



بکارگیری رؤیت گر شبکه عصبی در تخمین بلادرنگ پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون مبتنی بر یک استخراج ویژگی فازی از اطلاعات بهره برداری

هادی چهکندی نژاد^۱، مجتبی روحانی^۲، آصف زارع^۳، امید خیاط^۴، مهدی محمد آبادی^۵
۱ دانشجوی کارشناسی ارشد برق-کنترل دانشگاه آزاد اسلامی واحد گناباد ، hadi64.msc@gmail.com
۲ استادیار و عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد گناباد
۳ استادیار و عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد گناباد
۴ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی هسته ای دانشگاه صنعتی امیرکبیر
۵ دانشجوی کارشناسی ارشد برق-کنترل دانشگاه آزاد اسلامی واحد گناباد

واژه‌های کلیدی: ژنراتور سنکرون ، پارامتر های دینامیکی ، شبکه های عصبی، تخمین بلادرنگ، الگوریتم خوشه بندی شهیاط، شاخص بهینه سازی فازی Xie-Beni .

چکیده

در این مسیر به عنوان یک شاخص انحراف بکار گرفته شده اند. شبکه عصبی آموزش دیده با استفاده از اندازه گیری های بلادرنگ شبیه سازی شده و در جهت شناسایی پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون تست شده است.

مقدمه

امنیت یکی از ملزومات حیاتی در مسیر بهره برداری از سیستم های قدرت است. امنیت دینامیکی یکی از حوزه های مطرح در حیطه امنیت سیستمهای قدرت است که بهره برداران

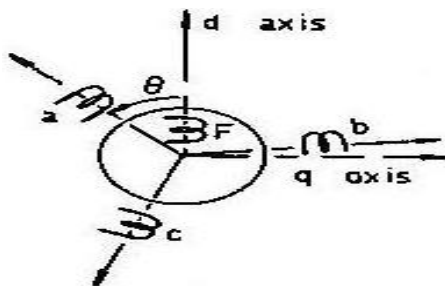
این مقاله روشی نو را برای بکار گیری رؤیت گر شبکه عصبی در شناسایی پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون با استفاده از اندازه گیری های بعمل آمده در حوزه زمان ارائه می دهد. داده های آموزشی مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی از طریق شبیه سازی های بعمل آمده در محیط یک ژنراتور متصل به شین بینهایت بدست آمده است. مولفه های بهینه الگوها بوسیله الگوریتم خوشه بندی شهیاط و یک شاخص بهینه سازی فازی از میان تعداد زیادی الگوی آموزشی تفکیک شده اند. مقادیر نامی ماشینهای سنکرون نیز

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

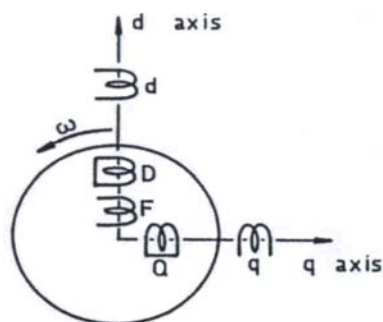
برداری از ژنراتور می‌تواند نسبت به تخمین پارامترهای دینامیکی اقدام کند در خواهد آمد.

بررسی مدل سازی ماشین سنکرون

برای هر نوع مطالعه در حوزه دینامیک سیستمهای قدرت، یک مدل ریاضی مناسب باید انتخاب شود. معادلات پایه ماشینهای سنکرون سالها پیش بوسیله پارک تهیه شده است. مدل پارک ساده ترین و شناخته شده ترین مدل ماشینهای سنکرون است. معادلات ولتاژ در مدل پارک با استفاده از دو محور d و q ، که یکی در امتداد محور سیم پیچ میدان و دیگری عمود بر آن است در نظر گرفته شده است. مدل پارک برای ماشین سنکرون در شکل ۱ نمایش داده شده است. سیم پیچهای سه فاز با دو سیم پیچ معادل یکی بر محور d و دیگری بر محور q جایگزین شده اند. یک سیم پیچ دمپر برای هر یک از محورها بصورت اتصال کوتاه در نظر گرفته شده است.



مدار معادل سه سیم پیچه ماشین سنکرون

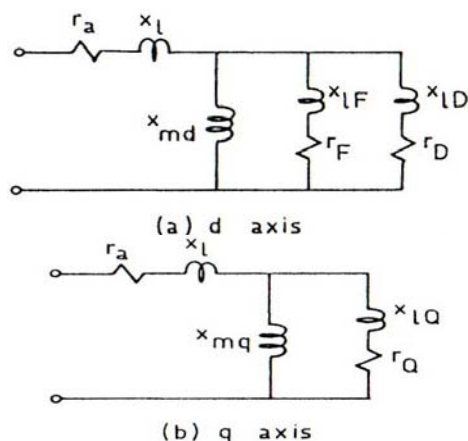


شکل ۱: مدار معادل ماشین سنکرون تحت مدل پارک

در این معادل سازی یک سیم پیچ میدان که توسط یک منبع DC تغذیه می‌شود، در امتداد محور d در نظر گرفته شده

همواره در جهت بهبود آن تلاش می‌کنند. از نگاه فرکانسی، این حوزه در برگیرنده نوسانات فرکانس پایین می‌شود. همگام با رشد و توسعه سیستم های قدرت اهمیت مطالعات دینامیکی نیز افزایش یافته است. ژنراتور های سنکرون دارای نقش کلیدی در مطالعات این حوزه می باشند. نوسانات مطرح در این حوزه از جنس تغییر پارامترها محسوب می شوند. بهره برداران برای دستیابی به اطلاعات مطمئن در باب رفتار سیستم در دوره های مختلف بهره برداری نیازمند شبیه سازی سیستم های قدرت هستند زیرا اکثر اتفاقات محتمل را در عمل نمی توان بر شبکه واقعی تحمیل کرد. شبیه سازی سیستم های قدرت خود از مراحل تشکیل شده است که مهمترین آنها شناسایی مشخصات شبکه است. زیرا نرم افزارهای شبیه ساز باید پارامترهای اجزای سیستم قدرت را داشته باشند تا بتوانند رفتار شبکه را شبیه سازی کنند. مقادیر دینامیکی ژنراتورها بر اثر عواملی چون پیر شدگی و خطاهای داخلی تغییر می کنند لذا نیاز به شناسایی مستمر آنها وجود دارد. در سالهای اخیر علاقه قابل ملاحظه ای به تعیین و شناسایی بلادرنگ پارامترهای ژنراتورهای سنکرون مشاهده شده است. یکی از دلایل این تمایل، فراهم شدن امکان تعمیرات در حین کار است. روشهای بلادرنگ امکان تعیین پارامترها را با استفاده از اطلاعات بدست آمده در حین کار عادی فراهم می سازد. این مسلم است که تعیین پارامترهای ژنراتورها بر اساس پردازش اطلاعات بهره برداری نیازمند یک سیستم تخمین گر است و شبکه عصبی مصنوعی توانایی های بالایی را در این زمینه از خود نشان داده است. این مقاله به بررسی توانایی شبکه عصبی در تخمین پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون با استفاده از اندازه گیری های به عمل آمده در خروجی های ژنراتور پرداخته است. در طی سالهای گذشته و مطالعات انجام شده محققان به مدل های دقیق و قابل اعتمادی از ژنراتورهای سنکرون دست یافته اند. در دوره آموزش کلیه پارامترها قابل شناسایی فرض شده اند. پس از توسعه شبکه عصبی، این مجموعه بصورت ابزاری که با استفاده از اندازه گیری های به عمل آمده در محیط بهره

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق



شکل ۲: مدار معادل محورهای d و q ماشین سنکرون

قابل توجه است که راکتانسهای حالت گذرا و فوق گذرای ماشینهای سنکرون بر اساس اثر راکتانسهای سری و موازی مطرح شده در شکل ۲ آنگونه که از ترمینالهای آلمیچر مشاهده می شود، تعیین می شود. همه مقاومتها نسبت به راکتانسهای متناظر خود به مراتب کوچکتر و قابل صرف نظرند. به همین تناسب مجموعه ای از ثابت زمانها در مرحله دوم قابل شناسایی خواهند بود. با این شرایط مجموعه جدیدی از پارامترها قابل طرح است. که ما آنها را پارامترهای بهره برداری می نامیم. پارامترهای مورد نظر بدین ترتیب تعریف شده اند:

- X_d: راکتانس سنکرون محور d
- X'_d: راکتانس حالت گذرای محور d
- X''_d: راکتانس حالت فوق گذرای محور d
- X_q: راکتانس محور q
- X'_q: راکتانس حالت گذرای محور q
- X''_q: راکتانس فوق گذرای محور q
- T'_{do}: ثابت زمانی مدار باز محور d در دوره گذرا
- T''_{do}: ثابت زمانی مدار باز محور d در دوره فوق گذرا
- T'_q: ثابت زمانی مدار باز محور q در دوره فوق گذرا
- H: ثابت اینرسی

است. با این شرایط معادلات متناظر این سیستم بصورت زیر قابل بیان خواهد بود:

$$V_d = R_a(-I_d) + p\lambda_d - \lambda_q p\theta \quad (1)$$

$$V_q = R_a(-I_q) + p\lambda_q + \lambda_d p\theta \quad (2)$$

$$V_F = R_F I_F + p\lambda_F \quad (3)$$

$$0 = R_D I_D + p\lambda_D \quad (4)$$

$$0 = R_Q I_Q + p\lambda_Q \quad (5)$$

در این سیستم می توانیم همانگونه که در بررسی سیستمهای قدرت مدرن رایج است مقادیر را بصورت پریونیت بکار بریم. در خلال توسعه تئوری مدل سازی ماشین سنکرون تعدادی راکتانس و ثابت زمانی مطرح می گردد. این مجموعه شامل راکتانس سنکرون حالت ماندگار، راکتانس حالت گذرا (که در بر گیرنده اثر سیم پیچ میدان در حالتها گذرا است) و سایر مطالعات دینامیک می شود. ثابت زمانهای حالت گذرا و حالت فوق گذرا نیز به تناسب راکتانسهای این دوره ها طرح می شوند. با توجه به شرایط مطرح، شارهای پیوندی در این سیستم بصورت زیر قابل بیان خواهد بود:

$$\begin{bmatrix} \Psi_d \\ \Psi_F \\ \Psi_D \end{bmatrix} = \frac{1}{\omega_0} \begin{bmatrix} x_d & x_{md} & x_{md} \\ x_{md} & x_F & x_{md} \\ x_{md} & x_{md} & x_D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -i_d \\ i_F \\ i_D \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \Psi_q \\ \Psi_Q \end{bmatrix} = \frac{1}{\omega_0} \begin{bmatrix} x_q & x_{mq} \\ x_{mq} & x_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -i_q \\ i_Q \end{bmatrix} \quad (7)$$

بنابر این معادلات، مدار معادل محورهای d و q برای ماشینهای سنکرون بصورت یک ترانسفورماتور سه سیم پیچه و یک ترانسفورماتور دو سیم پیچه قابل بیان خواهد بود. شکل ۲ این مدارهای معادل را نشان می دهد.

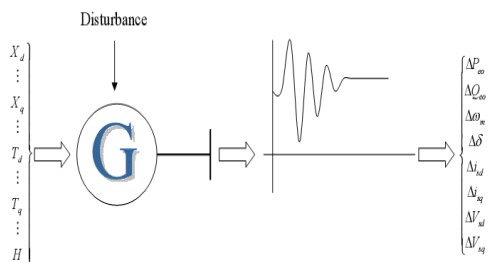
بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

مطالعات شبیه سازی

در سیر این پژوهش شبیه سازی هایی برای بررسی کارایی شبکه عصبی پیشنهادی در تخمین پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون انجام شده است. برای دستیابی به اطلاعات مورد نیاز در هر یک از مراحل آموزش و تست شبکه عصبی، شبیه سازیهای دینامیکی برای ۳۰۰ نمونه ژنراتور سنکرون متصل به شین بینهایت انجام شده است. انواع اغتشاشاتی که در حوزه بهره برداری از ژنراتورهای سنکرون رخ می دهند به سه زیرمجموعه تقسیم می شوند. این مجموعه شامل موارد زیر است:

- خطاهای حوزه تحریک
- خطاهای حوزه توان محرکه ژنراتور
- خطاهای مربوط به شبکه متصل به ژنراتور(بار)

بررسی و محاسبه وزن های بهینه شبکه عصبی در هر سه حوزه فوق بطور جداگانه(بسته به نوع اغتشاشی که ممکن است به سیستم قدرت وارد شود) به ما کمک می کند تا تصویر بهتری از درجه دقت پارامترهای تخمین زده شده بر اساس اطلاعات بدست آمده در قبال اغتشاشات هر حوزه داشته باشیم. بنابراین اطلاعات بدست آمده در قبال اغتشاشات هر حوزه بصورت جداگانه ضبط شده ، در نتیجه می توان در صورت بروز هر یک از این اغتشاشات از شبکه آموزش دیده معادل با آن اغتشاش در تخمین بلادرنگ پارامترهای شبکه سود جست.

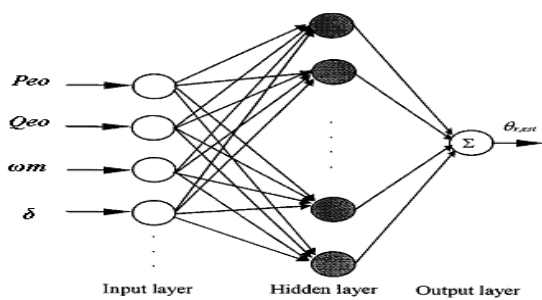


شکل ۴: فرایند تولید داده های بهره برداری

در شکل ۴ فرایند تولید داده های بهره برداری مشخص شده است. مسلم است که با اعمال یک اغتشاش بر شبکه قدرت کلیه خروجی های ژنراتور های نمونه(در صورت متفاوت بودن پارامتر های دینامیکی آنها) دارای نوساناتی منحصر به

تخمین پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در این مقاله ۶ المان پردازشگر در لایه ورودی شبکه عصبی تخمینگر و ۱ المان در لایه خروجی در نظر گرفته شده است. تعداد المانهای ورودی بر اساس پژوهشهای صورت گرفته در زمینه رؤیت پذیری پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون در رفتار دینامیکی آن بدست آمده است. از طرف دیگر در نظر گرفتن شبکه عصبی با یک خروجی به ما کمک می کند تا تصویر واضح تری از توانایی های شبکه عصبی در تخمین پارامترهای دینامیکی داشته باشیم. بدین ترتیب تغییرات مشاهده شده در خروجی های ژنراتور در دوره های مختلف بهره برداری با هر یک از پارامترهای دینامیکی مطرح شده در مدل طرح شده (با استفاده از شبکه عصبی) بطور جداگانه ارتباط برقرار خواهند کرد. بنابراین مجموعه ۱۰ شبکه عصبی برای مدلسازی پارامترهای دینامیکی مورد نظر در این طرح مورد نیاز خواهد بود. امروزه این مشخص شده است که شبکه عصبی با یک لایه مخفی برای تقلید هر نوع رفتار غیر خطی مناسب است. بنابر این هر یک از مدل های تشکیل شده در بر دارنده یک لایه مخفی با تعداد بهینه ای از نرون ها می باشد. ساختار این شبکه عصبی در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳: ساختار روینگر شبکه عصبی

همانطور که در شکل ۳ مشاهده می شود مولفه های بردار ورودی شبکه عصبی شامل نمونه هایی از سیگنال های خروجی تعدادی ژنراتور نمونه است.

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

پارامتر دینامیکی مورد نظر در این مجموعه باید مجموعه ۱۰ شبکه عصبی با استفاده از هر یک از بانکهای اطلاعاتی تشکیل شده آموزش داده شوند. مجموعه آموزشی هر شبکه عصبی حاوی اطلاعات رفتاری ۲۲۵ (۷۵٪ کل الگوها) نوع ژنراتور است. این شبکه ها با استفاده از آگوریتم پس انتشار و با روش لوونبرگ- مارکوآرت آموزش دیده اند.

در زیر به علت وسیع بودن حوزه شبه سازی (۳×۱۰:مورد مختلف ناشی از سه حوزه اغتشاش و ۱۰ پارامتر دینامیکی) فقط به نتایج شبیه سازی شده دوره آموزش یک عضو از این مجموعه ۳۰ عضوی خواهیم پرداخت ۲۹ مورد دیگر به طریق مشابه همین شبکه شبیه سازی شدند و نتایج کمی و کیفی مشابهی حاصل شد که در انتهای مقاله در جدول های ۱ و ۲ و ۳ و ۴ قابل مشاهده اند.

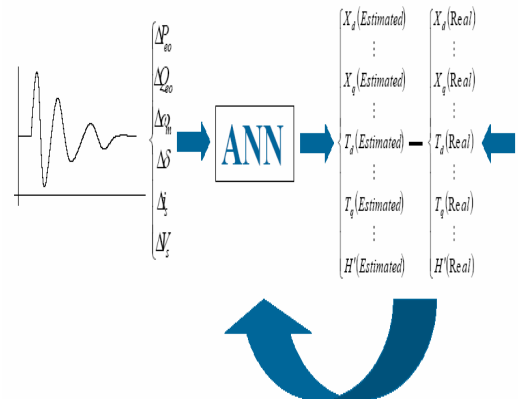
در زیر به تشریح نتایج آموزش شبکه عصبی برای پارامتر ثابت اینرسی (H) می پردازیم. اغتشاش مورد نظر نیز در این مورد خاص ۱۰٪ کاهش ناگهانی در توان ورودی ژنراتور فرض شده است.

با توجه به این اصل که مقدار نوسانات خروجی های یک ژنراتور اغتشاش دیده وابسته به پارامترهای دینامیکی آن است و این پارامترها از مشخصات ذاتی ژنراتور است برای تولید فضای ورودی (تعداد مولفه های ورودی) شبکه عصبی تخمینگر از داده های نمونه برداری شده خروجی های ژنراتورهای اغتشاش دیده استفاده شده است. به این ترتیب که از هر یک از خروجی ها به مدت ۱۵sec با نرخ نمونه برداری تقریباً فشرده نمونه برداری شده است. (

$$\text{sampling rate} = 0.0150$$

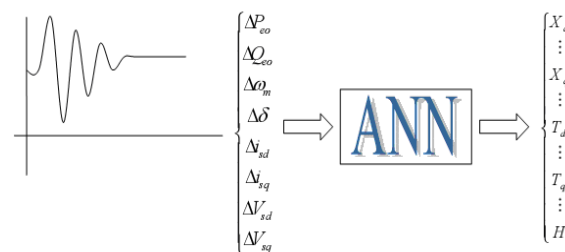
بازه نمونه برداری شده (0,15] sec) بر اساس پژوهشهای صورت گرفته در زمینه رؤیت پذیری پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون در رفتار دینامیکی آن بدست آمده است. حال برای هر خروجی در بازه [0,15] sec، ۱۰۰۰۰ سمپل خواهیم داشت. که باید از بین این ۱۰۰۰ نمونه تعدادی نمونه مشترک بین همه الگوهای آموزشی انتخاب کرد. خروجی

فرد خواهند بود. ما در این مقاله از میزان انحراف هر یک از این خروجی ها از مقادیر نامی آنها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده کرده ایم.



شکل ۵: فرایند آموزش شبکه عصبی

در شکل ۵ نیز فرایند آموزش شبکه نشان داده شده است. که همانطور که مشاهده می شود وزن های شبکه متناسب با اختلاف میزان واقعی پارامترها و میزان تخمین زده شده آنها تنظیم می شود. به همین ترتیب فرایند تست شبکه عصبی نیز در شکل ۶ مشاهده می شود.



شکل ۶: فرایند تست شبکه عصبی

آموزش شبکه عصبی

با توجه به هدف مورد نظر در این مقاله، داده های آموزشی از اطلاعات رفتاری ژنراتورهای سنکرون مختلف از قبیل: واحدهای بخاری فسیلی، واحدهای هسته ای، واحدهای توربین احتراقی، واحدهای آبی و ... تشکیل شده اند. مدل‌های شبیه سازی شده در محیط نرم افزار متلب تهیه شده اند. اطلاعات بهره برداری ژنراتورهای سنکرون باید در قبال هر یک از حوزه های اغتشاش بصورت جداگانه برای آموزش و تست شبکه عصبی بکار گرفته شوند. همچنین برای تخمین ۱۰

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

یافت و در نتیجه سرعت انتشار مستقیم شبکه کاهش خواهد یافت. همانطور که قبلاً اشاره شد در این مقاله تعداد کل الگوها (تست و آموزش) ۳۰۰ الگو در نظر گرفته شده است و نیز برای هر ژنراتور از خروجی های آن در مدت ۰ تا ۱۵ ثانیه ۱۰۰۰ سمپل با گام ثابت جدا شده است. لذا ما باید برای هر یک از خروجی ها (۶ مورد از موارد ۷ و ۵ و ۷ و ۸ استفاده کرده ایم) بطور مشترک در بین تمامی ژنراتور ها تعداد بهینه ای از الگو ها را جدا کنیم تا تعداد وزن های شبکه کاهش یابد. لازم به ذکر است که این الگو ها نیز باید خود در زمان هایی ثبت شده باشند که ارائه دهنده ویژگی ژنراتورها باشند و ژنراتورها را از حیث پارامترهای دینامیکی آنها از یکدیگر متمایز سازند. در این مقاله برای تفکیک و دسته بندی سمپل های مشابه از روش خوشه بندی شهیاط استفاده شده است. در الگوریتم شهیاط نمونه ها در فضای مشخصه بعنوان منابع انرژی با تابع انرژی معین تصویر می شوند:

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$$

$$X_f = (d_1, d_2, \dots, d_K)$$

که در آن X_f نمونه زام و d_k مشخصه یا بعد K ام و N و K بترتیب تعداد و بعد نمونه هاست. تابع انرژی که باید شرایط خاص ذکر شده در [4] را دارا باشد بصورت نمایی پیوسته با پارامترهای وابسته به مسئله بصورت زیر تعریف می شود:

$$H_{X_i} = \sum_{f=1}^N H(X_i | X_f) \quad (8)$$

$$H(X_i | X_f) = F(\text{Euclidean distance between } X_i \& X_f)$$

که در آن H_{X_i} انرژی سمپل X_i ، $H(X_i | X_f)$ انرژی سمپل X_i متأثر از سمپل X_f و F تابع انرژی ارضا کننده شرایط ذکر شده در [4] است. هر نقطه از فضای مشخصه تحت تاثیر انرژی تمامی سمپل ها است. مطابق با الگوریتم شهیاط، سمپل ها در فضای دو بعدی انرژی-نمونه بترتیب کاهنده نگاشت شده و بر اساس اوج و افت انرژی در گذارهای درون و برون خوشه ای خوشه بندی با تعداد خوشه از پیش تعیین شده و یا تعداد خوشه بهینه تشخیص داده شده توسط الگوریتم انجام می شود.

هایی از ژنراتورها که در مقاله به عنوان ورودی های شبکه عصبی نمونه برداری شدند ۶ مورد از ۸ مورد زیر هستند:

توان اکتیو الکتریکی خروجی

توان راکتیو الکتریکی خروجی

دور مکانیکی

زاویه توان

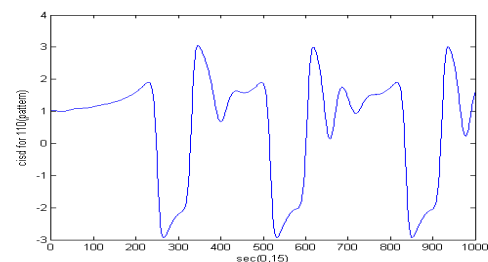
مولفه جریان استاتور در راستای محور طولی

مولفه جریان استاتور در راستای محور عرضی

مولفه ولتاژ استاتور در راستای محور طولی

مولفه ولتاژ استاتور در راستای محور عرضی

در شکل ۷ به عنوان نمونه تغییرات خروجی مولفه جریان استاتور در راستای محور طولی در بازه مذکور در قبال اغتشاش وارده بر شبکه برای الگوی شماره ۱۱۰ نشان داده شده است:



شکل ۷: یک خروجی نمونه (ژنراتور شماره ۱۱۰)

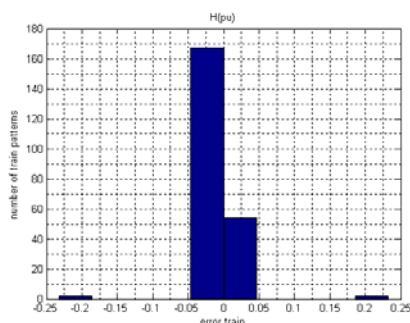
با توجه به مطالبی که بیان شد از بین ۸ خروجی فوق تعداد ۶ تای آنها هر کدام در ۱۰ سمپل، فضای ورودی شبکه عصبی را تشکیل خواهند داد. لذا بردار ورودی شبکه دارای ۶۰ مولفه خواهد بود. تعداد سمپل ها با اعمال سعی و خطا در راستای حاصل شدن حداقل خطا و ابعاد شبکه بدست آمده اند.

نحوه انتخاب مولفه های بردار ورودی شبکه عصبی (ورودی های شبکه)

می دانیم که شبکه عصبی در صورتی برای کاربرد های بلادرنگ مفید خواهد بود که مولفه های بردار ورودی و نرون های آن حداقل باشد. (که در این مقاله تعداد نرون های بهینه با سعی و خطا ۷ نرون بدست آمده است). زیرا در صورت زیاد بودن آن تعداد وزن های شبکه افزایش خواهد

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

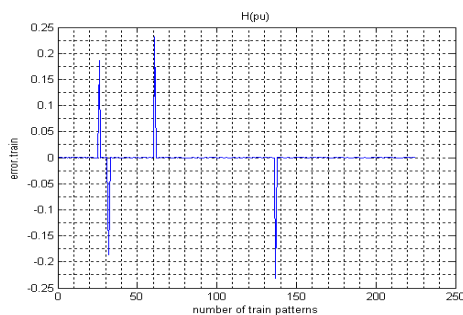
در شکل ۸ فراوانی الگوهای آموزش (۲۲۵ الگو) در بازه های متفاوت خطا برای این اجرا ملاحظه می شود:



شکل ۸: فراوانی الگوهای آموزش در بازه های متفاوت خطا

همانطور که در شکل ۸ مشاهده می شود ۲۲۱ مورد از این الگوها (آموزش) انحراف از میزان واقعی آنها بین ۰.۰۵- و ۰.۰۵+ است و بقیه یعنی ۴ مورد دیگر اندازه انحراف از میزان واقعی آنها کمتر از ۰.۲۵ است.

اگر بخواهیم دقیقتر بنگریم در شکل ۹ که خطای میزان واقعی پارامتر H و میزان تخمین زده شده آن را بر حسب الگوهای آموزش (۲۲۵ الگو) نشان می دهد می توان انحراف از میزان واقعی در هر الگو را بطور جداگانه مشاهده کرد:



شکل ۹: خطای میزان واقعی پارامتر H و میزان تخمین زده شده آن بر حسب الگوهای آموزش

از شکل ۹ برداشت می شود که تقریباً ۲۲۱ الگو خطای تخمین آنها صفر است. معیار ماکزیمم خطا در دوره آموزش را نیز می توان از شکل ۹ یافت که این میزان همانطور که در شکل مشاهده می شود برابر است با ۰.۲۲۵ است.

در پایان در شکل ۱۰ می توان میزان تطبیق پارامتر H روی مقدار واقعی آن را در ۲۲۵ الگوی آموزش مشاهده کرد. از این

برای گزینش الگوهای مناسب از بین تمامی الگوهای موجود از شاخص خوشه بندی Xie-Beni استفاده می شود. شاخص مورد نظر با محاسبه میزان فزیت درون خوشه ای بصورت مجموع مربع فواصل به حاصلضرب تعداد مولفه ها و حداقل جداسازی های خوشه ای تعداد بهینه خوشه را تعیین می کند. حداقل مقدار این شاخص مقدار بهینه را مشخص کرده که بصورت زیر تعریف می شود:

$$XB = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^2 ((X(j) - \Omega^i)^2)}{N \times \min_{i \neq j} (\Omega^i - \Omega^j)^2} \quad (9)$$

که در آن مقدار بهینه C با مینیمم شدن شاخص بازای مقادیر $C=2,3,\dots, N/2$ بدست می آید. همچنین مجموعه پارامتر مرکز و انحراف معیار خوشه ها بدست آمده توسط الگوریتم شهیاط است. بدین ترتیب در هر مرحله الگوریتم شهیاط بازای یک یا تعداد محدود و مشخصی از مشخصه ها اعمال شده و مشخصه هایی که در آن شاخص محاسبه شده XB بازای تعداد خوشه مفروض مسئله مینیمم است بعنوان مشخصه های برتر انتخاب می شوند.

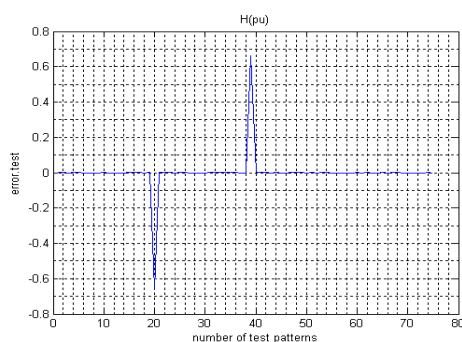
نتایج دوره آموزش شبکه عصبی

در این مقاله از تعداد ۳۰۰ الگو تعداد ۲۲۵ الگو (۷۵٪ الگوها) برای آموزش در نظر گرفته شد که نتایج دوره آموزش در اشکال زیر نشان داده شده است.

از آنجا که تابع خطا بر حسب مولفه های بردار وزن دارای مینیمم های محلی زیادی است و همچنین از آنجا که روند رو به بهینه شدن خطا در این الگوریتم شدیداً وابسته به مقادیر اولیه مولفه های بردار وزنی است این نتایج پس از اجراهای گوناگونی بدست آمده است و هیچ دلیلی وجود ندارد که این نتایج بهترین و بهینه ترین نتایج باشند و امکان این وجود دارد که در اجراهای بعدی نتایجی بهتر از این نتایج حاصل شود.

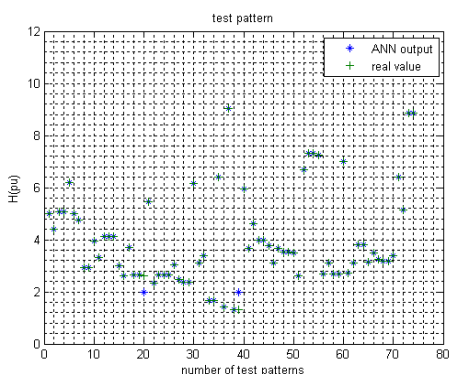
بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

همانطور که در شکل ۱۱ مشاهده می شود ۷۳ مورد از این الگوها (تست) انحراف از میزان واقعی آنها بین -0.14 و $+0.14$ است و مابقی یعنی ۲ مورد دیگر اندازه انحراف از میزان واقعی آنها کمتر از 0.7 است. اگر بخواهیم دقیقتر بنگریم در شکل ۱۲ که خطای میزان واقعی پارامتر H و میزان تخمین زده شده آن را بر حسب الگوهای تست نشان می دهد می توان انحراف از میزان واقعی در هر الگو را بطور جداگانه مشاهده کرد:



شکل ۱۲: خطای میزان واقعی پارامتر H و میزان تخمین زده شده آن بر حسب الگوهای تست

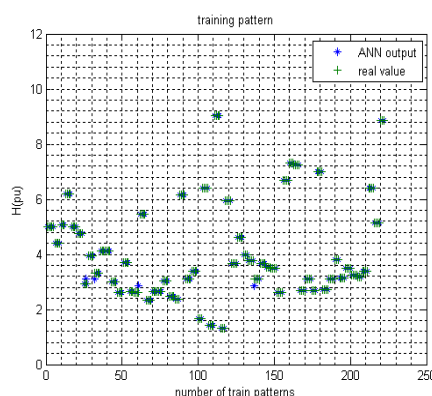
از شکل ۱۲ برداشت می شود که تقریباً ۷۳ الگو خطای تخمین آنها صفر است. معیار ماکزیمم خطا در دوره تست را نیز می توان از شکل ۱۲ یافت که این میزان همانطور که در شکل مشاهده می شود برابر است با 0.65 است. در پایان در شکل ۱۳ می توان میزان تطبیق پارامتر H روی مقدار واقعی آن را در ۷۵ الگوی تست مشاهده کرد. از این شکل هم مشاهده خواهد شد که تنها در ۲ مورد تطبیق دقیق صورت نگرفته است:



شکل ۱۳: میزان H در هر الگوی تست (میزان واقعی + میزان تخمینی) *

خلاصه نتایج برای تخمین کلیه پارامترها در هر سه حوزه اغتشاش در جداول زیر قابل مشاهده است:

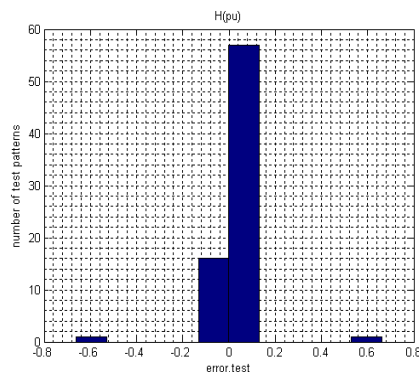
شکل هم مشاهده خواهد شد که تنها در ۴ مورد تطبیق دقیق صورت نگرفته است:



شکل ۱۰: میزان H در هر الگوی آموزش (میزان واقعی + میزان تخمینی) *

نتایج تست رؤیتگر شبکه عصبی

برای تست توانایی های رؤیت گر شبکه عصبی آموزش دیده در مسیر تخمین پارامترهای دینامیکی تحت حالت های بلادرنگ نیز از اندازه گیری های شبیه سازی شده در قبال رفتار دینامیکی ژنراتورهای سنکرون در محیط یک ماشین متصل به شین بینهایت استفاده شده است. در تست شبکه عصبی فرآیند تخمین پارامترها برای ۷۵ الگو (۲۵٪ الگوها) به اجرا در آمده است. این ژنراتورها از نمونه هایی هستند که در مرحله آموزش لحاظ نشده اند. در زیر به نتایج شبه سازی شده دوره تست برای پارامتر آموزش دیده در مرحله آموزش یعنی پارامتر دینامیکی H می پردازیم: در شکل ۱۱ فراوانی الگوهای تست (۷۵ الگو) در بازه های متفاوت خطا برای این اجرا ملاحظه می شود:



شکل ۱۱: فراوانی الگوهای تست در بازه های متفاوت خطا

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

حوزه بار	حوزه توان ورودی	حوزه تحریک	حوزه پارامتر
1	1	3	Xd
2	3	3	X'd
1	2	2	X''d
2	2	1	Xq
3	1	1	X'q
2	4	3	X''q
2	2	3	T'd
3	4	1	T''d
3	2	2	T''q
1	2	3	H

جدول ۴: نتایج دوره تست (از دیدگاه توزیع فراوانی خطا)

نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی نو برای تخمین پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون با استفاده از شبکه عصبی و مبتنی بر یک استخراج فازی بکار گرفته شد. به نحوی که ابعادی (سمپل‌هایی) از اطلاعات ثبت شده بهره برداری که حداکثر خوشه را دارا بودند به عنوان مولفه های بردار ورودی شبکه عصبی اختیار شدند. در واقع هر یک از این خوشه ها خود می تواند حاوی خواصی از سیگنال ها باشد. اطلاعات بهره برداری هنگام وقوع اغتشاشاتی چون تغییر تحریک، تغییر توان ورودی و وقوع اتصال کوتاه در شبکه متصل به ژنراتور بدست آمده و برای تخمین پارامترها بکار گرفته شدند. مطالعات اعتبار سنجی نشان می دهد شبکه عصبی به درستی می تواند بین الگوهایی که در مرحله آموزش لحاظ نشده اند ارتباط برقرار کند. انتظار می رود گامهایی بدین ترتیب بتواند عملکرد شبکه عصبی را بهبود بخشیده آنرا به روشی مفید در جهت تخمین کلیه پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای سنکرون با دامنه خطای قابل قبول تبدیل کند:

۱) استفاده از مجموعه آموزشی فراگیرتر

۲) استفاده از شبکه های عصبی مستقل در تخمین پارامترهای دینامیکی ژنراتورهای قطب صاف و قطب برجسته

۳) بهینه سازی نتایج حاصل از مرحله تخمین به منظور فرار از مینیمم های محلی و رسیدن به بهینه کلی در فضای پارامترهای شبکه (وزن های شبکه)

۴) بهینه سازی زمانهای اندازه گیری بگونه ای که بهترین تصویر را از رفتار ژنراتور با حداقل داده ها به ما ارائه دهد.

جدول ۱: نتایج دوره آموزش (از دیدگاه حد اکثر دامنه خطا)

حوزه بار	حوزه توان ورودی	حوزه تحریک	حوزه پارامتر
0.145	0.224	0.663	Xd
0.363	0.178	0.145	X'd
0.145	0.741	0.124	X''d
0.145	0.669	0.455	Xq
0.262	0.149	0.156	X'q
0.145	0.441	0.14	X''q
0.124	0.541	0.61	T'd
0.114	0.441	0.154	T''d
0.099	0.111	0.229	T''q
0.20	0.225	0.118	H

در جدول شماره ۱ حداکثر خطا برای هر پارامتر در قبال اغتشاش مربوطه برای الگوهای آموزش محاسبه شده و درج شده است. در جدول شماره ۲ نیز فراوانی الگوهای با قدرمطلق خطای بیشتر از ۰.۰۵ درج شده است.

جدول ۲: نتایج دوره آموزش (از دیدگاه توزیع فراوانی خطا)

حوزه بار	حوزه توان ورودی	حوزه تحریک	حوزه پارامتر
4	4	3	Xd
2	3	3	X'd
3	3	1	X''d
2	3	2	Xq
1	2	2	X'q
2	4	3	X''q
3	3	3	T'd
4	3	2	T''d
1	2	4	T''q
2	3	3	H

مشابه جدول های شماره ۱ و ۲ برای دوره تست نیز تهیه شده اند که در زیر نشان داده شده است:

جدول ۳: نتایج دوره تست (از دیدگاه حد اکثر دامنه خطا)

حوزه بار	حوزه توان ورودی	حوزه تحریک	حوزه پارامتر
0.325	0.222	0.52	Xd
0.144	0.112	0.125	X'd
0.187	0.114	0.124	X''d
0.195	0.649	0.488	Xq
0.142	0.669	0.456	X'q
0.445	0.448	0.336	X''q
0.141	0.65	0.112	T'd
0.664	0.114	0.663	T''d
0.09	0.136	0.659	T''q
0.669	0.65	0.117	H

بیست و چهارمین کنفرانس بین المللی برق

مراجع

- [14] پال سی کراوز, "تحلیل ماشینهای الکتریکی" دکتر سید مرتضی سقائیان نژاد و مهندس حسن نیک خواجوئی, انتشارات دانشگاه صنعتی اصفهان, ۱۳۷۶
- [15] مریم حاجتی, "رؤیت پذیری پارامترهای دینامیکی ژنراتور سنکرون در رفتار دینامیکی آن" دانشگاه صنعت آب و برق, ۱۳۸۵

- [1] A.Keyhani, I.Kamwa, "Neural Network Observers for On-line Tracking of Synchronous Generator Parameters" IEEE Transactions of Energy Conversations, Vol. 14, No. 1, March 1999, pp.23-30
- [2] S.Ahmed-Zaid, N.A.Demerdash, "An Artificial-Neural-Network Method for the Identification of Saturated Turbogenerator Parameters Based on a Coupled Finite-Element/State-Space Computational Algorithm" IEEE Transactions of Energy Conversion, Vol. 10, No. 4, December 1995, pp. 625-633
- [3] S.Henschel, H.W.Dommel, "Noninteractive Synchronous Machine Parameter Identification from Frequency Response Tests" IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No. 2, May 1999, pp. 553-560
- [4] O.khayat, H.R.shahdoosti, using shahyat algorithm as a new method for pattern clustering and classification, lecture note in electrical engineering, Vol.28, pp.151-161
- [5] A.Keyhani, G.Dayal, "Maximum Likelihood Estimation of Solide-Rotor Synchronous Machine Parameters from SSFR test Data" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 4, No. 3, September 1989, pp.551-558
- [6] K.Beye, R.Pintelon, J.schoukens, P.Lataire, P.Guillaume, "Identification of Synchronous Machines Parameters Using Broadband excitations" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 9, No.2, June 1994, pp. 270-280
- [7] Edson da Costa Bortoni, Jose Antonio Jardini, "Synchronous Machines Parameters Identification Using Load Rejection Test Data" IEEE Conference, 1997
- [8] A.Tumageanian, A.Keyhani, "Synchronous Machine Parameter Estimation from Standstill Flux Decay Data" IEEE Conference, 1992
- [9] H.Tsai, A.Keyhani, j.Demeko, R.G.Farmer, "On-Line Synchronous Machine Parameter Estimation from Small Disturbance Operating Data" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 10, No. 1, March 1995, pp.25-36
- [10] Xinqi Chen, Shizhang Zhu, Quan Pan, Lianxing Qu, Fengshi Zheng, Xudong Sun, "On-line Identification of Synchronous Generator Parameter from Large Disturbance Testing Data" IEEE Conference, 1998
- [11] Yao-nan Yu, "Electrical Power System Dynamics" Academic Press, INC. New York, 1983
- [12] P.Anderson, "Power System Control and Stability" Galgoutilv Press, 1984
- [13] آر بی تی جکسون, "آشنایی با شبکه‌های عصبی" دکتر محمود البرزی, مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی