

بررسی بارزدایی تطبیقی در سیستم‌های قدرت با استفاده از شبکه‌های عصبی

رحمتا.. هوشمند^(۱) - مجید معظمی^(۲)

(۱) دانشیار گروه مهندسی برق و الکترونیک دانشگاه اصفهان

(۲) گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد و دانشجوی دکتری گروه مهندسی برق دانشگاه اصفهان

خلاصه: یکی از اصول اساسی در سیستم‌های قدرت پایداری ولتاژ و فرکانس می‌باشد. بارزدایی یکی از آخرین اقدامات کنترلی جهت حفظ پایداری سیستم قدرت می‌باشد. از آنجایی که روشهای بارزدایی سنتی تا حدی زمانبر و غیردقیق هستند، در این مقاله یک روش بارزدایی تطبیقی سریع و بهینه به کمک شبکه‌های عصبی برای حل مشکل مزبور ارائه شده است. کل توان تولیدی و نرخ کاهش فرکانس به عنوان ورودیهای شبکه عصبی انتخاب شده‌اند. این روش بر روی سیستم قدرت نیواینکلند تست شده است. نتایج شبیه‌سازی بیانگر قدرت این روش بارزدایی برای حل مشکلات موجود در روشهای بارزدایی سنتی می‌باشد.

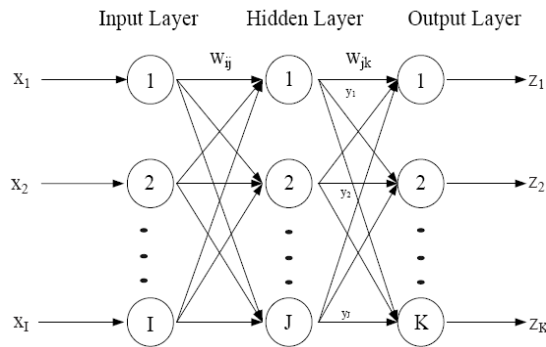
کلمات کلیدی: پایداری سیستم قدرت - بارزدایی تطبیقی - شبکه‌های عصبی مصنوعی

۱ - مقدمه

می‌توان به سیستم‌های خبره، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم PSO اشاره کرد. در بین روشهای هوشمند فوق روش شبکه‌های عصبی مصنوعی تطبیقی، از مثرم ثمرترین روشها هستند که در سالهای اخیر توجه بیشتری به آن می‌شود. سرعت فوق العاده بالای شبکه‌های عصبی حتی امکان بارزدایی بهینه در زمانهای گذرا را هم فراهم آورده است [۱]. در حالی که روشهای سنتی و حتی روشهایی مثل منطق فازی و الگوریتم ژنتیک مربوط به عملکرد بارزدایی در حالت دائمی هستند. در سیستم‌های قدرت واقعی شبکه‌های عصبی قادرند به صورت زمان واقعی آموزش خود را با شرایط جدید تطبیق دهند. اما سایر روشهای هوشمند ذکر شده عموماً به صورت خارج از خط طراحی می‌شوند.

در سالهای اخیر از شبکه‌های عصبی در طراحی کنترلرهای سیستم قدرت [۲]، پیش‌بینی بار [۳] و حفاظت در مقابل خطاهای موجود [۴] استفاده شده است. در مرجع [۱] به طراحی یک روش بارزدایی تطبیقی با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداخته شده است. در این مرجع کل توان تولیدی، کل بار مصرفی و نرخ کاهش فرکانس به عنوان ورودی شبکه عصبی و کل مقدار بارزدایی به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. در مرجع [۵] به بررسی یک روش

پایداری ولتاژ و فرکانس یکی از اصول اساسی در سیستم‌های قدرت می‌باشد. سیستم‌های کنترل موجود در شبکه وظیفه دارند که ولتاژ شبکه و فرکانس را در مقدار نامی آن تنظیم و تثبیت کنند. خطاهای متفاوت، رشد بار، کمبود تولید و عوامل دیگر از تهدید کننده‌های جدی امنیت سیستم و بر هم زنده پایداری ولتاژ و فرکانس می‌باشند. بارزدایی یکی از آخرین اقدامات کنترلی جهت حفظ پایداری سیستم قدرت می‌باشد. روشهای سنتی بارزدایی در سیستم‌های قدرت بر مبنای عملکرد رله‌های کاهش فرکانس برای بارزدایی فرکانسی و رله‌های کاهش ولتاژ برای بارزدایی ولتاژی استوار می‌باشد. این روشها معمولاً زمانبر و تا حدی غیردقیق هستند. بهترین الگوی بارزدایی در سیستم‌های قدرت بارزدایی است که به منظور حفظ پایداری گذرای سیستم قدرت، کمترین بار ممکنه را در کوتاهترین زمان ممکن از شبکه جدا کند. با توجه به اینکه سیستم‌های قدیمی پتانسیل‌های موجود را ندارند عموماً فرآیند بارزدایی زمانبر بوده و ممکن است بارهای اضافی را علاوه بر مقدار ضرورت برای حفظ پایداری گذرا از آنها جدا کند. از مهمترین روشهای هوشمندی که می‌توان از آنها جهت بهینه‌سازی زمانی و بهترین و کمترین بارزدایی کمک گرفت



شکل (۱): ساختار کلی شبکه عصبی با انتشار پسر و

که $\Delta\omega_{ij}$ تغییر لازم برای فاکتور وزنی در هر گره، α فاکتور ممنتوم و F_n یک تابع برای به روز کردن وزنها می‌باشد. در روش فوق اطلاعات از لایه ورودی به سمت لایه‌های مخفی منتشر می‌شود تا به لایه خروجی می‌رسد. سپس سیگنالهای خطا در لایه خروجی به سمت لایه‌های مخفی و لایه‌های ورودی انتشار می‌یابد. یکی از پرکاربردترین توابع خطا، مجموع مجذور سیگنالهای خطا است که توسط معادله زیر بیان می‌شود:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \sum_j (t_{kj} - z_{kj})^2 \quad (2)$$

که t_{kj} مقدار خروجی مطلوب و z_{kj} مقدار خروجی واقعی می‌باشد. تابع F_n در رابطه (۱) توسط معادلات زیر مشخص می‌شوند.

$$F_0 = -g_0 \quad (3)$$

$$F_n = -[J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (4)$$

J ماتریس ژاکوبین است که شامل مشتقات مرتبه اول خطاهای شبکه بر حسب وزنها و e یک بردار از خطاهای شبکه می‌باشد. پارامتر μ در هر تکرار فرآیند آموزش، به روز می‌شود. به عبارت دیگر، اصلاح پارامتر μ جهت تکرار فرآیند آموزش شبکه عصبی می‌باشد.

۳- فرمولبندی روش مورد استفاده

در هر سیستم قدرت اینرسی کل موجود در سیستم نقش بسیار اساسی در میزان کاهش فرکانس سیستم دارد. هر چه این مقدار بیشتر باشد افت فرکانسی سیستم و نرخ کاهش فرکانس کمتر خواهد بود.

قبل از رخ دادن هرگونه اغتشاش در سیستم قدرت، سیستم متعادل است. این بدان معنی است که توان تولیدی کل سیستم ($P_{Generation}$) با توان مصرفی کل سیستم (P_{Load}) با احتساب تلفات برابر است و فرکانس در مقدار نامی خود می‌باشد. وقوع هرگونه اغتشاش در سیستم قدرت با دامنه Δp باعث کاهش ظرفیت تولید شبکه به همان اندازه می‌شود. این امر عامل بوجود آورنده افت فرکانس در سیستم قدرت می‌باشد. تفسیر فیزیکی این پدیده اینگونه است که کمبود توان باعث می‌شود که گشتاور ژنراتور ($T_{Generation}$) کمتر از گشتاور بار (T_{Load}) بشود یعنی:

$$\Delta T = T_{Generation} - T_{Load} < 0 \quad (5)$$

بارزدایی تطبیقی به کمک شبکه عصبی در یک سیستم قدرت پرداخته شده است. در این مرجع معیارهای مطلوب جهت طراحی برنامه بارزدایی مینیمم کردن مقدار بارزدایی با توجه به حفظ رنج فرکانس حالت ماندگار و جلوگیری از کاهش طولانی مدت فرکانس بیان شده است. در مرجع [۶] از شبکه عصبی برای پیش‌بینی عملکرد سیستم بارزدایی کاهش فرکانس استفاده شده است. این مرجع به بررسی مشکلات بارزدایی در سیستم‌های قدرت تکه‌تکه پرداخته است. در مرجع [۶] توان واقعی واحدها، توان قابل دسترسی واحدها و مقدار کاهش توان ناشی از خروج واحد نیروگاهی به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی در نظر گرفته شده‌اند. در این مرجع نشان داده شده است که استفاده از شبکه عصبی در مقابل روشهای بارزدایی سنتی حداقل ۱۰۰ برابر سریعتر بوده است. در مرجع [۷] از شبکه عصبی به عنوان یک روش سریع و دقیق جهت پیش‌بینی پاسخ دینامیکی سیستم قدرت در خلال فرآیند بارزدایی توسط رله کاهش فرکانس استفاده شده است. در این مرجع علاوه بر شبکه عصبی از ابزارهای دیگری مانند روشهای تصمیم‌گیری درختی و روشهای رگرسیون درختی نیز که قابلیت کاهش زمان محاسبات را دارند یاد شده است. در این مرجع متغیرهای واقعی قابل دسترس توسط سیستم SCADA به عنوان متغیرهای ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. این متغیرها توان اکتیو واقعی تولید شده در سیستم قدرت، توان اکتیو قابل دسترس (ظرفیت رزرو قابل اعتماد)، مقدار بار اکتیوی که باید از سیستم جدا شود، می‌باشند. در مرجع [۸] یک روش بارزدایی فرکانسی ترکیبی به کمک روش مونت کارلو و شبکه‌های عصبی ارائه شده است. در این مقاله با ایجاد یک پایگاه داده قوی جهت آموزش شبکه عصبی به طراحی یک سیستم بارزدایی قدرتمند و سریع پرداخته شده است. در این مقاله کل توان تولیدی شبکه، کل بار موجود در سیستم قدرت، مقدار ظرفیت رزرو چرخشی موجود و نرخ کاهش فرکانس به عنوان ورودیهای شبکه عصبی و کل مقدار بارزدایی لازم جهت حفظ پایداری سیستم قدرت به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. جهت آزمایش نحوه عملکرد این روش بارزدایی از سیستم قدرت نیویانگلند استفاده شده است. نتایج حاصل بیانگر توانایی این سیستم بارزدایی در انجام یک بارزدایی سریع و بهینه می‌باشد.

۲- الگوریتم لونبرگ - مارکوارت با انتشار پسر و

الگوریتم آموزش شبکه عصبی بر مبنای انتشار پسر و دارای یک ساختار سه لایه شامل لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی می‌باشد که در شکل (۱) نشان داده شده است [۱۸].

در شبکه عصبی با انتشار پسر از یک تابع انتشار غیرخطی برای آموزش شبکه عصبی با هدف تغییر وزنها بین لایه‌ها جهت مینیمم کردن خطای خروجی استفاده می‌شود.

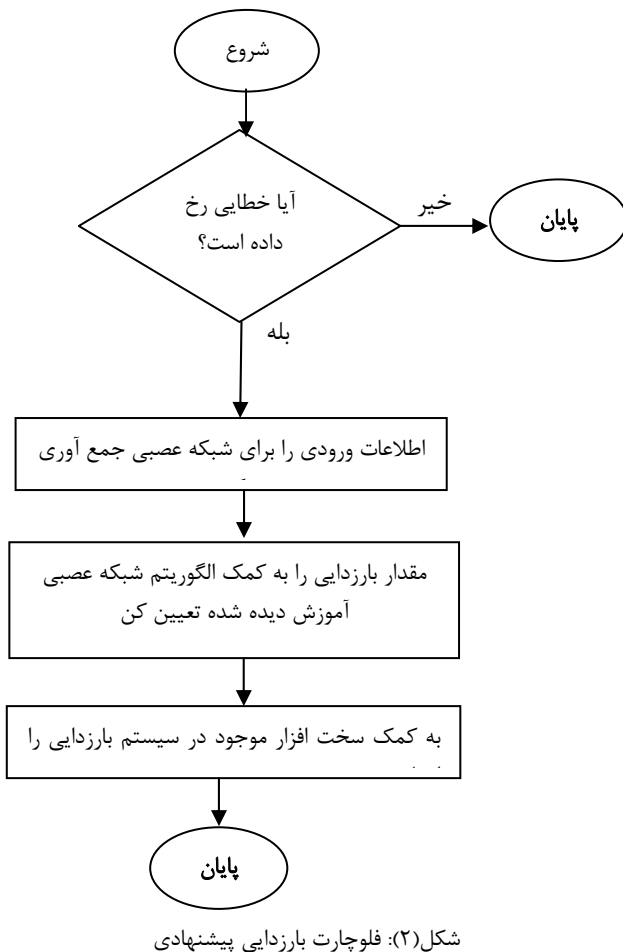
تغییرات ایجاد شده در وزنها لایه‌ها به صورت زیر است:

$$\Delta\omega_{i,j,n} = F_n + \alpha\Delta\omega_{i,j,n-1} \quad (1)$$

محاسبه می‌شود [۱۴]:

$$(۱۳) \quad L = \text{کل تولید باقیمانده} / \text{کل تولید از دست رفته}$$

f_0 مقدار فرکانس نامی سیستم قدرت است که در تحقیق ما 60 Hz می‌باشد f حداقل فرکانس مجاز حالت ماندگار در سیستم است. در این مقاله این مقدار $59/8\text{ Hz}$ می‌باشد. ضمناً مینیمم فرکانس گذرای مجاز برای سیستم 57 Hz می‌باشد. این مقدار افت فرکانس فقط در لحظه بروز اغتشاش رخ می‌دهد. d فاکتور کاهش بار است. انتخاب d وابسته به نوع اغتشاش و دامنه آن می‌باشد. مقدار d را می‌توان از عدد 0 تا عدد ۶ انتخاب کرد. فلوجارت روش بارزدایی مزبور مطابق شکل (۲) می‌باشد.



شکل (۲): فلوجارت بارزدایی پیشنهادی

۴ - ساختار سیستم قدرت تحت مطالعه

برای آزمایش چگونگی عملکرد الگوریتم بارزدایی توصیف شده در فوق، آنرا بر روی سیستم استاندارد ۳۹ باسه نیویانگلدن [۱۷]-[۱۵]، اجرا کرده‌ایم. این سیستم قدرت دارای ۳۹ باس و ۱۰ ژنراتور می‌باشد و در شرایط نامی توان اکتیو آن $615.0/5\text{ MW}$ و توان راکتیو آن $MVAR$ می‌باشد. حداکثر ظرفیت تولید توان اکتیو سیستم $140.9/5\text{ MW}$ و حداکثر ظرفیت تولید توان راکتیو آن $MVAR$ ۲۱۲۰ است. در این سیستم توان مینا 100 MVA می‌باشد. دیگرام تک خطی سیستم نیویانگلدن در شکل (۳) نشان داده شده است.

$\Delta T < 0$ باعث ایجاد شتاب منفی در سرعت ω می‌شود. اگر در سیستم قدرت N ماشین وجود داشته باشد، معادله نوسان i امین ژنراتور به صورت زیر است [۹، ۱۰]:

$$(۶) \quad \frac{2H_i}{f_n} \cdot \frac{df_i}{dt} = P_{mi} - P_{ei} = \Delta p_i$$

که P_{mi} توان مکانیکی توربین بر حسب پریونیت، P_{ei} توان الکتریکی بر حسب پریونیت، Δp_i مقدار نامتعادلی تولید بر حسب پریونیت، H_i ثابت اینرسی ماشین بر حسب ثانیه، f_i فرکانس ماشین بر حسب هرتز و f_n مقدار فرکانس نامی سیستم می‌باشد. با جمع کردن N معادله نوسان، کل عدم تعادل تولید بدست می‌آید.

$$(۷) \quad \Delta p = \sum_{i=1}^N \Delta p_i = \frac{2 \sum_{i=1}^N H_i}{f_n} \cdot \frac{df_c}{dt} = \xi \frac{df_c}{dt}$$

که در آن:

$$(۸) \quad f_c = \frac{\sum_{i=1}^N H_i f_i}{\sum_{i=1}^N H_i}$$

فرکانس مرکز اینرسی معادل و

$$(۹) \quad \xi = \frac{2}{f_n} \sum_{i=1}^N H_i$$

مقداری ثابت است. توجه داشته باشید که اگر همه ماشینها دارای فرکانسهای مشابه باشند آنگاه $f_c = f_n$ خواهد بود. ذکر این نکته ضروری است که معادلات (۶) و (۷) فقط به طور لحظه‌ای بعد از وقوع اغتشاشات بزرگ و ناگهانی وجود دارد.

فرکانس سیستم ناشی از بروز اغتشاش در سیستم قدرت از رابطه زیر بدست می‌آید [۱۱]:

$$(۱۰) \quad \Delta f^{PU} = -R_{eq} \cdot \Delta p$$

که Δf^{PU} مقدار کاهش فرکانس بر حسب پریونیت، Δp مقدار دامنه اغتشاش بر حسب پریونیت (کل مقدار پریونیتی توان اکتیو از دست رفته) و R_{eq} ضریب رگولاسیون معادل گاورنرهای سیستم قدرت می‌باشد. در یک سیستم مولتی ماشین R_{eq} از رابطه زیر حاصل می‌شود [۱۱]:

$$(۱۱) \quad \frac{1}{R_{eq}} = \frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \dots + \frac{1}{R_n}$$

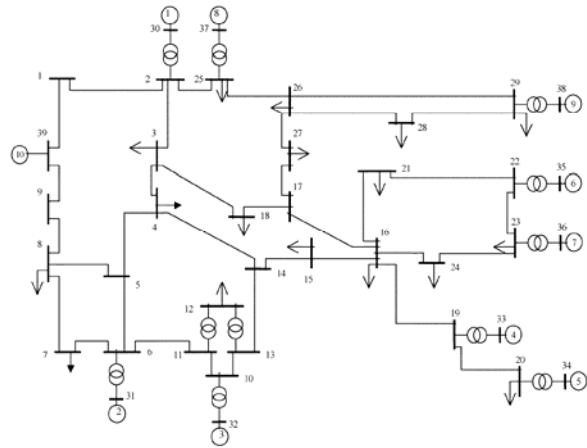
الف - تعیین مقدار کل بارزدایی مورد نیاز در سیستم قدرت برای بدست آوردن مقدار کل بارزدایی در سیستم قدرت از رابطه مشهور زیر استفاده می‌شود [۱۲، ۱۳]:

$$(۱۲) \quad LD = \frac{\frac{L}{1+L} - d(1 - \frac{f}{f_0})}{1 - d(1 - \frac{f}{f_0})}$$

که LD میزان کل بارزدایی لازم در سیستم قدرت و L میزان اضافه بار پریونیتی بوجود آمده در سیستم ناشی از اغتشاش بوده و اینگونه

جدول (۱): مشخصات شبکه عصبی مورد استفاده

تعداد نرونهای ورودی	۲
تعداد نرونهای خروجی	۱
تعداد لایه‌های پنهان	۲
تعداد نرونهای لایه پنهان اول	۴
تعداد نرونهای لایه پنهان دوم	۲
مدل شبکه عصبی مورد استفاده	پیشرو توسعه یافته
الگوریتم آموزش شبکه	لونبرگ-مارکوآرت با پس انتشار خطا
تابع تبدیل نرونهای لایه‌های میانی	تانزانته هیپربولیک
تابع تبدیل نرونهای لایه خروجی	تانزانته هیپربولیک
درصد اطلاعات مورد استفاده	آموزش (۰.۷۰) - تست (۰.۲۰) - C.V. (۰.۱۰)
Max تعداد تکرارها (Epoch)	۱۰۰۰۰
آستانه خطا	۰/۰۰۱
روش به روز کردن خطا	batch



شکل (۳): دیاگرام تک خطی سیستم نیویانگلد

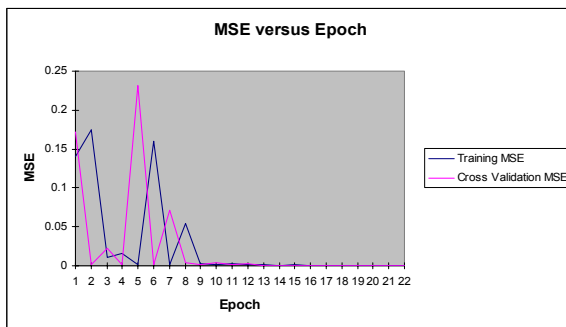
۵ - نتایج شبیه سازی

شبکه عصبی مورد استفاده در این مقاله دارای ۲ ورودی و ۱ خروجی می باشد. ورودیهای شبکه عصبی مقدار کل توان اکتیو تولیدی سیستم قدرت P_g و نرخ تغییرات فرکانس می باشد. خروجی شبکه عصبی کل مقدار بارزدایی در سیستم قدرت تحت بررسی می باشد. در این حالت، سناریوهای خروجی واحدها در شرایط مختلف در حالت خارج از خط بررسی و شبیه سازی شده و اطلاعات لازم برای آموزش شبکه عصبی فراهم آمده است. پایگاه داده ها برای آموزش شبکه عصبی دارای ۳۱ دسته اطلاعات می باشد. میزان کل بارزدایی بر اساس رابطه سنتی و با انتخاب بهترین d جهت مینیمم کردن مقدار بارزدایی و به شرط آنکه فرکانس حالت ماندگار بعد از بارزدایی در رنج مجاز (بین ۵۹/۸ تا ۶۰ هرتز) واقع شود، بدست آمده است. شبکه عصبی مورد استفاده در اضافه بار ۱۰٪ آموزش داده شده است. در حالت اضافه بار ۱۰٪، اندازه توان اکتیو شبکه ۶۷۲۵/۸ مگا وات و مقدار توان راکتیو سیستم ۱۵۵۰/۴ مگاوات می باشد. در همه حالت های شبیه سازی و در روال ساختن پایگاه داده لازم، به دلیل مشکلات احتمالی ناشی از قیود تولید واحدها و قیود انتقال خطوط، ۹۰٪ کل ظرفیت رزرو شبکه در محاسبات منظور شده است.

برای شبیه سازی های خارج از خط جهت ایجاد پایگاه لازم برای آموزش شبکه عصبی، از نرم افزار MATLAB و برای آموزش شبکه عصبی از نرم افزار Neuro Solution استفاده شده است.

الف - مشخصات شبکه عصبی مورد استفاده

مشخصات بهترین شبکه عصبی بدست آمده در جدول (۱) آورده شده است. در شکل (۴) منحنی تابع معیار شبکه عصبی که مجذور میانگین خطا (MSE) را بر حسب تعداد تکرارها در خلال فرآیند آموزش نشان می دهد، دیده می شود. در جدول (۲) حداقل و حداکثر خطای مذکور مشاهده می شود.



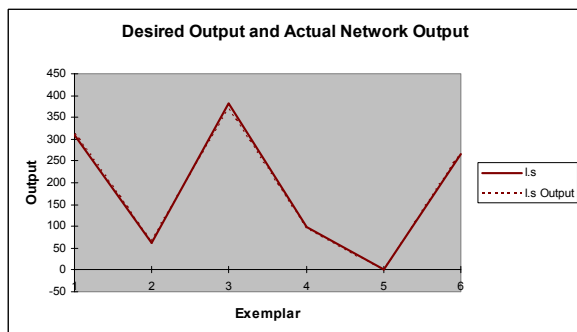
شکل (۴): تغییرات مجذور میانگین خطا بر حسب تعداد تکرارها در خلال فرآیند آموزش

جدول (۲): مینیمم و ماکزیمم خطای آموزش شبکه عصبی

Best Networks	Training	Cross Validation
Epoch #	21	22
Minimum MSE	0.000361402	8.7817E-05
Final MSE	0.000529402	8.7817E-05

ریشه مجذور میانگین خطا (RMSE) از معیارهای مهم در سنجش نحوه آموزش شبکه عصبی می باشد. هر چه این مقدار کمتر و به صفر نزدیکتر باشد شبکه آموزش بهتری داشته است. یکی دیگر از فاکتورهای موثر در مورد آموزش شبکه عصبی مقدار ضریب خطی همبستگی بین خروجی شبکه عصبی در شرایط تست شبکه عصبی می باشد که آن را با r نشان می دهیم. r عددی بین -۱ و +۱ است. هر چه مجذور این مقدار به عدد ۱ نزدیکتر باشد، شبکه عصبی بهتر آموزش دیده است و مفهوم آن این است که همبستگی داده های مورد استفاده به همدیگر خوب می باشد.

در شکل های (۵) و (۶) به ترتیب نحوه تغییرات بارزدایی نسبت به



شکل (۷): خروجی تولید شده بوسیله شبکه عصبی و خروجی واقعی

جدول (۳): معیارهای مربوط به نحوه آموزش شبکه عصبی

Performance	I.s
MSE	34.82418368
NMSE	0.001764717
MAE	4.302891371
Min Abs Error	0.702059765
Max Abs Error	12.58570199
r	0.999253872

ج - تست شبکه عصبی در مقابل ورودیهای دلخواه

در این قسمت، شبکه عصبی آموزش داده شده را برای سیستم نیویونگلدن در اضافه بار ۱۰٪ مورد آزمایش قرار داده ایم. بدین منظور ۷ حالت خروجی واحدها مورد آزمایش واقع شده است که هیچ کدام از آنها در پایگاه داده مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی وجود نداشته اند. نتایج این آزمایش در جدول های (۵) و (۶) دیده می شود.

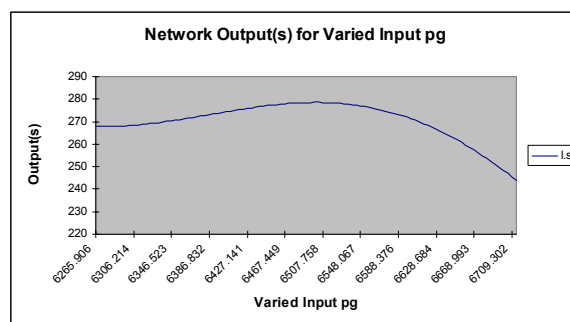
انتخاب این سناریوهای خروجی به گونه ای است که هم خروجیهای سبک و هم خروجیهای سنگین و نیمه سنگین تست شده اند. مقدار رزرو مورد استفاده در این حالت بارگذاری سیستم قدرت، ۱۷۹/۷۳ مگاوات می باشد.

مشاهده می شود که نتایج تولید شده توسط شبکه عصبی برای موارد ذکر شده در جدول به گونه ای است که فرکانس سیستم قدرت تحت مطالعه در گستره مجاز قرار دارد. تنها مورد خطایی که در این زمینه دیده می شود، در مورد خروجی ۹۰٪ واحد ۶ ام است. در این حالت بعد از بارزدایی، فرکانس به ۵۹/۷۹۴ هرتز می رسد که مقدار خطا در این حالت نیز بسیار ناچیز است. در ۵ مورد از ۷ مورد تست شده مقدار بارزدایی کاهش پیدا کرده است که نشان دهنده عملکرد مثبت شبکه عصبی بوده است. بیشترین کاهش در مقدار بارزدایی، ۱۸/۷۳ مگاوات می باشد که در حالت خروجی ۹۰٪ واحد ۹ (که از واحدهای بزرگ شبکه است) ایجاد شده است. این سناریو، از موارد خروج سنگین سیستم نیویونگلدن در اضافه بار ۱۰٪ است و مقدار توان خارج شده از شبکه در این حالت ۸۲۱/۷ مگاوات بوده است.

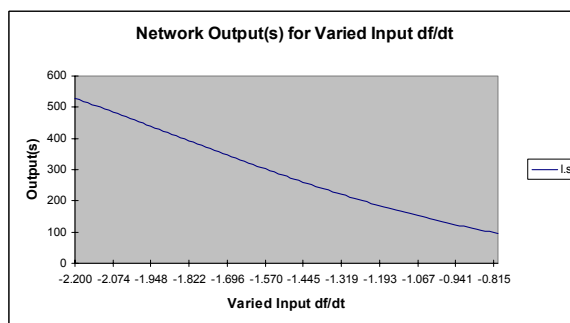
در ۲ حالت از موارد تست شده مقدار بارزدایی افزایش داشته است که بیشترین مقدار افزایش ۳/۴ مگاوات بوده و مربوط به خروجی ۶۵٪ واحد ۹ می باشد. در این حالت مقدار توان خارج شده از سیستم ۵۹۳/۴۵

تغییرات کل تولید و نرخ تغییرات فرکانس نشان داده شده است. مقادیر نشان داده شده در تمامی این منحنی ها با توجه به اطلاعات پایگاه داده مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی و نحوه آموزش آن، توسط نرم افزار Neuro Solution تولید شده اند.

در شکل (۶)، دیده می شود که میزان بارزدایی، کاملاً وابسته به مقدار نرخ کاهش فرکانس می باشد. واضح است که هر چه میزان خروجی واحدها سنگین تر باشد، مقدار نرخ کاهش فرکانس بیشتر و میزان بارزدایی افزایش می یابد.



شکل (۵): نحوه تغییرات بارزدایی بر حسب تغییرات کل تولید



شکل (۶): نحوه تغییرات بارزدایی بر حسب نرخ تغییرات فرکانس

ب - تست شبکه عصبی

شکل (۷) منحنی تولید شده بوسیله شبکه عصبی مصنوعی و خروجی واقعی در فرآیند آموزش را در یک دستگاه نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، نحوه آموزش به طرز قابل ملاحظه ای موفقیت آمیز بوده است و دو منحنی فوق الذکر تقریباً به طور کامل بر هم منطبق هستند.

در جدول (۳) علاوه بر مقادیر مجذور میانگین خطا و ضریب خطی همبستگی، مقدار (NMSE) یا همان واریانس خروجی مطلوب، میانگین خطای مطلق (MAE) و مینیمم و ماکزیمم این خطا نشان داده شده است.

مگاوات بوده است. مقدار بارزدایی لازم در این مورد از روش سنتی ۳۴۸/۲۴ مگاوات و از روش شبکه عصبی ۳۵۱/۶۴ مگاوات بوده است. لازم به ذکر است که محاسبه مقدار بارزدایی از روش سنتی در صورت وجود اپراتورهای خبره، نیازمند زمانی در حد دقیقه است. در صورتیکه نتایج تولید شده بوسیله شبکه عصبی کمتر از ۱۰ ثانیه زمان نیاز دارد. با توجه به اهمیت پارامتر زمان چه در مسئله بارزدایی و چه در حفظ پایداری گذرای سیستم قدرت، عملکرد شبکه عصبی قابل توجه است. با دقت به تعداد سناریوهای تست شده، دیده می‌شود که در بیش از ۷۰٪ موارد، عملکرد شبکه عصبی به عنوان یک سیستم هوشمند بهینه‌تر بوده است. این بدان معنی است که ضمن حفظ حاشیه مجاز فرکانس حالت دائمی، مقدار بارزدایی نیز کاهش پیدا کرده است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله به بررسی بارزدایی تطبیقی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته شد. نتایج شبیه‌سازی این روش بر روی سیستم قدرت نیوانگلند، نشان می‌دهد که این روش بارزدایی یک روش بهینه است و در اکثر موارد با حفظ رنج فرکانس حالت دائمی سیستم قدرت بعد از بارزدایی، مقدار بارزدایی را کاهش می‌دهد. این روش بارزدایی به دلیل سرعت عملکرد شبکه عصبی روشی سریع است. بنابراین روش بارزدایی مطرح شده قادر است خیلی از مشکلات بارزدایی را حل کند.

جدول (۵): ورودی‌های شبکه عصبی جهت تست آن در برابر سناریوهای خروج درصدی واحدها

کل بارزدایی سنتی (MW)	f.s.s بعد از بارزدایی سنتی (Hz)	کل بارزدایی ANN (MW)	f.s.s بعد از بارزدایی ANN (Hz)	$\Delta P_{L.S.}$ (MW)
۱۳۷/۱۱	۵۹/۸۵	۱۲۷/۹۱	۵۹/۸۲۷	-۹/۲
۳۴۸/۲۴	۵۹/۸۰	۳۵۱/۶۴	۵۹/۸۱۳	+۳/۴
۲۲۲/۰۱	۵۹/۸۴	۲۰۹/۱۸	۵۹/۸۰۱	-۱۲/۸۳
۲۰۳/۷۸	۵۹/۸۴	۱۹۳/۷۹	۵۹/۸۱۴	-۹/۸۸
۶۴۱/۹۷	۶۰	۶۲۳/۲۴	۵۹/۹۴۳	-۱۸/۷۳
۴۲۸/۰۴	۵۹/۸۴	۴۱۳/۰۳	۵۹/۷۹۴	-۱۵/۰۱
۳۱۳/۲۱	۵۹/۸۲	۳۱۴/۵۵	۵۹/۸۱۹	+۱/۳۴

جدول (۶): نتایج حاصل از آزمایش سناریوهای خروج درصدی واحدها

کل بارزدایی سنتی (MW)	f.s.s بعد از بارزدایی سنتی (Hz)	کل بارزدایی ANN (MW)	f.s.s بعد از بارزدایی ANN (Hz)	$\Delta P_{L.S.}$ (MW)
۱۳۷/۱۱	۵۹/۸۵	۱۲۷/۹۱	۵۹/۸۲۷	-۹/۲
۳۴۸/۲۴	۵۹/۸۰	۳۵۱/۶۴	۵۹/۸۱۳	+۳/۴
۲۲۲/۰۱	۵۹/۸۴	۲۰۹/۱۸	۵۹/۸۰۱	-۱۲/۸۳
۲۰۳/۷۸	۵۹/۸۴	۱۹۳/۷۹	۵۹/۸۱۴	-۹/۸۸
۶۴۱/۹۷	۶۰	۶۲۳/۲۴	۵۹/۹۴۳	-۱۸/۷۳
۴۲۸/۰۴	۵۹/۸۴	۴۱۳/۰۳	۵۹/۷۹۴	-۱۵/۰۱
۳۱۳/۲۱	۵۹/۸۲	۳۱۴/۵۵	۵۹/۸۱۹	+۱/۳۴

مراجع

- [1] C. T. Hsu, M. S. Kang, and C. S. Chen, "Design of Adaptive Load Shedding by Artificial Neural Networks", IEE Proc., Gene., Transm., Distrib. Vol. 152, No. 3, May 2005.
- [2] M. Mohaddes, A. M. Gole and P. G. McLaren, "A Neural Network Controlled Optimal Pulse-Wide Modulated Statcom", IEEE Trans. Power Deliv.
- [3] K. S. Swarup and B. Satish, "Integrated ANN Approach to Forecast Load", IEEE Comput. Appl., Power, 2002, Vol. 15, No. 2, pp. 46-51.
- [4] P. K. Dash, A. K. Pradhan and G. Panda, "Application of Minimal Radial Basis Function Neural Network to Distance Protection", IEEE Trans., Power Deliv. 2001, Vol. 16, No. 1, pp. 68-74.
- [5] M. H. Purnomo, C. A. Patria and E. Purwanto, "Adaptive Load Shedding of the Power System Based on Neural Network", IEEE

- Region 10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering, Vol. 3, pp. 1778-1781, 28-31 Oct. 2002.
- [6] D. Kottick, "Neural Network for Predicting the Operation of an Under Frequency Load Shedding System", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 3, August 1996.
- [7] M. A. Mitchell, J. A. P. Lopes, J. N. Fidalgo and J. D. Mc calley, "Using a Neural Network to Predict the Dynamic Frequency Response of a Power System to an Under Frequency Load Shedding Scenario", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Vol. 1, pp. 346-351, 16-20 July 2000.
- [8] E. J. Thalassinakis, E. N. Dialynas and D. Agoris, "Method Combining ANNs and Monte Carlo Simulation for the Selection of the Load Shedding Protection Strategies in Autonomous Power System", IEEE Transaction on Power System, Vol. 21, No. 4, November 2006.
- [9] V. V. Terzija, "Adaptive Under Frequency Load Shedding Based on the Magnitude of the Disturbance Estimation", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 21, No. 3, August 2006.
- [10] P. M. Anderson and A. A. Fouad, "Power System Control and Stability", John Wiley & Sons, USA, 2003.
- [11] J. D. Glover and M. Sarma, "Power System Analysis and Design"?
- [12] M. R. Dadashzadeh and M. Sanaye-Passand, "Simulation and Investigation of Load Shedding Algorithms for a Real Network Using Dynamic Modeling", 39th International Universities Power Engineering conference, Vol. 2, pp. 1111-1115, 6-8 Sept. 2004.
- [13] H. Seyedi, M. Sannaye-Pasand and M. R. Dadashzadeh, "Design and Simulation of an Adaptive Load Shedding Algorithm Using a Real Network," IEEE Power India Conference, 10-12 April 2006.
- [14] I. N. Perumal and C. Chee Ying, "A proposed Strategy of Implementation for Load Shedding and Load Recovery with Dynamic Simulations", National Power and Energy Conference, pp. 185-189, 29-30 Nov. 2004, Kualalumpur, Malaysia.
- [15] <http://www.washington.edu/research/pstca>.
- [16] M. Y. Hussain and V. G. Rau, " An Efficient and Simple Method of Dynamic Equivalent Construction for Large Multi-Machine Power System", IEE International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, Vol. 1, pp. 90-94, 5-8 November 1991, Hong Kong.
- [17] Y. H. Song and I. K Yu, " Dynamic Load Dispatch whit Voltage Security and Environmental Constraints", ELSEVIER Electric Power Systems Research, Vol. 43, pp. 53-60, 1997.
- [18] X. P. Wang and Y. S. Huang, "Predicting Risk of Capital Flow Using Artificial Neural Network and Levenberg Marquardt Algorithm", Seventh International conference on Machine Learning and Cybernetics, 12-15 July 2008.

رزومه



رحمت الله هوشمند تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد بترتیب در سالهای ۱۳۶۴ (دانشگاه فردوسی مشهد) و ۱۳۶۸ (دانشگاه تهران) در رشته مهندسی برق آغاز نمود. وی مقطع دکتری مهندسی برق را در سال ۱۳۷۴ در دانشگاه تربیت مدرس تهران به پایان رسانده است و هم اکنون عضو هیات علمی دانشکده مهندسی برق دانشگاه اصفهان می باشد. نامبرده قبل از پیوستنش به دانشگاه اصفهان در سالهای ۱۳۷۵ الی ۱۳۸۱ استادیار دانشگاه چمران اهواز بوده و از سال ۱۳۸۵ تاکنون دانشیار دانشگاه اصفهان می باشد. زمینه تحقیقاتی مورد علاقه ایشان، مدلسازی سیستم های قدرت و شبکه های توزیع برق، شبکه های تجدید ساختار یافته و کاربرد سیستم های هوشمند در مهندسی برق می باشد.



مجید معظمی تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد بترتیب در سالهای ۱۳۷۹ (دانشگاه آزاد نجف آباد) و ۱۳۸۴ (دانشگاه آزاد نجف آباد) در رشته مهندسی برق آغاز نمود. وی هم اکنون دانشجوی دکتری مهندسی برق در دانشگاه اصفهان می باشد. زمینه تحقیقاتی مورد علاقه ایشان، پایداری و بهره برداری از سیستم های قدرت، کاربرد روش های کنترل هوشمند برای کنترل، برنامه ریزی، بهره برداری و حفاظت از سیستم های قدرت می باشد.