعي Functional Link Net (FLN) ميباشد. FLN يك شبكه عصبي تك لايه است كه آقاي Pao در سال ۱۹۸۹ آن را معرفي نمود. روش آموزش به كار رفته Delta-Rule ميباشد. ANN براساس الگوهاي مختلف توليد شده توسط كنترل كننده FPSS بهازای بارهاي متفاوت آموزش داده ميشود. آموزش تا جايي صورت ميگيرد كه خطاي مؤثر به كمتر از مقدار معيني برسد. نتايج حاصله نشانگر آن است كه ANN ارائه شده براساس FPSS ميرائي خوبي را در بازة وسيعي از عملكرد سيستم قدرت فراهم آورده و در ضمن كنترل هموارتري بر روي متغيرهاي سيستم داشته و در نهايت عملكرد ديناميكي سيستم را به طور قابل ملاحظهاي بهبود ميبخشد.

كلمات كليدی: پايدار كنندة سيستم قدرت، كنترل كنندة فازی، شبكة عصبی مصنوعی، كنترل تحريک.

Generator Excitation Control Using FLN Artificial Neural Network Controller

M. B. Bannae Sharifian and I. Hassanzadeh Faculty of Elec. and Computer Engineering, University of Tabriz
R. Kenarangui University of Dalassa, Texas, USA

Abstract

A new methodology based on a functional link net (FLN) artificial neural network (ANN) is introduced for excitation control of a synchronous generator based on fuzzy power system stabilizer (FPSS). This method combines the advantages of the fuzzy controller along with the independence from model identification and fast processing ANN and proposes a new form of excitation controller for a synchronous generator. Delta-rule is used for training of ANN. ANN is trained for different load patterns which are produced by FPSS, and is continued until the total error was smaller than certain value. The analysis of a three-phase short circuit fault condition under various loading conditions of a single machine infinite bus system is presented to illustrate the application of the developed methodology. The obtained results show that the proposed FLN artificial neural network, based on fuzzy controller for power system stabilizer (PSS), can provide very good damping characteristic through wide rang of operating conditions for power system and it has smoother control for system variables; hence it improves dynamic operating of the system considerably.

Key words: Power system stabilizer, Fuzzy control, Artificial neural network, Functional link net, Excitation controller.

۱- مقدمه

طي بيست سال گذشته مطالعات و تحقيقات قابل ملاحظهاي جهت افـزايش ميرايـي و پايـداري سيـستمهاي قـدرت بـرروي كنترل كننده تحريـك ژنراتورهـا صـورت گرفتـه و نتـايج خـوبي كسب گرديده است [۱]. تنظيم بهره اين نـوع كنتـرل كننـدهها معمولاً در يك شرايط خاص از عملكرد سيستم قدرت محاسبه و ثابت نگه داشته ميشود. واضح است كه نقطه كار سيـستم قـدرت همراه با تغيير بار عوض ميشود. علاوه بر اين، اگـر يـك سيـستم قدرت در معرض اختلالات بزرگ نظير يك اتصال كوتاه سـه فـاز قرار گيرد، تغييرات شديدي در وضعيت سيستم به وقـوع خواهـد پيوست. بنابراين تحـت شـرايط مختلـف، نمـيتـوان بـه بهتـرين عملكرد ديناميكي سيستم به وسيله يك كنترل كننـده بـا بهـره ثابت دست يافت.

بـراي بهبـود مشخـصه ميرايـي سيـستم قـدرت در محـدودة وسيعي از نقاط كار، كنترل كننده خود تنظيم ارائه گرديده است [۲-۷]. در اين نوع كنترل كنندهها ابتدا مـدل سيـستم در زمـان واقعي با استفاده از دادههاي اندازهگيري شده ورودي و خروجـي سيستم شناسايي شده و آنگاه تنظيم بهره براسـاس ايـن مـدل و قانون تطبيقي صورت ميگيرد. تحـت شـرايط اخـتلال، عملكـرد ديناميكي سيـستم با كنترل كننده تحريك خود تنظيم نـسبت بـه كنترل كننده تحريك با بهره ثابت بهتر ميباشد. عيب بـزرگ استفادة كنترل كننده تحريـك خـود تنظـيم نيـاز بـه شناسـايي پارامترهـاي مـدل سيـستم در زمـان واقعـي اسـت كـه فرآينـد شناسـايي را بـسيار وقـت گيـر مـيكنـد. بـراي اجتنـاب از بـار محاسباتي مربوط به كنتـرل كننـده تحريـك خـود تنظـيم نـوع جديدي از كنترل كننده تحريك با اسـتفاده از تئـوري فـازي در مرجع [۸] پيشنهاد شـده اسـت. سـيگنالهاي ورودي بـه كنتـرل كننده تحريك انحراف سرعت و شتاب اندازهگيري شـده ژنراتـور ميباشنـد. اين سيگنالها قبل از آنكه بتوانند توسط كنترل كننـده تحريـك پردازش شونـد ابتدا بـا اسـتفاده از توابـع عـضويت بـه صورت متغيرهاي كلامي بيان ميگردند. سپس قـوانين تـصميمي بيان شده به صورت متغيرهاي كلامي به شكل ماتريس رابطـهاي جهت استفاده منطق فازي در كنترل كننده تحريـك ژنراتـور بـه منظور دستيابي به يك خروجي مناسب به كار گرفته ميشوند.

با استفاده از نتايج شبيهسازي كامپيوتري يك سيستم قـدرت نمونه - كه در معرض اتصال كوتاه سه فاز تحت شرايط بـارگيري متفاوت انجام گرفتـه اسـت - مـشخص مـيگـردد كـه مشخـصه ديناميكي سيستم تحت شرايط اختلالات بـزرگ بـا اسـتفاده از كنترل كنـنـده تحريك فازي در محـدودة وسيـعي از نقـاط كـار به طور بارزي بهبـود مـييابـد [۸] و از آنجـا كـه كنتـرل كننـده تحريك فازي احتياجي به شناسايي مـدل نـدارد بـه محاسـبات كمتري نسبت به كنترل كننده تحريك خود تنظيم نياز داشته و راحتتر از آن بر روي ميكرو كامپيوتر قابل اجرا است.

حال اگر بتوان بـه گـونهاي سـرعت پاسخ كنتـرل كننـده را افزايش داد، رفتار ديناميكي سيستم باز هم بهبود خواهـد يافـت. همانطور كه مـيدانيم يـك كنتـرل كننـده فـازي مركـب از سـه قـسمت اسـت: فـازیساز، موتـور اسـتنتاج و غيـر فـازیساز كـه عمليات هر قسمت وقتگير ميباشد.

در سـالهاي اخيـر ANN محبوبيـت زيـادي در سيـستمهاي محاسباتي پيدا كرده است. علـت ايـن امـر مزيتهـايي اسـت كـه نسبت به سيستمهاي محاسباتي مرسوم دارد. از جمله میتوان به عدم حساسيت نسبت به تغييرات پارامترهـا اشـاره كـرد. از سـال ۱۹۸۹، ANN توجه مهندسين قدرت را به خود معطـوف داشـته است. در سالهاي اخير تعدادي مقالـه در زمينـههـاي مختلـف از جملـه ايمنـي، آنـاليز تـصادفي، مـدلسازي ماشـين، شناسـايي، تشخيص عيب، پردازش اخطارها، پيشبيني بـار، تخمـين حالـت، توزيع اقتصادی بار و غيره منتشر شده است. نتايج به دست آمده بيانگر آن است كه ANN در كاربردهاي همزمان و غيـر همزمـان سيستم قدرت از پتانسيل قابل توجهی برخوردار است.

ANN ارائه شـده در مقالـه حاضـر - كـه براساس FPSS ايجـاد گرديـده اسـت – مزايـاي ANN و FPSS را بـا هم تركيـب كـرده و نوع جديـدي از PSS را معرفـي مـينمايـد. ANN انتخابـي از نوع FLN بوده و روش يادگيري به كـار رفتـه پـس انتـشار خـط (Delta Rule or Back Propagation) مـيباشـد. در واقـع ANN، رفتار كنترل كننده فازي FPSS را شـبيهسازي كـرده و در اكثـر موارد نيز عملكـرد بهتـري از خـود نـشان مـیدهـد، زيـرا زمـان پاسخدهي آن به علت سرعت محاسـباتي زيـاد، قابـل صـرفنظر كردن است.

براي تبيين مؤثر بـودن كنتـرل كننـده تحريـك ANN ارائـه شده، از يك سيستم قدرت كه در معرض اتصال كوتاه سـه فـاز و تحت شرايط بارگيري متفاوتي قرار گرفته، اسـتفاده شـده اسـت. نتايج به دست آمده نشان میدهد كـه عملكـرد كنتـرل كننـده ANN در اكثر موارد مناسب تر و هموارتر از كنترل كننده فـازي

است و از آنجا که از سرعت بالايي برخوردار ميباشـد پيـشبيني ميگردد كه در عمل نيز رفتار بهتري از خود نشان دهد.

۲- شبکة عصبی مصنوعی

شبکهای عصبی مصنوعی که مدلهای محاسباتی از شبکهای عصبی بیولوژیکی میباشند، بدون نیاز به هیچگونه مدل ریاضی و با اطلاعاتی دربارة سیستم تحت کنترل با بهرهگیری از الگوریتمهای یادگیری و توانایی پردازش موازی، بازدهی مؤثری از خود نشان دادهاند. از جمله مزایای استفاده از ANN میتوان به موارد ذیل اشاره نمود [۹]:

الف- توانایـی تصویرسـازی پیچیـده و غیـرخطی شدید ورودی به خروجی

ب- سرعت زیاد به واسطه مکانیزم عملکرد موازی

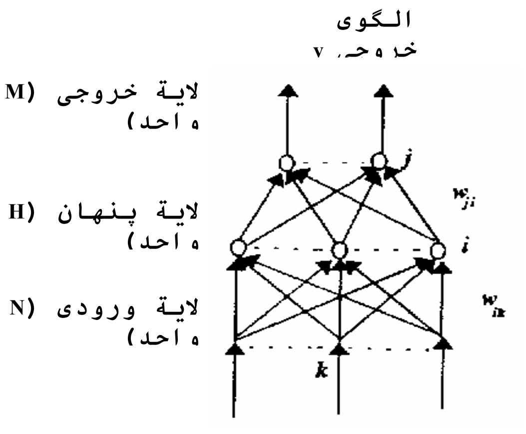
ج- مقاوم بودن: ANN مقاوم (Robust) است، بدین معنی که اگر دادههای ورودی کامل نبوده و یا اغتشاش داشته باشند ANN با این وجود قادر است نتایج درستی ارائه دهد.

د- قابلیت تطابق: ANN را میتوان به راحتی توسط خطای ایجاد شدهاش آموزش داد و این امر سبب گشته است تا ANN بتواند به راحتی با شرایط محیطی جدید تطابق پیدا کند.

ه- شبیهسازی نرمافزاری و اجرای سختافزاری: بسیاری از کاربردهای ANN در مهندسی قدرت در مراحل شبیهسازی نرمافزاری است. پیشرفتهای اخیر در زمینة VLSI امکان ساخت ANNهای بزرگ را به صورت تراشههای مجتمع IC فراهم آورده است. در کاربردهای همزمان، ANNهای مجتمع سختافزاری بسیار بهتر و مناسب تر هستند.

و- نیاز به حافظة بسیار ناچیز: کافی است وزن ANN آموزش یافته، ورودیها و خروجیها را ذخیره نمائیم.

بسته به نوع دادههای ورودی (گسسته یا پیوسته) و فرآیند آموزش (با نظارت یا بدون نظارت) ANN به انواع مختلفی دستهبندی میشود، از جمله شبکة Carpenter/Grossbrg, Hopfield, Perceptron , … . شکل (۱) یک نوع رایج از شبکه عصبی پیشرو با یک لایه پنهان را نشان میدهد. ثابت شده است که چنین شبکههایی میتوانند هر تابع غیرخطی را با دقت دلخواه تقریب نماید. ایدة اصلی طرح چنین شـبکههایـی آن است که اطلاعات ورودی ابتدا به فرم نمایش داخلی ثبت شده و بـه نوبة خود به تنهایی و یا ترکیب با سایر ورودیها، خروجیها را شکل میدهد.



شکل ۱- شبکة عصبی پیشرو با یک لایة پنهان

مجموعة وزنهای متناظر با هر واحد، تـشکیل بـردار وزن ω را میدهد. که ω_i *قدرت ورودی* iام است. فعالیت یا ورودی کل بـه هر واحد j از لایـة jام بـه صـورت $net_j = \sum_{i=1}^{n} W_{ji} O_i$ تعریـف میشود. تابع فعـالسازی، مقـدار ورودی هـر واحـد پردازشـگر را محاسبه مـیکنـد. تـابع فعالسازی سـیگموید ترکیبـی از توابـع فعالسازی پله و شیب به صورت زیر است:

$$f = \frac{1}{1+\exp[-(net_j + \theta_j)/\theta_0)]} \qquad (۱)$$

پارامتر θ_j آستانه (threshold) نامیده میشود و ناحیـة عبـور تـابع را تعیـین مـیکنـد، پـارامتر θ_0 نیـز شـیب گـذر را معـین مینماید. خاصیت مهم تابع سیگموید این اسـت کـه مـشتق اول آن را میتوان به صورت عباراتی از خود تابع بیان نمـود. خروجـی تابع مقدار پیوستهای بین صفر و یک است. آمـوزش شـبکههـای پیشرو به این صورت است که ابتـدا الگوهـا بـه لایـههـای ورودی اعمال میگردد و بـه شـکل پیـشرو بـه سـمت خروجـی انتـشار مییابد. خروجی واقعی و مطلوب مقایسه گشته و خطـا محاسـبه میشود. خطا به عقب انتشار داده میشود و در حین ایـن عمـل وزن هر لایه تنظیم میگردد.

شبکة عصبی FLN کـه توسـط Pao در سـال ۱۹۸۹ معرفـی گردید [۱۰و۱۱] ساختار شبکهای جدیدی دارد که سادهتر بـوده و به طور بارزی زمان همگرایی را کاهش مـیدهـد. ایـدة اصلـی

شبکه، پیوندی تابعی از پیوندها برای تبدیلات پردازش اطلاعات است. هدف اصلی از FLN، تولید یک سری الگوی اضافی و استفاده از آن به جای الگوی واقعی است. مبنای فعالیت شبکهٔ تعمیم یافتهٔ قانون دلتا، ساختن تصویری غیرخطی و بردار به بردار با استفاده از یک سری از ضرایب ماتریسی خطی می‌باشد که در آن هر یک از اعضای بردار از یک تابع تبدیل غیرخطی فعالسازی به دست می‌آیند. فرم تابع فعالسازی ثابت می‌ماند و در طی فرآیند آموزش تنها مقدار پارامتر آستانه تغییر می‌یابد. در مقابل، در روش FLN پیوندها خطی نبوده بلکه به صورت تابعی می‌باشند. یک بحث ریاضی نیز وجود دارد که به وضوح نشان می‌دهد که اگر الگوهای افزوده شدهٔ صحیح در نظر گرفته شود، آموزش با نظارت را می‌توان توسط FLN و قانون دلتا انجام داد.

دو مدل برای شبکهٔ پیوندی وجود دارد: مدل توسعه یافتهٔ تابعی و مدل تانسوری (حاصل ضرب خارجی). مسئلهٔ حائز اهمیت آنکه با ترکیب این دو مدل نتایج خوبی به دست خواهد آمد. در مدل توسعه یافتهٔ تابعی، FLN بر روی هر گره به تنهایی عمل می‌کند (مثلاً از طریق توابع متعامد مانند [$sin\ k\pi x,\ cos\ k\pi x,\ k=1,\ 2,\ \ldots$]). اثر شبکه، تصویر الگوی ورودی به فضای الگویی با ابعاد بزرگتر می‌باشد. در مدل تانسوری و یا حاصلضرب خارجی هر عنصر از الگوی ورودی در بردار الگوی درونی ضرب می‌شود، مانند:
$\{x_i\} \Rightarrow \{x_i, x_i x_j\}_{j \ge i} \Rightarrow \{x_i, x_i x_j, x_i x_j x_k\}_{k \ge j \ge i} \Rightarrow \ldots$

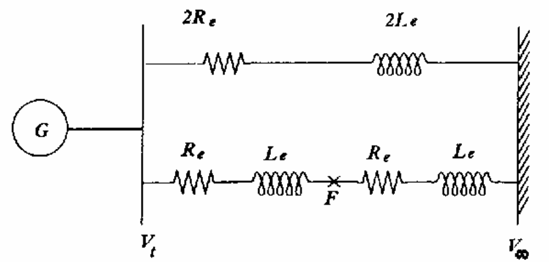
در این حالت FLN یک بردار درونی از هر یک از عناصر مجزا تولید می‌نماید. افزودن بردار اجازه می‌دهد تا الگوی اصلی جملات مراتب بالاتری را مجدداً به وجود آورد. در فرایند افزایش تانسوری، مراتب افزایش اغلب پائین می‌باشد، اما روال بسط تابعی پیشرو سیستماتیک و اغلب مؤثر است. تجربه نشان می‌دهد که بهکارگیری بسط تابعی با بسط تانسوری اغلب مؤثر و کافی است. اصول ریاضی FLN توسط Sobajic ارائه گشته است.

امکان و چگونگی آموزش یک شبکهٔ یکدست (Flat) در مرجع [۱۱] به طور موردی تحلیل شده است.

استفاده از شبکههای FLN با ساختار یک دست و بدون لایهٔ پنهان (Hidden)، سرعت آموزش را افزایش داده، الگوریتم یادگیری را سادهتر کرده و امکان تعلیم با نظارت و بدون نظارت را با ساختار شبکهای یکسان فراهم می‌آورد [۱۰]. در مقالهٔ حاضر نیز از روش آموزش Delta-Rule استفاده شده است.

۳- مدل ریاضی

سیستم تک ماشینهٔ متصل به شین بینهایت مطابق شکل (۲) را در نظر بگیرید.



شکل ۲- سیستم تک ماشینهٔ متصل به شین بینهایت

رفتار دینامیکی ماشین سنکرون را می‌توان با یک سری معادلات دیفرانسیل غیرخطی به صورت زیر بیان داشت:

$$\dot{\delta} = \omega - 1 \qquad (۲)$$

$$\tau_j \dot{\omega} = T_m - T_e - D\omega \qquad (۳)$$

$$T_e = \frac{L_d i_q i_d + kM_F i_q i_F + kM_D i_q i_D - L_q i_q i_d - kM_Q i_d i_Q}{3} \qquad (۴)$$

$$V_d = -ri_d - \omega L_q i_q - \omega kM_Q i_Q - L_d \dot{i}_d - kM_F \dot{i}_F - kM_D \dot{i}_D \qquad (۵)$$

$$-V_F = -r_F i_F - kM_F \dot{i}_d - L_F \dot{i}_F - M_R \dot{i}_D \qquad (۶)$$

$$V_D = 0 = -r_D i_D - kM_D \dot{i}_d - M_R \dot{i}_F - L_D \dot{i}_D \qquad (۷)$$

$$V_q = \omega L_d i_d + \omega kM_F i_F - ri_q - L_q \dot{i}_q - kM_Q \dot{i}_Q \qquad (۸)$$

$$V_Q = 0 = -r_Q i_Q - kM_Q \dot{i}_q - L_Q \dot{i}_Q \qquad (۹)$$

معادلات خط انتقال با مقاومت R_e و اندوکتانس L_e عبارتند از:

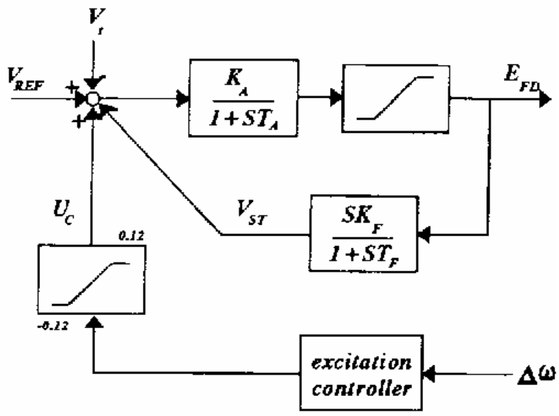
$$V_d = -\sqrt{3}V_\infty \sin(\delta-\alpha) + R_e i_d + L_e \dot{i}_d + \omega L_e i_q \quad (۱۰)$$

$$V_q = \sqrt{3}V_\infty \cos(\delta-\alpha) + R_e i_q - \omega L_e i_d \quad (۱۱)$$

معادلات دیفرانسیل سیستم تحریک نشان داده شده با بلوک دیاگرام شکل (۳) به صورت زیر است [۸]:

$$T_A \dot{E}_{FD} = -E_{FD} - k_A V_{ST} + k_A (V_{REF} - V_t + U_c) \quad (۱۲)$$

$$T_F \dot{V}_{ST} = -V_{ST} + k_F \dot{E}_{FD} \quad (۱۳)$$



شکل۳- بلوک دیاگرام سیستم تحریک

توجه شود که U_C در معادلهٔ (۱۲) و یا بلوک دیاگرام نشان داده شده، سیگنال کنترل پس خوراند تولید شده توسط کنترل کنندهٔ تحریک می‌باشد. این سیگنال پس خوراند به منظور فراهم آوردن اضافه میرایی لازم جهت پایداری سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۴- الگوریتم طراحی کنترل کنندهٔ تحریک فازی

برای طراحی یک کنترل کنندهٔ تحریک فازی که بتواند تحت شرایط اختلال میرایی مطلوبی برای سیستم فراهم آورد، بایستی متغییرهای حالتی را به عنوان سیگنالهای ورودی کنترل کنندهٔ تحریک فازی در نظر گرفت که بیانگر عملکرد دینامیکی سیستم باشند. در مقالهٔ [۸] انحراف سرعت ژنراتور $\Delta\omega$ و شتاب آن $\Delta\dot{\omega}$ به عنوان سیگنالهای ورودی به کنترلکنندهٔ تحریک انتخاب شده است. برای محاسبهٔ خروجی کنترل کننده ابتدا یک ماتریس ارتباط فازی R (قانون نهایی) که رابط بین مشخصههای مجموعهٔ فازی ورودیهای کنترل کننده و مشخصهٔ مجموعهٔ فازی خروجی کنترل کننده است، تولید شده و در حافظهٔ کامپیوتر ذخیره می‌گردد. آنگاه کنترل کنندهٔ تحریک فازی به صورت روال عمل می‌نماید تا سیگنال خروجی مطلوب را شکل دهد.

گام اول: استفاده از توابع عضویت برای ورودیهای کنترل کننده $\Delta\omega$ و $\Delta\dot{\omega}$ به شکل مجموعهٔ فازی

گام دوم: استفاده از قانون ترکیبی برای تعیین تابع عضویت خروجی کنترل کنندهٔ U_C

گام سوم: محاسبهٔ خروجی کنترل کنندهٔ مناسب از تابع عضویت سیگنال خروجی

جزئیات روال بالا در مرجع [۸] آمده است. یکی از مزایای استفاده از کنترل کنندهٔ فازی در مقایسه با کنترل کننده با بهرهٔ ثابت نظیر PI و کنترل کنندهٔ خودتنظیم این است که در مقایسه با کنترل کنندهٔ با بهرهٔ ثابت از عملکرد دینامیکی بهتری در محدودهٔ وسیعی از شرایط کاری برخوردار است؛ بهطوریکه برای مثال در یک شرایطی که بار ژنراتور به P=1.5 pu افزایش می‌یابد، در اثر وقوع اتصال کوتاه به مدت ۴ سیکل و رفع اختلال کنترل کنندهٔ فازی، سیستم را پایدار می‌سازد. در حالی‌که کنترل کننده PI با بهرهٔ ثابت از عهدهٔ پایدارسازی سیستم برنیامده و ژنراتور از مدار خارج می‌شود.

در مقایسه با کنترل کنندهٔ خودتنظیم نیز از آنجا که کنترل کنندهٔ فازی برای محاسبهٔ سیگنال خروجی کنترل کننده نیازی به شناسایی مدل ندارد، بسیار سودمندتر است. اما با این وجود سه مرحلهٔ فازی سازی، استنتاج و غیر فازی سازی کنترل کنندهٔ فازی وقتگیرتر است. علاوه بر این، کنترل کنندهٔ فازی توانایی یادگیری ندارد. برای حل این مشکلات استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی راه حل معقولی به نظر می‌رسد. بعضی از ایدههای مربوط به چگونگی آموزش یک ANN از نوع FLN به منظور داشتن عملکردی مشابه کنترل کنندهٔ فازی در بخش زیر آمده است.

۵- کنترل کنندهٔ تحریک ژنراتور ANN از نوع FLN و آموزش آن

همانگونه که در قسمت ۳ اشاره شد، علت انتخاب FLN سادگی ساختار، سرعت همگرایی بالا، روش یادگیری سادهتر

(استفاده از Delta-Rule به جای Generalized Delta-Rule) می‌باشد. از سرعت ω به عنوان ورودی PSS استفاده می‌شود. سیگنال مرتبه چهارم سرعت یعنی ω، ω(n-1)، ω(n-2) و ω(n-3)، به عنوان ورودیهای اصلی FLN در نظر گرفته شده است. خروجی ANN سیگنال کنترلی U_C می‌باشد. ورودیهای اضافی دیگر براساس تجربة آقای Pao [۱۱] ترکیبی از بسط تابعی و تانسوری انتخاب گردیده است. در این مقاله از ورودیهای اضافی تابعی $\cos\pi\omega(n)$، $\sin\pi\omega(n)$، $\cos\pi\omega(n\text{-}1)$، $\sin\pi\omega(n\text{-}1)$، $\cos\pi\omega(n\text{-}2)$، $\sin\pi\omega(n\text{-}2)$، $\cos\pi\omega(n\text{-}3)$ و $\sin\pi\omega(n\text{-}2)$ تانسوری $\omega(n)\omega(n\text{-}2)$، $\omega(n\text{-}1)\omega(n\text{-}3)$ و $\omega(n)\omega(n\text{-}3)$ جمعاً ۱۱ ورودی اضافی و در کل از ۱۵ ورودی استفاده شده است.

توپولوژی مورد استفاده در این مقاله در شکل (۴) آمده است.

آموزش ANN نقش بسیار مهمی در طراحی ANN براساس FPSS ایفاء می‌کند. عملکرد PSS بستگی به این دارد که ANN چگونه آموزش داده شده است. به بیان کلی‌تر، برای اطمینان از حصول به عملکرد بهتر بایستی ANN اکثر شرایط و محدودة کاری را در برگیرد. البته آموزش ANN تحت همة شرایط کاری - که رویاروی PSS است - تقریباً غیرممکن است. هنوز هم اغلب شرایط کاری نمونه بایستی در الگوی یادگیری شامل شوند تا ANN از لحاظ توپولوژیکی قادر به شبیهسازی همة نقاط کار باشد.

هدف اصلی یادگیری در این مقاله ایجاد ANN براساس FPSS است به گونهای که تا حد امکان شبیه به آن عمل نماید. ایدة اینکار در واقع ادغام و ترکیبی از دادههای آموزش فازی در آموزش FLN است، بنابراین طبیعی است که علاوه بر سرعت بالا، سایر مزایای فازی را نیز در بر داشته باشد. در کار ارائه شده بدترین حالت بارگیری از ژنراتور که P=1.5 pu است به عنوان الگوی یادگیری برای شبکة عصبی انتخاب شده است. یک اتصال کوتاه سه فاز در محل F از شکل (۲) به مدت چهار سیکل رخ می‌دهد. مشخصة مربوط به خطای مؤثر ANN برحسب تعداد تکرارها در شکل (۵) نشان داده شده است. سرعت و نحوة همگرایی این نوع شبکه واقعاً مؤثر و جالب است.

برای آموزش شبکة FLN از ورودیها و خروجیهای نرمالیزه شده که از رابطة زیر به دست می‌آیند استفاده شده است [۱۲]:

$$X_{norm} = \frac{X_a - X_{max}}{X_{max} - X_{min}}(U_L - L_L) + L_L \qquad (۱۴)$$

که در آن:

X_{norm} دادة نرمالیزه شده

X_a دادة واقعی

X_{max} بزرگترین مقدار دادة واقعی

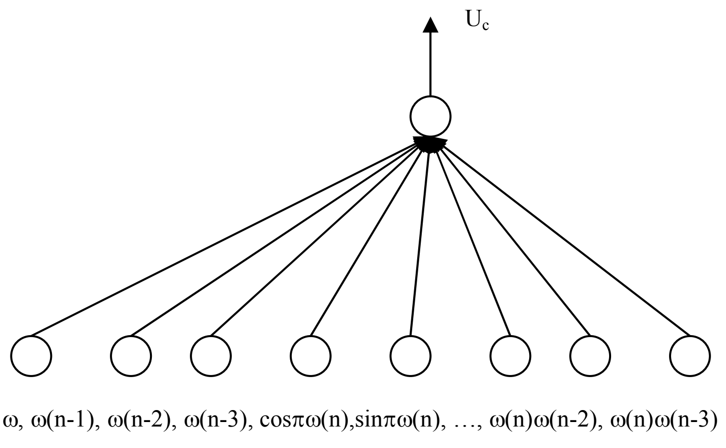
X_{min} کوچکترین مقدار دادة واقعی

U_L حد بالای انتخابی برای شبکة عصبی

L_L حد پائین انتخابی برای شبکة عصبی

که براساس تجربه بهترین مقادیر U_L و L_L به ترتیب عبارتند از ۰/۹ و ۰/۱.

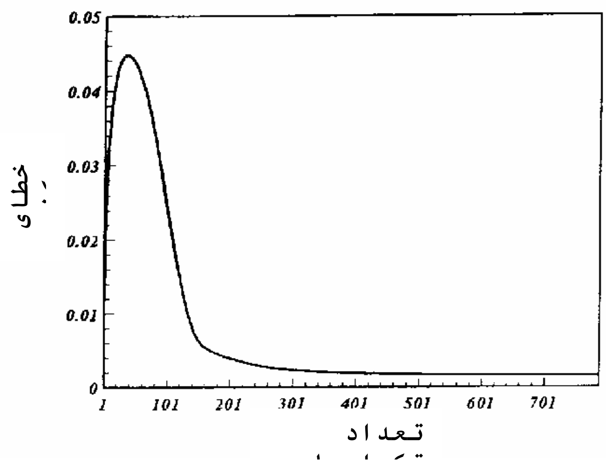
علاوه بر نرمالیزه کردن، از یک پیش فیلتر و روش خوشهبندی (clustering) برای انتخاب دادههای آموزشی استفاده شده است.



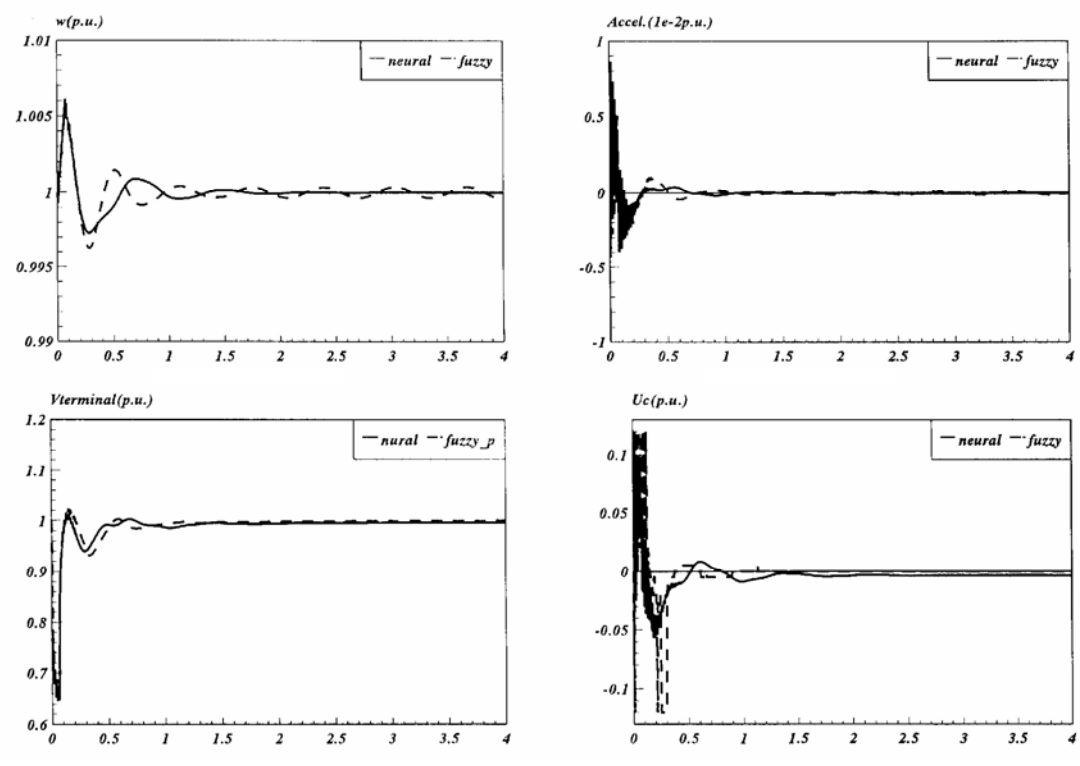
شکل ۴- توپولوژی مورد استفاده برای شبکة عصبی FLN

۶- نتایج شبیه سازی کامپیوتری

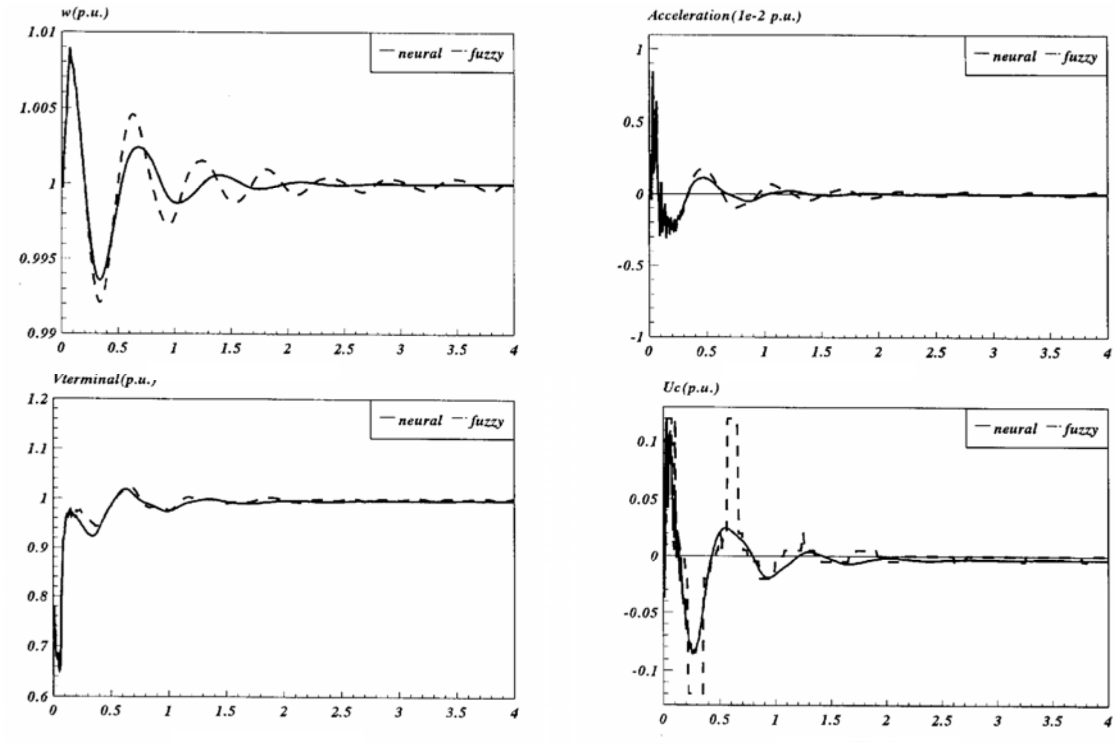
سیستم تک ماشینهٔ متصل به باس بینهایـت شـکل (۲) را در نظر بگیرید. به منظور بیان کارآیی کنترل کنندهٔ ANN براسـاس FPSS، شـبیهسازی کـامپیوتری بـرای سیـستم مزبـور در بـازهٔ وسیعی از شرایط بار مختلف که در معرض چهـار سـیکل اتـصال کوتاه سه فاز در وسط یـکی از دو خط انتـقال قـرار گرفته، انجام شده است. پاسـخ دینامیـــکی سیـستم تحـت شـرایط بارگـذاری مختلف از P=1 pu تا P=1.5 pu برای کنترل کنندهٔ تحریک فازی و ANN به دست آمده است. نتایج برای توانهای P=1, 1.3, 1.4, 1.5 pu ارائه می‌گردد که بهترتیب در شکلهای (۶ الی ۹) مشاهده می‌شوند.



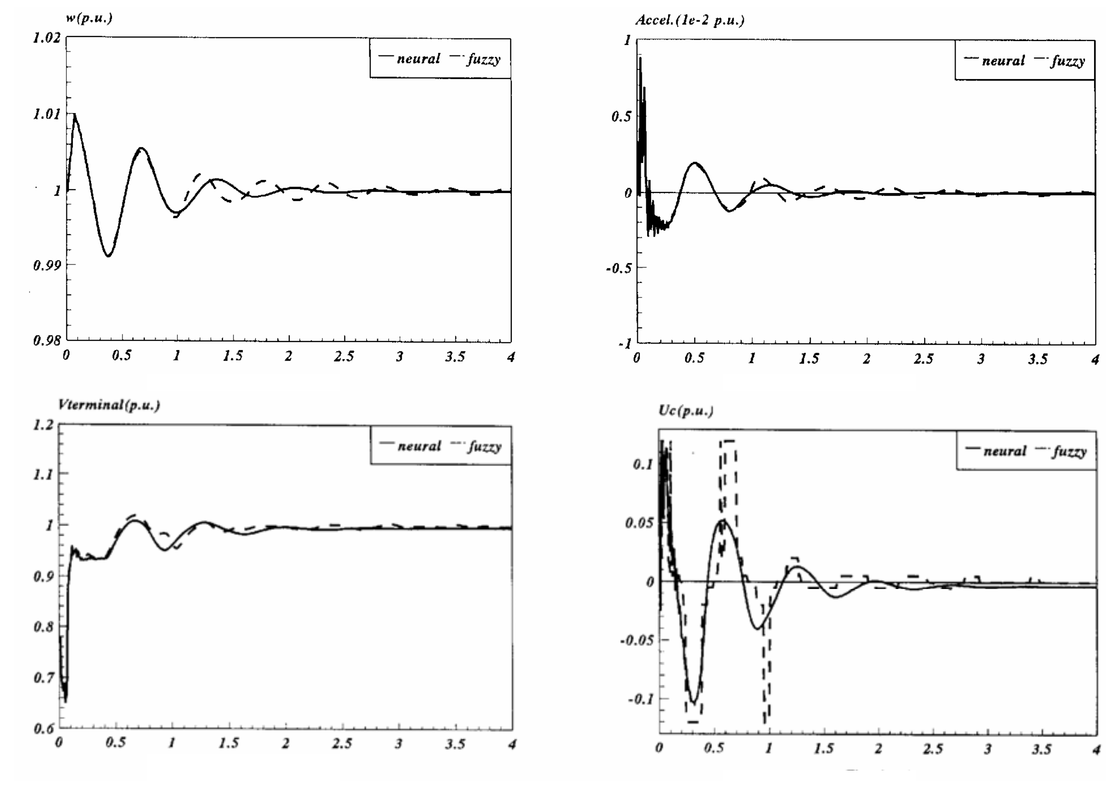
شکل ۵- خطای مؤثر FLN بر حسب تعداد تکرارها



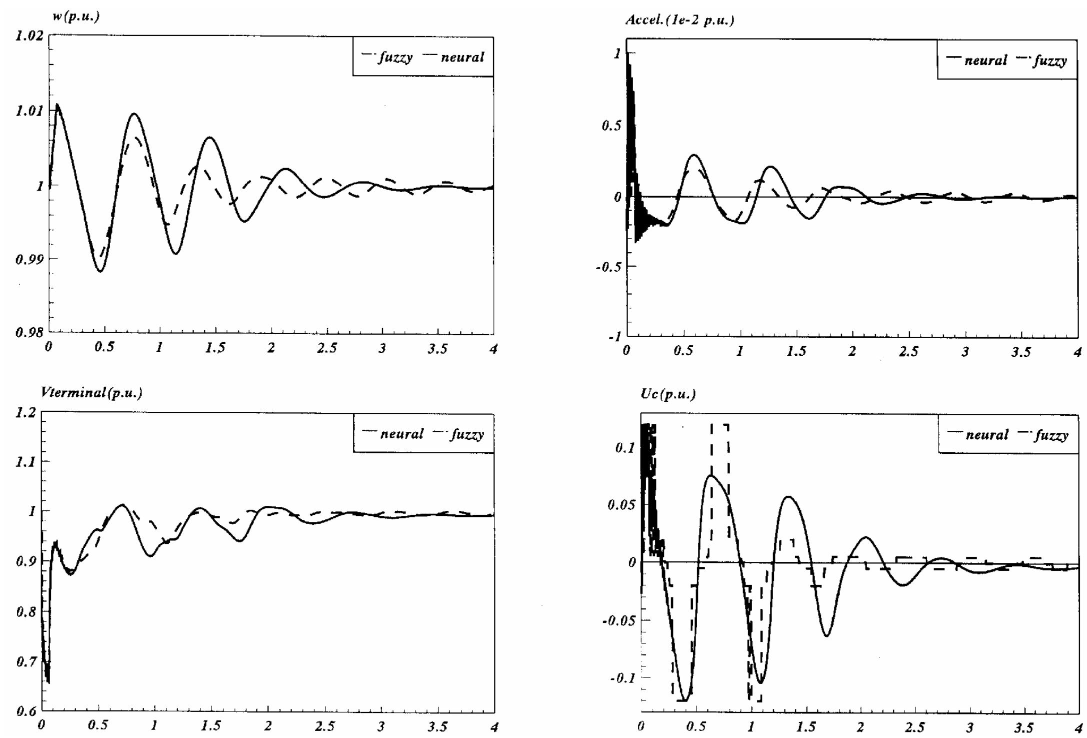
شکل ۶- پاسخهای دینامیکی سیستم برای P=1 pu بر حسب زمان (s)



شکل۷- پاسخهای دینامیکی سیستم برای P=1.3 pu بر حسب زمان (s)



شکل۸- پاسخهای دینامیکی سیستم برای P=1.4 pu بر حسب زمان (s)



شکل۹- پاسخهای دینامیکی سیستم برای P=1.5 pu بر حسب زمان (s)

با توجه به شکلهای نشان داده شده، ملاحظه می‌شود که:

الف- گرچه آموزش فقط برای بارگذاری خاصی (P=1.5 pu) به ANN داده شده، شبکهٔ عصبی پاسخ مناسبی در مورد بقیهٔ بارگذاریها از خود نشان داده است.

ب- با مقایسهٔ منحنی پاسخها می‌توان مشاهده نمود که هر دو کنترل کنندهٔ فازی و ANN از عملکرد دینامیکی خوبی در تمام بازهٔ نقطه کار یاد شده برخوردارند.

ج- با دقت بیشتر می‌توان دریافت که کنترل کنندهٔ ANN در بازهٔ P=1, 1.3, 1.4 pu از لحاظ جهش (overshot) دوم و در تمامی بازه به لحاظ زمان نشست (settling time) از مشخصهٔ دینامیکی بهتری نسبت به کنترل کنندهٔ فازی برخوردار است که نتیجهٔ جالب توجهی است. یعنی در اغلب موارد (قریب به ۸۰%) عملکرد ANN بهتر از FPSS است.

د- از آنجا که حافظهٔ مورد نیاز کنترل کنندهٔ ANN در مقابل FPSS ناچیز و سرعت پاسخ آن فوقالعاده بالا است، پیشبینی می‌شود که پیاده کردن عملی آن آسانتر و پاسخ آن مطلوبتر از کنترل کنندهٔ FPSS باشد.

ه- کنترل توسط ANN-PSS هموارتر از FPSS صورت می‌گیرد.

۷- نتیجه گیری

امروزه یکی از مشکلات مربوط به مسائل دینامیکی در شبکههای قدرت، پدیدهٔ نوسانات فرکانس پائین و یا مسئلهٔ پایداری دینامیکی است که در اثر بروز یک سری اختلالات در شبکه به وجود می‌آید. یک ماشین سنکرون در یک شبکهٔ بزرگ که مجهز به تنظیم کنندهٔ خودکار ولتاژ (AVR) باشد ممکن است در شرایط کار مختلف و یا بروز اختلال در شبکه دچار نوسان شده و در صورت عدم پیشگیری از شبکه قطع گردد. در این مقاله با مطالعهٔ ماشین سنکرون متصل به شبکهٔ بزرگ که به صورت مدل تک ماشینه متصل به شین بینهایت در نظر گرفته می‌شود، تأثیر استفاده از پایدار کنندههای متفاوت PSS از جمله PI، فازی و شبکهٔ عصبی هنگام بروز ناپایداری تحت شرایط مختلف کار با شبیهسازی کامپیوتری مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است.

همچنین استفاده از ANN به عنوان ابزاری کارا جهت جایگزینی FPSS مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. ANN انتخابی FLN می‌باشد که مزایایی نظیر سرعت همگرایی بالاتر، سادگی

ساختار و روش آموزش آسانتر نسبت به پرسپترون چند لایه دارد. روش مورد استفاده در این بررسی جهت یادگیری FLN، Delta-Rule می‌باشد. ANN براساس دادههای مربوط به بدترین حالت بارگیری از ژنراتور تعلیم یافته است. نتایج شبیهسازی نشانگر کارآیی مؤثر ANN برای میرایی نوسانات سیستم قدرت می‌باشد. به علت مشخصههای برتر ANN نسبت به FPSS (مانند پاسخ هموارتر و سریعتر) جایگزین کردن آن به جای FPSS امری منطقی به نظر می‌رسد.

نمادها

سرعت زاویهای ω
زاویه بار δ
اندوکتانس محور d سیم پیچی استاتور L_d
اندوکتانس محور q سیم پیچی استاتور L_q
اندوکتانس سیم پیچی میدان L_F
اندوکتانس محور d سیم پیچی دمپر L_D
اندوکتانس محور q سیم پیچی دمپر L_Q
اندوکتانس نشتی محور d سیم پیچی استاتور l_d
اندوکتانس نشتی محور q سیم پیچی استاتور l_q

$k\,M_F = k\,M_D = L_d - l_d$

$k\,M_Q = L_q - l_q$

مقاومت سیم پیچی استاتور R
مقاومت سیم پیچی میدان r_F
مقاومت محور d سیم پیچی دمپر r_D
مقاومت محور q سیم پیچی دمپر r_Q
ضریب میرایی D
ثابت زمانی رگولاتور T_A
جریان سیم پیچی میدان i_F
ولتاژ محور d استاتور V_d
ولتاژ محور q استاتور V_q
بهرهٔ رگولاتور K_A
ثابت زمانی رگولاتور T_A
ثابت زمانی ترانسفورمر پایدارساز T_F
بهرهٔ ترانسفورمر پایدارساز K_F
ولتاژ باس بینهایت V_∞
ولتاژ ترمینال ژنراتور V_t
ولتاژ مرجع برای ژنراتور V_{REF}
گشتاور مکانیکی T_m
ولتاژ میدان تحریک E_{FD}
مقاومت خارجی R_e
اندوکتانس خارجی L_e
جریان محور d استاتور i_d
جریان محور q استاتور i_q
ولتاژ خروجی ترانسفورمر پایدارساز V_{ST}
گشتاور الکتریکی T_e
جریان محور d سیم پیچی دمپر i_D
جریان محور q سیم پیچی دمپر i_Q
ولتاژ محور d سیم پیچی دمپر V_D
ولتاژ محور q سیم پیچی دمپر V_Q

مراجع

[1] P.M. Anderson and A.A. Found, “Power System Control and Stability”, Iowa State University Press, Ames, Iowa, USA, 1981.
[2] D. Xia and G.T. Heydt, “Self-Tuning Controller for Generator Excitation Control”, IEEE Trans. on Power App. Sys., Vol. 102, No. 6, pp. 1877-1885, 1983.
[3] S.J. Cheng, Y.S. Chow, O.P. Malik and G.S. Hope, “An Adaptive Synchronous Machine Stabilizer”, IEEE Trans. on Power Sys., Vol. 1, No. 3, pp. 101-109, 1986.
[4] Y.Y. Hsu and K.L. Liou, “Design of Self-Tuning PID Power System Stabilizers for Synchronous Generators”, IEEE Trans. on Energy Conv., Vol. 2, No. 3, pp. 343-348, 1987.
[5] C.J. Wu and Y.Y. Hsu, “Design of Self-Tuning PID Power System Stabilizers for Multi-Machine Power Systems”, IEEE Trans. on Power Sys., Vol. 3, No. 3, pp. 1059-1064, 1988.
[6] Y.Y. Hsu and C.J. Wu, “Adaptive Control of Synchronous Machine Using the Auto-Searching Method”, IEEE Trans. on Power Sys., Vol. 3, No. 4, pp. 1434-1440, 1988.
[7] A. Chandra, O.P. Malik and G.S. Hope, “A Self-Tuning Controller for the Control of Multi-Machine Power Systems”, IEEE Trans. on Power Sys., Vol. 3, No. 3, pp.1065-1071, 1988.
[8] Y.Y. Hsu and C.H. Cheng, “A Fuzzy Controller for Generator Excitation Control”,

IEEE Trans. on Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 2, pp. 532-539, 1993.

[9] Y. Zhang, G.P. Chen, O.P. Malik and G.S. Hope, “An Artificial Neural Network Based Adaptive Power System Stabilized”, IEEE Trans. on Energy Conv., Vol. 8, No. 1, pp. 71-77, 1993.

[10] M. Djukanovic, D.J. Sobajic and Y.H. Pao, “Neural Net Based Determination of Generator-Shedding Requirements in Electric Power Systems”, IEE Proc. C, Vol. 139, No. 5, pp. 427-436,1992.

[11] .H. Pao, “Adaptive Pattern Recognition and Networks”, Addison Wesley Publishing Company, 1989.

[12] P.K. Kalra, A. Snivastava and D.K. Chaturvedi, “Possible Application of Neural Nets to Power System Operation and Control”, Electric Power System Research, No. 25, pp. 83-90, 1992.

ضمیمه

مقادیر پارامترهای ژنراتور:

ω_R	377 rad/s
L_d	1.7 pu
L_q	1.64 pu
L_F	1.65 pu
L_D	1.605 pu
L_Q	1.529 pu
$kM_F=kM_D=MR$	1.55 pu
kM_Q	1.49 pu
$l_d=l_q$	0.15 pu
r	0.001096 pu
r_F	0.00742 pu
r_D	0.0131 pu
r_Q	0.054 pu
D	0

مقادیر پارامترهای بار اسمی:

Q	0.062 pu
P	1 pu

مقادیر پارامترهای خط انتقال:

R_e	0.02 pu
L_e	0.02 pu

مقادیر پارامترهای رگولاتور ولتاژ و تحریک:

T_A	0.05 pu
K_A	400 pu
T_F	1 pu
K_F	0.025 pu
E_{FDmax}	7.3 pu
E_{FDmin}	-7.3 pu