

ارزیابی برخط آسیب‌پذیری خطوط در برابر رخداد خرابی آبشاری با استفاده از یک مدل پایش هوشمند

علی حسامی نقشبندی^۱، صابر ارمغانی^۲ و سید محمد شهرتاش^۳

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۳۰ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۶/۱۰	
واژگان کلیدی: رخداد خرابی آبشاری، شاخص ارزیابی چندمنظوره شبکه عصبی چندلایه رو به جلو، ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط.	در این مقاله، یک مدل هوشمند برای انجام ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با رویکرد تحلیل حالت خاموشی سراسری شبکه پیشنهاد می‌شود. در این راستا، مسئله به صورت نگاشت بین شرایط بهره‌برداری نرمال و آسیب‌پذیری خطوط تعریف می‌شود و از الگوریتم شبکه عصبی به دلیل توانایی آن در ایجاد نگاشت غیرخطی و قابلیت پیش‌بینی مناسب، در مدل پیشنهادی استفاده می‌شود. شبکه عصبی در مدل پایش هوشمند، شرایط بهره‌برداری را به عنوان بردار ورودی دریافت می‌کند و معیار آسیب‌پذیری هر خط را به عنوان بردار خروجی ارائه می‌کند و با ایجاد نگاشتی غیر خطی، ارزیابی را در مورد آسیب‌پذیری خطوط انجام می‌دهد. نتایج عددی حاصل از بررسی عملکرد مدل مبتنی بر هوش مصنوعی بر روی شبکه نمونه ۳۹ و ۱۱۸ شینه و مقایسه آن با مدل تحلیلی از نقطه نظر دقت و سرعت، حاکی از کارایی مدل پیشنهادی در ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط است. استفاده از مدل پیشنهادی باعث افزایش درک کلی بهره‌بردار از تأثیرگذاری هر خط در انتشار رخداد خرابی آبشاری و در نهایت باعث افزایش امنیت و قابلیت اطمینان در بهره‌برداری بهنگام شبکه انتقال خواهد شد.

۱-مقدمه

تصمیم‌گیری شناسایی می‌شوند و در گام بعدی، خطوط انتقال جدید، موازی با خطوط آسیب‌پذیر در شبکه انتقال احداث می‌شوند [۲]. اما با استفاده از روش ارائه شده در [۲]، به تعداد خط انتقال زیادی نیاز است تا رخداد خرابی آبشاری کاهش بیابد. به این علت، مفهوم ناحیه آسیب‌پذیری در [۳] به جای خطوط آسیب‌پذیر تعریف و طرح‌های مختلف توسعه شبکه انتقال در ناحیه آسیب‌پذیر برنامه ریزی شد. همچنین به منظور افزایش دقت، مدل رخداد خرابی آبشاری در [۳] بهبود داده شد و از چندین معیار مختلف برای شناسایی خطوط آسیب‌پذیر استفاده شد. روش‌های [۲ و ۳] برای طرح توسعه کوتاه مدت است. در نتیجه به منظور استفاده از رویکرد تحلیل ارزیابی و

پایش تأثیرگذاری خطوط انتقال در انتشاردهندگی رخداد خرابی آبشاری یا به عبارت دیگر مسئله ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط یکی از نیازهای مهم در برنامه‌ریزی و بهره‌برداری از شبکه انتقال نیرو است [۱ و ۲]. زیرا با جلوگیری از رخداد بارگذاری اضافه در خطوطی که دارای خصوصیت انتشاردهندگی بالا هستند می‌توان باعث توقف رخداد خرابی آبشاری شده و از انتشار هرچه بیشتر این رخداد جلوگیری کرد. طرح توسعه شبکه انتقال یکی از اقداماتی است که در مرحله برنامه‌ریزی انجام می‌شود و خرابی آبشاری در طی آن کاهش می‌یابد [۲-۴]. بدین منظور، ابتدا خطوط آسیب‌پذیر با رویکرد تحلیل، ارزیابی و

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: hesami@uok.ac.ir

۱. دانشیار، دانشکده مهندسی-گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان

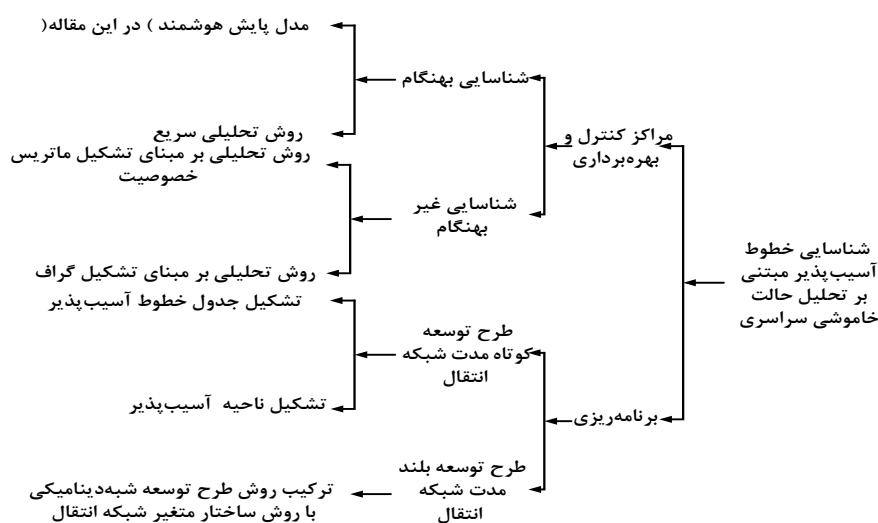
۲. دانش‌آموخته دکتری، دانشکده مهندسی-گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان

۳. استاد، قطب علمی اتوماسیون و بهره‌برداری سامانه قدرت، دانشگاه علم و صنعت ایران

خطوط آسیب‌پذیر اختصاص می‌یابد. روش‌های مورد استفاده در شناسایی خطوط آسیب‌پذیر به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول، خطوط آسیب‌پذیر با هدف شناسایی اغتشاشات آغازکننده رخداد خرابی آبخاری بر اساس خسارات شدید وارده به زندگی اجتماعی انسان‌ها (معیار گستره خاموشی) [۶] و اقتصاد صنعت برق (معیار توالی قطع شدگی) [۷] است. دسته دوم مربوط به شناسایی خطوط آسیب‌پذیر بر اساس تأثیری که در انتشار دهندگی رخداد خرابی می‌شود [۷، ۳، ۵، ۹-۱]. اما رتبه‌بندی خطوط بر اساس خصوصیت انتشاردهندگی برای مراکز کنترل دارای اهمیت بیش‌تری است. زیرا جلوگیری از قطع شدن این خطوط باعث می‌شود کارایی اقدامات اصلاحی در کاهش این رخداد بیش‌تر شود. دلیل آن این است که با قفل کردن تعداد خطوط کم، از بروز تعداد زیادی از رخداد خرابی آبخاری جلوگیری می‌شود. برای شناسایی خطوط آسیب‌پذیر بر مبنای خصوصیت انتشاردهندگی، مسئله‌ی مذکور تبدیل به مسئله تحلیل، ارزیابی، و تصمیم‌گیری می‌شود که به آن مدل تحلیلی اطلاق می‌شود [۷، ۳، ۹-۱]. شناسایی خطوط آسیب‌پذیر در [۱ و ۳] با تشکیل ماتریس خصوصیت بدست می‌آید، در حالی که شناسایی خطوط آسیب‌پذیر در [۷-۹] با تشکیل گراف انجام می‌شود. اما روش تحلیلی نیازمند صرف زمان زیاد جهت انجام محاسبات است. بدین سبب کاربرد این روش‌ها در محیط بهره‌برداری بهنگام محدود شده و فقط به ازای بار پیک و در محیط بهره‌برداری غیر بهنگام انجام می‌شود.

تصمیم‌گیری برای طرح توسعه بلند مدت شبکه انتقال به منظور کاهش رخداد خرابی آبخاری (که پیچیده‌تر، اما مؤثرتر از طرح توسعه کوتاه مدت است)، استراتژی طرح توسعه شبه دینامیکی رو به جلو با استراتژی پیشنهادی تغییر ساختار شبکه در [۴] ترکیب شدند. همچنین به منظور تعیین تعداد مناسب از خطوط انتقال که در هر سال باید به شبکه انتقال اضافه شود، آستانه تطبیقی در [۴] تعریف شد و با شاخص کیفی استحکام بخشی به شبکه انتقال مقایسه شد. نتایج در [۴] و مقایسه‌ی آن با روش‌های قبل از خود نشان داد که با کم‌ترین تعداد خط انتقال جدید مورد نیاز برای استحکام بخشی به شبکه انتقال، رخداد خرابی آبخاری و اثرات نامطلوب آن به صورت مؤثرتری کاهش یافته است.

بعلاوه، شناسایی خطوط آسیب‌پذیر و طراحی فعالیت و اقدامات اصلاحی (مانند قفل کردن رله خط آسیب‌پذیر شده برای زمان‌های محدود و توزیع مجدد توان همزمان با عمل قفل رله)، یکی دیگر از راهکارها برای جلوگیری از رخداد خرابی آبخاری و اثرات نامطلوب آن است که در مراکز کنترل و بهره‌برداری شبکه‌های انتقال انجام می‌شود [۵]. شناسایی بهنگام خطوط آسیب‌پذیر و طراحی بهنگام فعالیت و اقدام اصلاحی، دو شرط مهم برای اجرای مؤثر و کارا طرح کاهش رخداد خرابی آبخاری در محیط بهره‌برداری است. در نتیجه شناسایی بهنگام خطوط آسیب‌پذیر نقش مهمی در کاهش رخداد خرابی آبخاری دارد. بدین سبب، تمرکز این مقاله به شناسایی بهنگام



شکل ۱، طرح‌واره از دسته‌بندی موضوعات و روش‌های مطرح شده در شناسایی خطوط آسیب‌پذیر در برابر رخداد خرابی آبخاری

۱۱۸ شینه پیاده‌سازی و استفاده می‌شود و مقایسه آن با مدل تحلیلی به لحاظ دقت و سرعت نشان می‌دهد که مدل پایش هوشمند قابلیت استفاده در ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با رویکرد تحلیل حالت خاموشی سراسری را دارد. قسمت‌های باقیمانده از این مقاله به این شرح است که مدل تحلیلی ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در بخش دوم تشریح می‌شود. در بخش سوم مدل پیشنهادی برای ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط ارائه می‌شود. نتایج عددی در بخش چهارم ارائه و تشریح خواهد شد و بخش پنجم به نتیجه‌گیری اختصاص داده شده است.

۲- مدل تحلیلی ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط

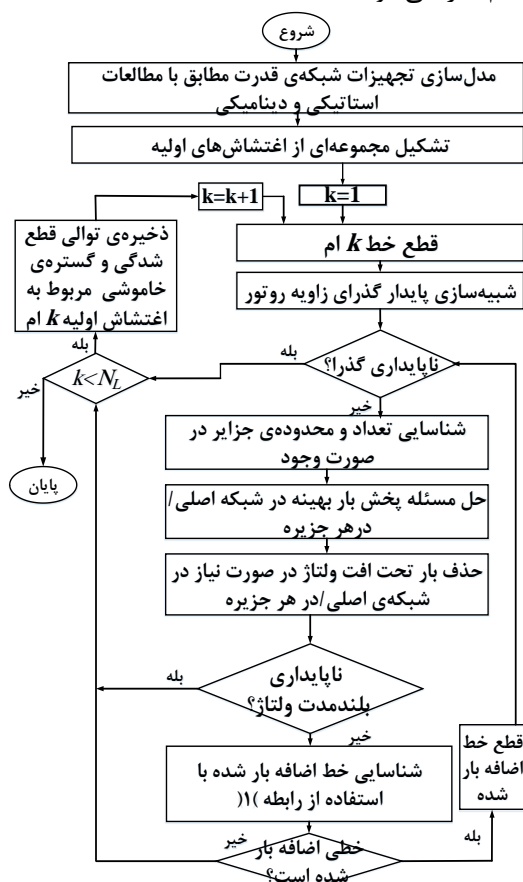
مدل تحلیلی به این معنا است که سناریوهای مختلف از رخداد خرابی آبخاری تولید شده و خطوطی که بیشتر از خطوط دیگر در سناریوهای مختلف شرکت داشته‌اند به عنوان خطوط آسیب‌پذیر که دارای خصوصیت انتشاردهندگی بالاتری نسبت به خطوط دیگر هستند انتخاب می‌شوند. مدل تحلیلی ارزیابی آسیب‌پذیری با رویکرد تحلیل، ارزیابی، و تصمیم‌گیری دارای دو قسمت است. قسمت نخست تشکیل ماتریس سناریوهای خرابی آبخاری با استفاده از مدل رخداد خرابی آبخاری است [۱-۳، ۵، ۸، ۹]. قسمت دوم مربوط به ارائه معیار آسیب‌پذیری است که خطوط انتقال را بر اساس تعداد دفعاتی که در سناریوهای مختلف رخداد خرابی آبخاری شرکت کرده‌اند ارزش‌گذاری می‌کند [۱-۳، ۵، ۸، ۹]. در حقیقت قسمت دوم از اطلاعاتی که از قسمت اول و در قالب ماتریس خصوصیت بدست آمده استفاده می‌کند [۱-۳، ۵] یا خصوصیات را تبدیل به گراف کرده و با توجه به تئوری گراف [۸ و ۹] عمل ارزیابی در خصوص خطوط انتقال را انجام می‌دهد. اما از آنجایی که در قالب ماتریس خصوصیت می‌توان به سادگی چندین اثر نامطلوب خرابی آبخاری را همزمان در نظر گرفت، در این مقاله از تشکیل ماتریس خصوصیت استفاده شده است. نمونه‌ای از ماتریس خصوصیت در [۳] نشان داده شده است و توضیحات کامل‌تر در این خصوص در مرجع [۳] ارائه شده است. قسمت‌های اول و دوم مدل تحلیلی در این بخش به تفصیل تشریح می‌شود.

۲-۱- مدل‌سازی رخداد خرابی آبخاری

به منظور تولید سناریوهای مختلف از رخداد خرابی آبخاری

ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با مطالعه خصوصیت انتشاردهندگی برای اولین بار در [۵] به صورت قاعده بیان شد و روش تحلیلی سریعی برای حل آن ارائه شد. اما اثر نقطه کار شبکه (بهره‌برداری در شرایط عادی) در روش‌های پیشنهاد شده، به صورت صریح و روشن در نظر گرفته نشده است. بدین علت، روش‌های مذکور به عنوان مدلی برای پایش هوشمند شناخته نمی‌شود. زیرا بر تحلیل اطلاعاتی که توسط وسایل اندازه‌گیری ثبت می‌شوند، منطبق نیست. از طرفی دیگر، به منظور ایجاد پایش هوشمند و سریع از وضعیت بهره‌برداری از نقطه نظر امنیت و پایداری شبکه انتقال، از الگوریتم‌های شناسایی الگو مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده می‌شود [۱۱-۱۲]. الگوریتم شناسایی الگو مانند شبکه عصبی [۱۳]، درخت تصمیم [۱۴]، و ماشین بردار پشتیبان [۱۵] به منظور پایش هوشمند شبکه‌های انتقال مبتنی بر تحلیل اثرات نامطلوب اغتشاش "N-1" توسط محققان پیشنهاد شده‌اند. پایش هوشمند پیشنهاد شده در [۹-۱۵] در حقیقت پیش‌بینی کننده رخداد خرابی آبخاری هستند و پایش هوشمند را بر اساس تحلیل حالت خاموشی سراسری انجام نمی‌دهند. این در حالی است که راهکار موثر برای جلوگیری رخداد خرابی آبخاری بر مبنای تحلیل حالت خاموشی سراسری تدوین می‌شود. همانطور که در شکل (۱) نشان داده شده است، مهم‌ترین نوآوری این مقاله، پیشنهاد مدل مبتنی بر استفاده از وسایل اندازه‌گیری فازوری با الگوریتم شبکه عصبی چند لایه رو به جلو است که به منظور پایش هوشمند و بهنگام خصوصیت تأثیرگذاری خطوط انتقال در انتشار رخداد خرابی آبخاری پیشنهاد شده است. در مدل پایش هوشمند، ابتدا ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط در قالب نگاشت بین شرایط بهره‌برداری و مقدار آسیب‌پذیری هر خط تعریف می‌شود. در مرحله بعدی، از الگوریتم شبکه عصبی به منظور ایجاد ارتباط غیرخطی بین شرایط بهره‌برداری مختلف با معیار آسیب‌پذیری خطوط استفاده شده است. هدف از پیشنهاد مدل پایش هوشمند کاهش مدت‌زمان موردنیاز جهت انجام ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط است. علاوه بر ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با خصوصیت انتشاردهندگی یک کاربرد جدید برای استفاده از الگوریتم شبکه عصبی در پایش هوشمند عملکرد شبکه انتقال نیز محسوب خواهد شد. مدل پایش هوشمند به منظور ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط بر روی شبکه نمونه ۳۹ و

مدت ولتاژ رخ داده است [۱۹]. در صورت بروز ناپایداری بلندمدت ولتاژ، گام نهم اجرا شود و در غیر این صورت گام هشتم اجرا می‌شود.



شکل ۲: روندنمای مدل پیشنهادی از رخداد خرابی آبخاری
گام هشتم: محاسبه‌ی معیار اضافه‌بار با استفاده از رابطه (۱) است که بعد از قطع شدن هر خط انتقال برای تمام خطوط انتقال باقی‌مانده در شبکه، محاسبه می‌شود.

$$FC_{ij}^l = \begin{cases} \frac{S_{ij}^l - S_{i(j-1)}^l}{S_M^l} & \text{if } S_{ij}^l > S_M^l \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

که در آن S_{ij}^l توان ظاهری منتقل‌شده از خط l ام در حالتی است که خط k ام از شبکه انتقال قطع شده باشد و $S_{i(j-1)}^l$ نیز توان ظاهری منتقل‌شده از خط l ام در شرایطی است که خط $l-1$ ام در سناریوی خرابی آبخاری l ام از شبکه انتقال قطع شده باشد. S_M^l حد بیشینه ظرفیت خط l ام در انتقال توان ظاهری و $FC_{i(j+1)}^l$ شاخص پیش‌بین خط اضافه‌بار شده است که باید به عنوان خط $l+1$ ام در سناریوی l ام از شبکه انتقال قطع شود. خطوطی که دارای معیار اضافه‌بار بیشتر از عدد صفر شده باشند در یک مجموعه قرار

از الگوریتم ارائه شده در [۳] استفاده شده است. در این زیربخش مدل‌سازی رخداد خرابی آبخاری تشریح می‌شود. الگوریتم تشکیل ماتریس سناریوهای خرابی آبخاری در شکل (۲) نشان داده شده است و آن را می‌توان به شرح زیر بیان کرد:

گام اول: دانستن اطلاعات لازم از شبکه‌ی انتقال برای انجام پخش بار متناوب، تعیین تعداد بارهای مجاز به حذف شدن تحت شرایط افت ولتاژ و در نظر گرفتن شرایط بار پیک برای شبکه انتقال.

گام دوم: تشکیل یک مجموعه از اغتشاشات آغازکننده‌ی سناریو که هر خط انتقال یکی از اعضای آن مجموعه بوده و تعداد اعضای مجموعه برابر تعداد خطوط انتقال است.

گام سوم: انتخاب اولین خط از اعضای مجموعه‌ی آغازکننده‌ی سناریو و قطع کردن آن از شبکه انتقال.

گام چهارم: بررسی پایداری زاویه‌ی ژنراتورها [۱ و ۱۵]. در صورت اتفاق افتادن ناپایداری، گام نهم اجرا شده و در غیر این صورت گام پنجم اجرا می‌شود. به‌منظور شناسایی وضعیت ناپایداری دینامیکی ژنراتور از معیار ارائه‌شده در [۱۶] استفاده شده است.

گام پنجم: بررسی توپولوژی شبکه انتقال به لحاظ یکپارچگی و ارتباطات موجود بین شین‌ها، در صورتی‌که شبکه‌ی انتقال به چندین جزیره تقسیم شده باشد، تعداد جزایر مشخص شده و در هر جزیره گام ششم اجرا می‌شود. در صورت جزیره نشدن، گام ششم برای شبکه‌ی انتقال یکپارچه اجرا می‌شود.

گام ششم: محاسبه‌ی پخش بار بهینه‌ی متناوب، در صورتی‌که پخش بار بهینه‌ی متناوب همگرا نشد گام هفتم اجرا می‌شود و در غیر این صورت گام هشتم اجرا می‌شود.

گام هفتم: بررسی توازن بین تولید و مصرف در جزایر، در صورتی‌که مجموع بارهای مصرفی بیشتر از مجموع حد بیشینه ظرفیت واحدها باشد حذف بار با روش [۱۷] انجام می‌شود. در صورتی‌که مجموع بار مصرفی در هر یک از جزایر کمتر از مجموع کمینه ظرفیت تولید باشد حذف ژنراتور به روش [۱۸] انجام می‌شود. بعد از برقراری توازن تولید و مصرف اگر پخش بار بهینه‌ی متناوب همگرا نشد، عمل حذف بار با استفاده از روش [۴] انجام می‌شود. اگر تعداد بار حذف شده بیشتر از تعداد مجاز شود، ناپایداری بلند

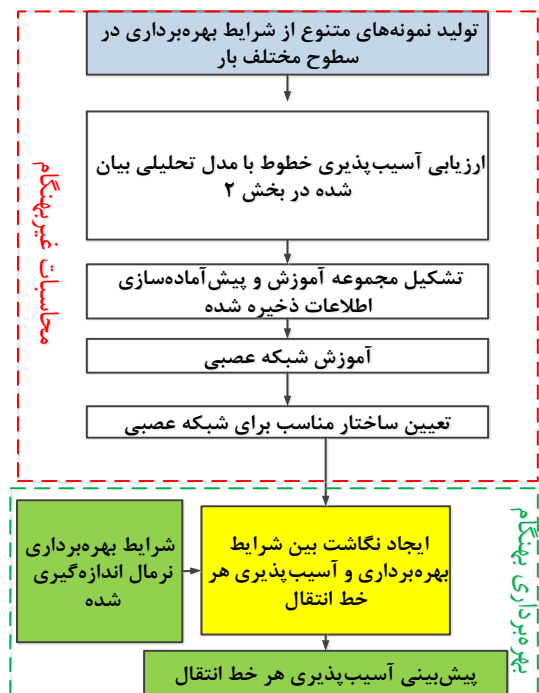
توالی قطع شدگی آن شرکت داشته است، i شماره سناریوی خرابی آبخاری است که خط زام در توالی قطع شدگی آن شرکت داشته است، N_j تعداد سناریوهای رخداد خرابی آبخاری است که خط زام در آن شرکت داشته است و $\sum(.)$ خصوصیت انتشاردهندگی را نشان می‌دهد. بعلاوه مکان خط زام در سناریوی نام از رخداد خرابی آبخاری که خط زام در آن شرکت داشته است به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود [۴]:

$$LP_j^i = \frac{1}{P_{ji}} - \frac{1}{2P_{ji}^2} \quad (3)$$

که در آن P_{ji} مکان خط زام در توالی قطع شدگی مربوط به سناریوی نام از رخداد خرابی آبخاری است که آن خط در آن شرکت داشته است. هر چه خط زام در مکان‌های نزدیک به اغتشاش آغازکنندهی خرابی آبخاری باشد دارای اهمیت بیشتری می‌شود زیرا با ممانعت از اضافه‌بار شدن آن می‌توان از رخداد خرابی آبخاری جلوگیری کرد. در نهایت، خطوط در شبکه‌ی انتقال بر اساس معیار MVI رتبه‌بندی شده و خطی که دارای بیشترین MVI باشد به‌عنوان خط مستعد خرابی آبخاری تعیین می‌شود.

۳- ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری با مدل هوش مصنوعی

راهکار پیشنهادی برای پیش و ارزیابی بهنگام



شکل ۳: روندنمای ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با مدل هوشمند پیشنهادی

می‌گیرند و آن خطی که دارای بیش‌ترین مقدار معیار اضافه‌بار باشد از شبکه انتقال قطع شده و گام چهارم مجدداً اجرا می‌شود. در صورتی که مجموعه تهی باشد، یعنی هیچ خطی اضافه‌بار نشده است و گام نهم اجرا می‌شود.

گام نهم: در صورت بروز ناپایداری زاویه‌ی روتور، یا ناپایداری بلند مدت ولتاژ و یا متوقف شدن رخداد اضافه‌بار در خطوط در الگوریتم، تولید توالی قطع‌شدگی خطوط متوقف خواهد شد (اطلاعات در مورد توالی قطع شدگی و گستره خاموشی مربوط اغتشاش آغاز کننده خرابی آبخاری در ماتریس خصوصیت ذخیره خواهد شد). شرط در نظر گرفتن تمام خطوط انتقال به‌عنوان اغتشاش آغازکنندهی خرابی آبخاری مورد بررسی قرار می‌گیرد. اگر تمام اعضای مجموعه اغتشاشات سناریوهای مختلف خرابی آبخاری پایان یافته است، قسمت تولید ماتریس خصوصیت متوقف شده و قسمت ارزیابی انجام می‌شود (قسمت ارزیابی در بخش ۲-۲ تشریح شده است). در غیر این صورت توپولوژی شبکه انتقال به حالت اولیه بازگردانده شده، عضو بعدی مجموعه‌ی آغازکنندهی سناریو در نظر گرفته شده و از شبکه‌ی انتقال قطع و گام چهارم اجرا می‌شود.

۲-۲- معیار آسیب‌پذیری خطوط

در [۳] از شاخص‌های گستره خاموشی، طول زنجیره خطا، و مکان هر خط در توالی قطع شدگی به منظور تشکیل معیار چندمنظوره برای ارزش‌دهی به خطوط انتقال استفاده شده است. اما شاخص‌های مختلف با ضرایب وزنی با یکدیگر ترکیب شده است. تنظیم مناسب ضرایب وزنی چالش اصلی روش ارائه شده در [۳] است. در این مقاله، شاخص‌های مکان هر خط در توالی قطع‌شدگی، گستره خاموشی و انتشاردهندگی بدون ضرایب وزنی با یکدیگر ترکیب شده است. شاخص چند منظوره پیشنهادی در رابطه (۲) تشریح شده است.

$$MVI_j = \sum_{i=1}^{N_j} \frac{LSH_j^i}{1-LP_j^i} \quad (2)$$

که در آن MVI_j معیار خط زام است که حاوی سه خصوصیت است، LSH_j^i مقدار گستره خاموشی به وجود آمده از سناریوی نام از رخداد خرابی آبخاری که خط زام در توالی قطع شدگی آن شرکت داشته است [۳]، LP_j^i معیار ارزش‌گذاری به خط زام با توجه به مکان آن خط در سناریوی نام از رخداد خرابی آبخاری است که خط زام در

بار و شرایط بهره‌برداری تولید شده، ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با روش تشریح شده در بخش ۲ انجام می‌شود و به هر خط در هر سطح بار و شرایط بهره‌برداری، ارزشی از تأثیرگذاری در انتشار خطا تعلق می‌گیرد. به این علت، تعداد ۱۲۰۰ نمونه آموزش برای آموزش شبکه (برای شبکه قدرت ۳۹ شینه مورد آزمایش)، ۲۰۰ نمونه آموزش برای اعتبار سنجی، و ۱۰۰ نمونه آموزش برای ارزیابی بهنگام در شبکه ۳۹ شینه تولید می‌شود. همچنین برای شبکه ۱۱۸ شینه، تعداد ۵۵۰۰ نمونه آموزش، ۴۰۰ نمونه آموزش برای اعتبار سنجی و تعداد ۱۰۰ نمونه برای ارزیابی بهنگام تولید شده است.

۳-۲- پیش‌آماده‌سازی اطلاعات برای آموزش

به منظور افزایش کارایی در آموزش شبکه عصبی، بردارهای ورودی و خروجی با استفاده از نرمال‌سازی استاندارد در بازه [۰,۱] قرار داده می‌شوند. پس از آنکه تعداد معینی از اطلاعات برای آموزش تهیه شد بردارهای ورودی با استفاده از رابطه‌های (۴) تا (۹) نرمالیزه می‌شوند.

$$\overline{P_G^{ij}} = \frac{P_G^{ij} - \min_{m \in g} (P_{G,m}^{\min})}{\max_{m \in g} (P_{G,m}^{\max}) - \min_{m \in g} (P_{G,m}^{\min})} \quad (4)$$

$$\overline{Q_G^{ij}} = \frac{Q_G^{ij} - \min_{m \in g} (Q_{G,m}^{\min})}{\max_{m \in g} (Q_{G,m}^{\max}) - \min_{m \in g} (Q_{G,m}^{\min})} \quad (5)$$

$$\overline{P_D^{ij}} = \frac{P_D^{ij} - \min_{m \in d} (P_{D,m}^{\min})}{\max_{m \in d} (P_{D,m}^{\max}) - \min_{m \in d} (P_{D,m}^{\min})} \quad (6)$$

$$\overline{Q_D^{ij}} = \frac{Q_D^{ij} - \min_{m \in d} (Q_{D,m}^{\min})}{\max_{m \in d} (Q_{D,m}^{\max}) - \min_{m \in d} (Q_{D,m}^{\min})} \quad (7)$$

$$\overline{V^{ij}} = \frac{V^{ij} - 0.94}{1.06 - 0.94} \quad (8)$$

$$\overline{\delta^{ij}} = \frac{\delta^{ij} - (-45)}{45 - (-45)} \quad (9)$$

که در آن $\overline{P_G^{ij}}$ ، $\overline{Q_G^{ij}}$ مقادیر نرمالیزه شده توان اکتیو و راکتیو تولیدی ژنراتور نام در سناریوی نام از شرایط بهره‌برداری نرمال، $\overline{P_D^{ij}}$ ، $\overline{Q_D^{ij}}$ مقادیر نرمالیزه شده توان اکتیو و راکتیو مصرفی در شین نام در شرایط بهره‌برداری نام، $\overline{V^{ij}}$ ، $\overline{\delta^{ij}}$ اندازه دامنه ولتاژ و زاویه ولتاژ شین نام در سناریوی نام از شرایط بهره‌برداری نرمال، $P_{G,m}^{\min}$ ، $Q_{G,m}^{\min}$



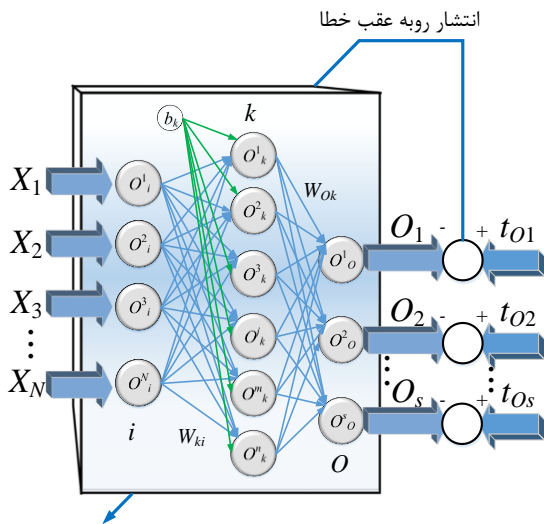
شکل ۴: ساختار مدل ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط مبتنی بر اندازه‌گیری و پایش هوشمند

آسیب‌پذیری خطوط، در شکل (۳) نشان داده شده است. مدل هوشمند شامل دو قسمت است: قسمت نخست مربوط به محاسبات غیربهنگام است و قسمت دوم مربوط به انجام ارزیابی در محیط بهره‌برداری بهنگام می‌شود. در قسمت محاسبات غیربهنگام، مجموعه آموزش برای شبکه عصبی تولید می‌شود. مجموعه آموزش بر اساس شرایط بهره‌برداری نرمال (توان اکتیو خروجی ژنراتور P_G ، توان راکتیو خروجی ژنراتورها Q_G ، توان اکتیو بارها P_D ، توان راکتیو بارها Q_D ، دامنه ولتاژ شین‌ها $|V|$ ، زاویه فاز ولتاژ شین‌ها δ)، ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل تحلیلی تشریح شده در بخش ۲، پیش‌آماده‌سازی اطلاعات ذخیره شده برای آموزش، ساخته می‌شود. فرآیند آموزش و تعیین ساختار مناسب برای شبکه عصبی نیز در قسمت محاسبات غیربهنگام انجام می‌شود. پس از تعیین ساختار مناسب برای شبکه عصبی آموزش دیده، از شبکه عصبی ساختاریافته برای انجام ارزیابی در شرایط بهنگام استفاده می‌شود. شکل (۴) مدل هوشمند ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط را نشان می‌دهد. طبق شکل‌های (۳) و (۴)، وسایل اندازه‌گیری شرایط بهره‌برداری نرمال (P_G ، Q_G ، P_D ، Q_D ، $|V|$ ، δ) را اندازه‌گیری می‌کنند و به عنوان بردار ورودی به شبکه عصبی اعمال می‌کنند. شبکه عصبی نیز مقدار آسیب‌پذیری هر خط را به عنوان خروجی در شرایط بهنگام پیش‌بینی می‌کند. اجزای اصلی ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط با مدل هوشمند پیشنهادی در ادامه تشریح خواهند شد.

۳-۱- تولید اطلاعات برای آموزش و اعتبارسنجی

هدف اصلی این زیر بخش تولید اطلاعات برای آموزش به شبکه عصبی است. اطلاعات حاوی شرایط بهره‌برداری و مقدار آسیب‌پذیری هر خط می‌شود. در نتیجه، ابتدا سطح بار کل شبکه از ۰/۸ الی ۱/۲ برابر بار پیک و با گام‌های ۰/۱ تغییر می‌کند و به ازای هر سطح بار، شرایط بهره‌برداری مختلف به صورت تصادفی تولید می‌شود. به ازای هر سطح

مطالعه وابسته است. به منظور یافتن تعداد نرون‌های مناسب برای لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان از ۱۰ تا ۶۰ تغییر داده شدند. به ازای هر تغییر در تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان، شبکه عصبی آموزش می‌یابد و مقدار میانگین مربع خطا محاسبه می‌شود. در نهایت ساختار مربوط به شبکه عصبی که دارای کم‌ترین مقدار میانگین مربع خطا باشد به عنوان ساختار نهایی شبکه عصبی برای ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری استفاده خواهد شد.



شکل ۵: ساختار آموزش به روش انتشار رو به عقب خطا

شبکه عصبی به روش انتشار رو به عقب خطا با روش Levenberg-Marquardt [۲۰] آموزش می‌یابد زیرا این الگوریتم دارای خصوصیت همگرایی مناسبی است. شکل ۵ نحوه آموزش به روش انتشار خطا رو به عقب را نشان می‌دهد. در شکل (۵) برداری ورودی با \$X\$ نشان داده شده است و خروجی مطلوب با \$t_o\$ نشان داده شده است. اختلاف بین بردار خروجی بدست آمده از شبکه عصبی \$O\$ و بردار \$t_o\$ برای تنظیم ضرایب وزنی استفاده می‌شود.

در مرحله اعتبار سنجی، شبکه عصبی آموزش دیده شده برای ارزیابی آسیب‌پذیری شرایط بهره‌برداری و سطح باری که به صورت تصادفی انتخاب شده است بکار گرفته می‌شود و نتایج آن با نتایج حاصل از بکارگیری روش تحلیلی مقایسه می‌شود.

۴- مطالعه موردی و نتایج عددی

به منظور شبیه‌سازی و پیاده‌سازی ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط انتقال با مدل هوشمند پیشنهادی در شبکه‌های نمونه ۳۹ و ۱۱۸ شینه، از نرم‌افزار Matpower

حد کمینه به ترتیب توان اکتیو تولیدی ژنراتور، توان راکتیو تولیدی ژنراتور، توان اکتیو و راکتیو مصرفی شین بار هستند. همچنین $P_{D,m}^{\max}$ ، $Q_{D,m}^{\max}$ ، $P_{G,m}^{\max}$ ، $Q_{G,m}^{\max}$ حد بیشینه به ترتیب توان اکتیو تولیدی ژنراتور، توان راکتیو تولیدی ژنراتور، توان اکتیو و راکتیو مصرفی شین بار و d و g به ترتیب مجموعه شین‌های ژنراتوری و بار هستند. نرمالیزه کردن بردار خروجی با رابطه (۱۰) انجام می‌شود.

$$\overline{MVI}_i^j = \frac{MVI_i^j - \min_{j \in DB} (MVI^j)}{\max_{j \in DB} (MVI^j) - \min_{j \in DB} (MVI^j)} \quad (10)$$

که در آن \overline{MVI}_i^j مقدار نرمالیزه شده آسیب‌پذیری خط i در سناریوی j از شرایط بهره‌برداری نرمال است، DB مجموعه اطلاعات ذخیره شده برای آموزش به شبکه عصبی است.

۳-۳- شبکه عصبی چند لایه رو به جلو

انتخاب شبکه عصبی چندلایه رو به جلو به دلیل استفاده از خصوصیت بالای تطابق پذیری شبکه عصبی با تغییرات شرایط بهره‌برداری و توانایی در پیش‌بینی است. زیرا ارتباط بین شرایط بهره‌برداری و ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط غیرخطی است و توانایی شبکه عصبی در نگاشت غیرخطی بین ورودی و خروجی بسیار زیاد است. همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، توان اکتیو و راکتیو خروجی ژنراتورها، توان اکتیو و راکتیو بارها، دامنه ولتاژ و زاویه ولتاژ شین‌ها که بردار ورودی مدل تحلیلی هستند به عنوان بردار ورودی به شبکه عصبی نیز اعمال می‌شود. بردار خروجی مدل تحلیلی مقدار عددی شده‌ی تأثیرگذاری هر خط در انتشار رخداد خرابی آبخاری است، در نتیجه، بردار آسیب‌پذیری خط به عنوان بردار خروجی مربوط به شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود.

۳-۴- تعیین ساختار مناسب برای شبکه عصبی و اعتبار سنجی

شبکه عصبی چندلایه رو به جلو دارای لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است که تنظیم تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های مختلف شبکه، نوع تابع فعال‌سازی و الگوریتم در نحوه آموزش در عملکرد و خطای شبکه عصبی تأثیرگذار هستند. با توجه به شکل (۴)، تعداد نرون‌های ورودی و خروجی به توپولوژی شبکه قدرت مورد

۴-۲- معرفی ساختار شبکه عصبی برای ارزیابی

در این زیر بخش ساختار شبکه عصبی که برای شبکه‌های ۳۹ شینه و ۱۱۸ شینه در نظر گرفته شده است تشریح می‌شوند.

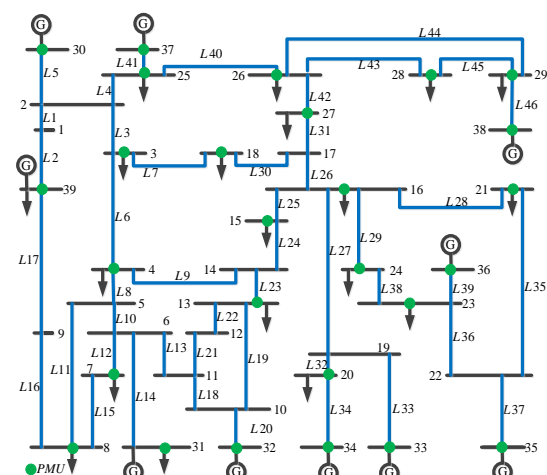
الف) ساختار شبکه عصبی برای شبکه ۳۹ شینه

ساختار معرفی شده برای شبکه عصبی که برای شبکه ۳۹ شین آماده سازی شده است دارای تعداد سه لایه پنهان با تابع فعال سازی خطی است. هر نرون از یک لایه با ضرایب وزنی به تمام نرون‌های موجود در لایه بعدی ارتباط دارد. تعداد نرون‌های متصل به لایه ورودی برابر با ابعاد بردار ورودی است (مجموع ۲ برابر تعداد ژنراتورها و تعداد بارها) و تعداد نرون‌های موجود در لایه خروجی برابر تعداد خطوط در شبکه انتقال است. بنابراین تعداد نرون‌های لایه‌ی خروجی نیز برابر ۴۶ عدد می‌شود. بردار ورودی شامل توان اکتیو خروجی ژنراتورها با رابطه (۴)، توان اکتیو مصرف کنندگان با رابطه (۶) و دامنه ولتاژ شین‌های ژنراتوری با رابطه (۸) است که مجموع ۳۹ نرون لایه ورودی را تشکیل می‌دهند. توابع فعال‌سازی نرون‌های ورودی و خروجی خطی هستند اما توابع فعال‌سازی نرون‌های موجود در لایه‌های پنهان به صورت "خطی با مقدار منفی صفر" تعریف شده است. تعداد نرون‌های لایه پنهان به ترتیب ۲۰، ۴۰ و ۴۰ است و زمان مورد نیاز برای آموزش به شبکه عصبی ۲۳۷۴/۸ ثانیه است. نمودار تغییرات میانگین مربع خطا MSE در شکل (۷-الف) نشان داده شده است. کم‌ترین مقدار خطا به ترتیب برای مجموعه آموزش و مجموعه اعتبارسنجی برابر با مقادیر ۰/۰۰۰۰۶۴ و ۰/۰۰۰۰۷۹ است. در شکل (۷-الف) به ازای تکرار ۱۶۴ام از فرایند آموزش اتفاق افتاده است. پارامترهای تنظیمی شبکه عصبی در جدول ۱ تشریح شده‌اند.

ب) ساختار شبکه عصبی برای شبکه ۱۱۸ شین

همچنین برای ساختن مدل ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط مبتنی بر هوش مصنوعی برای شبکه ۱۱۸ شینه، از تعداد ۴ لایه پنهان با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپرلیک استفاده شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی تعداد ۱۲۷ (دو برابر تعداد ژنراتورها بعلاوه تعداد مصرف‌کنندگان) انتخاب شده است، به دلیل آنکه شرایط بهره‌برداری را توان اکتیو خروجی ژنراتورها، دامنه ولتاژ ژنراتورها و سطوح بار مصرفی تعیین می‌کند.

[۲۱] و [۲۲] MatDyn استفاده شده است تا مجموعه داده مورد نیاز برای آموزش تولید شود. برای شبکه ۳۹ شینه، تعداد ۱۵۰۰ شبیه‌سازی و برای شبکه ۱۱۸ شینه تعداد ۶۰۰۰ شبیه‌سازی انجام می‌شود تا تحلیل ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در محیط غیربهنگام و با استفاده از روش تشریح شده در بخش ۲ حاصل شود. شبیه‌سازی‌های انجام شده با هدف تشکیل مجموعه اطلاعات آموزش است تا هر خط موجود در شبکه انتقال دارای ارزشی به لحاظ انتشاردهندگی رخداد خرابی آبخاری شود.



شکل ۶: نمودار تک خطی سیستم قدرت ۳۹ شینه

۴-۱- معرفی سیستم قدرت نمونه مورد مطالعه

شبکه قدرت ۳۹ و ۱۱۸ شینه به عنوان سیستم‌های قدرت به منظور انجام ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در نظر گرفته شده است. سیستم قدرت نمونه ۳۹ شین، دارای ۳۹ شین، ۴۶ خط انتقال و ۱۰ ژنراتور است. سیستم قدرت ۱۱۸ شین دارای تعداد ۵۴ ژنراتور و ۱۸۶ خط انتقال است. ژنراتورها در سیستم قدرت ۳۹ و ۱۱۸ شین با مدل مرتبه ۴ تعریف و مجهز به سیستم تحریک IEEE-DC1 شده‌اند [۲۱، ۲۳، ۲۴]. نمودار تک‌خطی شبکه ۳۹ شین و مکان‌های نصب وسایل اندازه‌گیری فازوری در شکل (۶) نشان داده شده است. به طور مشابه فرض می‌شود که وسایل اندازه‌گیری فازوری در تمام شین‌ها در شبکه ۱۱۸ شینه متصل هستند. شرایط بهره‌برداری بار پیک به عنوان بار پایه برای ارزیابی و برای سیستم ۳۹ شینه با مجموع توان اکتیو و راکتیو مصرفی به ترتیب برابر با ۶۰۹۷/۱ مگاوات و ۱۴۰۹/۵ مگاوار در نظر گرفته می‌شود. مقدار بار پیک (بار پایه برای ارزیابی) برای شبکه انتقال ۱۱۸ شین مقدار ۴۲۴۲ مگاوات و ۱۶۳۶ مگاوار در نظر گرفته شده است [۲۵].

۳-۴ و ۴-۴ مورد تحلیل قرار می‌گیرند.

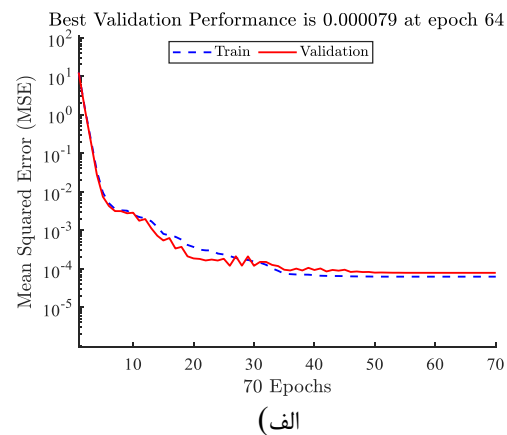
۳-۴- ارزیابی آسیب‌پذیری بر مبنای شبکه عصبی

چندلایه رو به جلو

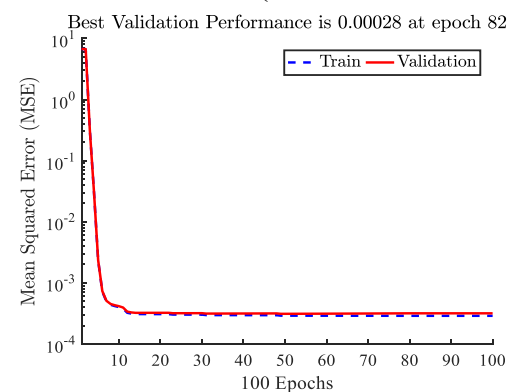
ابتدا ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با استفاده از روش تحلیلی که در بخش ۲ تشریح شده است، برای سطوح بار سبک ۸۰٪ و بار سنگین ۱۲۰٪ بار پیک در شبکه‌های ۳۹ و ۱۱۸ شینه انجام شده و تعداد ۱۰ خط با بیش‌ترین مقدار نرمالیزه شده شاخص MVI (رابطه (۱۰)) در جدول ۲ تشریح شده است. برای شبکه ۳۹ شینه، شماره خطوط بر اساس شماره‌بندی که در شکل (۶) ارائه شده است. برای شبکه ۱۱۸ شینه، شماره خط به ترتیب آنچه که در [۲۵] تشریح شده است ارائه می‌شود.

الف) ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل تحلیلی

خطوط آسیب‌پذیر برای شبکه قدرت ۳۹ شینه در جدول ۲ بیان شده است. همانطور که از جدول ۲ مشخص است، خطوط ۳ و ۴۰ در سطح بار سبک دارای مقادیر بسیار بزرگی هستند (به ترتیب برابر ۰/۸۴۴۴ و ۰/۶۳۶۶) اما خطوط در اولویت‌های ۳ به بعد، مقادیر خیلی کمی دارند این بدان معنا است که خطوط ۳ و ۴۰ خیلی بیش‌تر از خطوط دیگر در سناریوهای مختلف از رخداد خرابی آبخاری مشارکت داشته‌اند و بهره‌بردار با ممانعت از بارگذاری اضافه روی این خطوط می‌تواند از وقوع اکثر رخداد خرابی آبخاری جلوگیری کند. این در حالی است که در شرایط بارگذاری سنگین تعداد خطوطی که دارای مقدار آسیب‌پذیری بزرگ هستند بیشتر شده است (خطوط ۱۳، ۳، ۲۳، ۹، ۱). یعنی اینکه بهره‌بردار در این سطح بار باید از بارگذاری اضافه بر روی تعداد بیشتری از خطوط جلوگیری کند. تعداد ۱۰ خط از شبکه قدرت ۱۱۸ شینه که دارای بیشترین مقدار آسیب‌پذیری است، در جدول ۳ نشان داده شده است. نتایج حاصل از ارزیابی آسیب‌پذیری برای سطح بار ۸۰٪ و ۱۲۰٪ بار پیک در جدول ۳ تشریح شده است. همانطور که در جدول ۳ نشان داده است، در سطح بار سبک خطوط ۹۷ و ۱۰۲ بیش‌ترین مقدار شاخص آسیب‌پذیری را دارند، به این معنا که این خطوط بیش‌تر از خطوط دیگر در سناریوهای مختلف رخداد خرابی آبخاری شرکت داشته است. بنابراین این خطوط آسیب‌پذیرترین خط به شمار می‌روند. این در حالی است که خطوط دیگر دارای مقدار آسیب‌پذیری بسیار کمی هستند. از تحلیل فوق می‌توان استنباط کرد که سناریوهای مختلف رخداد خرابی آبخاری در این سطح بار



الف)



ب)

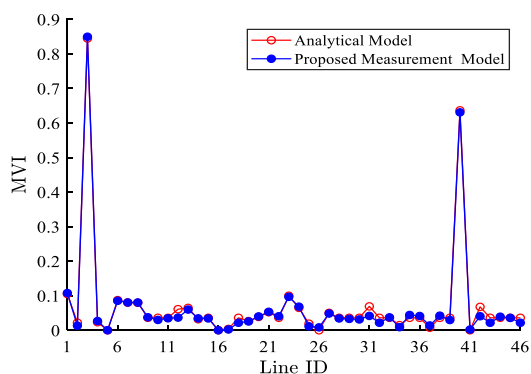
شکل ۷: نمودار خطا در فرایند آموزش به شبکه عصبی، الف) شبکه ۳۹ شینه، ب) شبکه ۱۱۸ شینه

جدول ۱: پارامترهای تنظیم شده برای آموزش شبکه عصبی

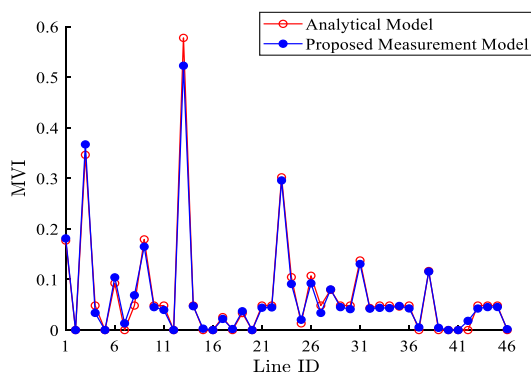
پارامتر	۱۱۸ شین	۳۹ شین
	مقدار	
تعداد تکرار	۱۰۰	۷۰
هدف عملکرد	10^{-6}	10^{-6}
کمترین گرادینان	10^{-7}	10^{-7}
حد آموزش	۰/۰۱	۰/۰۱
ثابت حرکت	۰/۹۶	۰/۹۹۸

تابع فعال سازی نرون‌های ورودی و خروجی خطی هستند. تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر تعداد خطوط، یعنی ۱۸۶ است. تعداد نرون‌های لایه پنهان به ترتیب برابر ۳۰، ۳۰، ۴۵، ۴۵ تنظیم شده‌اند. و زمان مورد نیاز برای آموزش برابر با $15768/3$ ثانیه بوده است. نمودار تغییرات میانگین مربعات خطا در شکل (۷-ب) نشان داده شده است. همانطور که از شکل (۷-ب) مشخص است کمینه خطا در تکرار ۸۲ و به ترتیب برای مجموعه آموزش و اعتبار سنجی به اندازه ۰/۰۰۰۱۹۸ و ۰/۰۰۰۲۸ است. پارامترهای تنظیمی در جدول ۱ تشریح شده است. عملکرد مدل پیشنهادی در انجام ارزیابی در دو زیر بخش

به منظور انجام اعتبارسنجی از مدل پایش هوشمند که با شبکه عصبی ساختار یافته است، نتایج حاصل از بکارگیری مدل پایش هوشمند با نتایج حاصل از بکارگیری مدل تحلیلی مقایسه می‌شود. نتایج حاصل از ارزیابی با مدل پایش هوشمند در شبکه قدرت ۳۹ شین برای سطح بار سبک و سنگین به ترتیب در شکل‌های (۸) (مربوط به سطح بار ۸۰٪ / بار پیک) و (۹) (مربوط به سطح بار ۱۲۰٪ / بار پیک) نشان داده شده است. نتایج ارزیابی در جدول ۲ ارائه شده بود اما در این قسمت نتایج حاصل از بکارگیری مدل پایش هوشمند با نتایج نشان داده شده در جدول ۲ مقایسه می‌شود. از شکل‌های (۸) و (۹) مشخص می‌شود که مدل پیشنهادی با شبکه عصبی آموزش دیده شده دارای دقت مناسبی است و نتایجی مشابهی با روش تحلیلی تولید کرده است. همچنین از مقایسه شکل‌های (۸) و (۹) مشخص می‌شود که اثر افزایش سطح بار شبکه این است که تعداد خطوطی که در سطح بار سبک آسیب‌پذیر نبوده‌اند در سطح بار سنگین آسیب‌پذیر شده‌اند. بعلاوه پراکندگی مقدار MVI با افزایش سطح بار بیشتر شده است. زیرا با افزایش سطح بار



شکل ۸: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل تحلیلی در سطح بار سبک برای شبکه ۳۹ شین.



شکل ۹: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل تحلیلی در سطح بار سنگین برای شبکه ۳۹ شین

مشکل از تعداد کمی از خطوط بوده و این خطوط در سناریوهای مختلف مشارکت داشته‌اند. در حالی که در سطح بار سنگین، تعداد زیادتری از خطوط دارای مقدار آسیب‌پذیری بالا هستند. به این معنا که با افزایش سطح بار، توان عبوری از خطوط به مرزهای بهره‌برداری فنی خود نزدیک‌تر شده‌اند. به این علت، با قطع شدن خطی، آن‌ها نیز دچار اضافه بار شده و از شبکه قطع خواهند شد. در نتیجه تعداد خطوط بیش‌تری در سناریوهای مختلف رخداد خرابی آبخاری شرکت می‌کنند.

جدول ۲: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط به ازای سطوح مختلف بار در شبکه ۳۹ شینه

رتبه‌بندی	سطح بار سبک ۸۰٪		سطح بار سنگین ۱۲۰٪	
	شماره خط	MVI	شماره خط	MVI
۱	۳	۰/۸۴۴۴	۱۳	۰/۵۷۷۸
۲	۴۰	۰/۶۳۶۶	۳	۰/۳۴۶۵
۳	۱	۰/۱۰۴۹	۲۳	۰/۳۰۲۰
۴	۲۳	۰/۰۹۹۹	۹	۰/۱۷۹۳
۵	۶	۰/۰۸۷۲	۱	۰/۱۷۶۹
۶	۷	۰/۰۸۰۱	۳۱	۰/۱۳۷۶
۷	۸	۰/۰۷۹۵	۳۸	۰/۱۱۶۷
۸	۳۱	۰/۰۶۹۱	۲۶	۰/۱۰۷۴
۹	۴۲	۰/۰۶۷۶	۲۴	۰/۱۰۴۶
۱۰	۲۴	۰/۰۶۴۹	۶	۰/۰۹۲۶

جدول ۳: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط به ازای سطوح مختلف بار در شبکه ۱۱۸ شینه

رتبه‌بندی	سطح بار سبک ۸۰٪		سطح بار سنگین ۱۲۰٪	
	شماره خط	MVI	شماره خط	MVI
۱	۹۷	۱/۰۰۰۰	۵۴	۰/۸۴۶۲
۲	۱۰۲	۰/۸۶۰۶	۱۴۱	۰/۷۸۵۷
۳	۱۰۵	۰/۶۷۸۹	۱۴۲	۰/۷۴۱۵
۴	۱۰۶	۰/۵۷۵۶	۱۰۲	۰/۶۸۸۴
۵	۵۱	۰/۵۱۹۸	۹۶	۰/۶۳۸۲
۶	۲۱	۰/۱۹۰۱	۱۳۹	۰/۶۳۳۱
۷	۲۳	۰/۱۱۲۹	۱۲۹	۰/۵۸۳۷
۸	۷۱	۰/۰۳۷۸	۱۳۸	۰/۵۷۶۵
۹	۱	۰/۰۳۷۷	۹۷	۰/۵۲۹۱
۱۰	۱۰۳	۰/۰۳۱۷	۹۱	۰/۵۱۹۲

ب) ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل پایش هوشمند

هوشمند به منظور انجام ارزیابی آسیب پذیری استفاده نمود. بعلاوه مقایسه شکل های (۱۰) و (۱۱) نشان می دهد که افزایش سطح بار شبکه باعث شده است که تعداد خطوط بیش تری نزدیک به مرز فنی خود بهره برداری شوند، در نتیجه تعداد خطوطی که در اکثر سناریو از رخداد خرابی آبخاری شرکت کنند بیشتر می شود. با بیشتر شدن خطوط مشارکت کننده در رخدادهای خرابی آبخاری، مقدار بیشترین مقدار آسیب پذیری کاهش یافته است اما به تعداد خطوطی که دارای مقادیر آسیب پذیری زیاد هستند افزوده شده است. بدین سبب اثر افزایش سطح بار، آسیب پذیر شدن تعداد بیش تر از خطوط موجود در شبکه انتقال است.

۴-۴- ارزیابی بهنگام آسیب پذیری خطوط

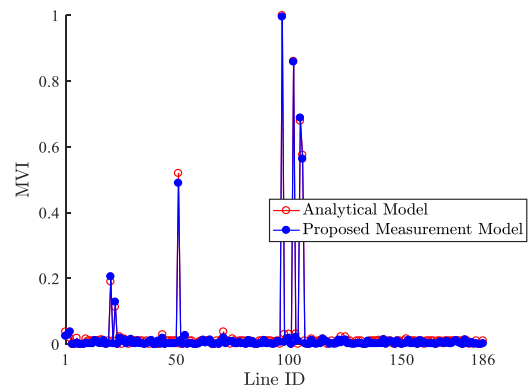
در زیر بخش ۴-۳ نشان داده شد که شبکه عصبی قابلیت آن را دارد که بجای روش تحلیلی برای ارزیابی آسیب پذیری خطوط با رویکرد تحلیل حالت خاموشی سراسری شبکه استفاده شود و بر اساس آن مدل جدیدی با نام مدل پیش هوشمند برای ارزیابی بهنگام آسیب پذیری خطوط پیشنهاد شود. در این زیربخش، توانایی مدل پیش هوشمند در شرایط استفاده محیط بهنگام مورد بررسی قرار می گیرد. این زیر بخش به دو قسمت تقسیم می شود. در قسمت اول توانمندی مدل پیش هوشمند در ارزیابی آسیب پذیری خطوط در شرایط بهره برداری که در مجموعه آموزش و اعتبارسنجی وجود نداشته است مورد بررسی قرار می گیرد (قدرت پیش بینی شبکه عصبی). اما در قسمت دوم، قابلیت مدل پیش هوشمند در ارزیابی خطوط به لحاظ مدت زمان مورد نیاز جهت انجام محاسبات مورد بررسی قرار می گیرد. این دو بخش توانایی مدل پیشنهادی در شناسایی بهنگام خطوط آسیب پذیر را نشان می دهد. در این زیر بخش از شبکه عصبی آموزش دیده شده به منظور انجام ارزیابی بهنگام آسیب پذیری خطوط استفاده می شود تا قابلیت مدل پیشنهادی مورد تحلیل و بررسی قرار داده شود.

الف) بررسی عملکرد شبکه عصبی در برابر شرایط

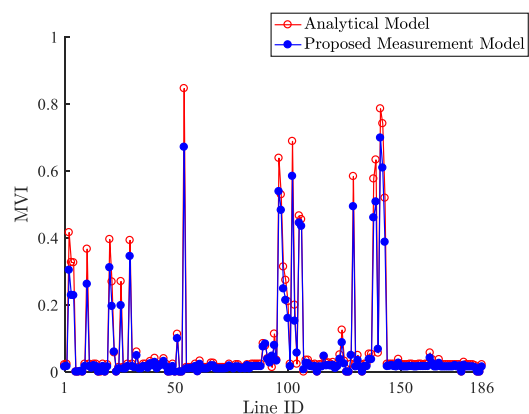
بهره برداری آموزش دیده نشده

مدل پیشنهادی برای ارزیابی بهنگام آسیب پذیری خطوط بر اساس تحلیل حالت خاموشی سراسری شبکه در سیستم های قدرت ۳۹ و ۱۱۸ شینه مورد بررسی قرار می گیرد. در این راستا شرایط بهره برداری مرتبط با سه سطح بار ۹۰٪، ۱۰۰٪، و ۱۱۰٪ بار پیک در سیستم های

تعداد خطوط بیش تری نزدیک به محدوده امنیت بهره برداری شده اند. در نتیجه با قطع شدن خطی از شبکه انتقال، خطوط بیش تری دچار بارگذاری اضافه خواهند شد. بعلاوه، با افزایش سطح بار، تغییرات در رتبه بندی خطوط آسیب پذیر اتفاق می افتد. به طوریکه در سطح بار سبک خط شماره ۳ در اولویت اول است اما در سطح بار سنگین خط شماره ۱۳ در اولویت اول آسیب پذیری قرار گرفته است. همچنین ارزیابی آسیب پذیری با بکارگیری مدل پیش هوشمند (شبکه عصبی) برای شبکه قدرت ۱۱۸ شینه و در سطوح بار سبک و سنگین انجام شده است. نتایج حاصل از بکارگیری مدل پیش هوشمند برای بار سبک در شکل (۹) و برای بار سنگین در شکل (۱۰) نشان داده شده است. همچنین با مقادیر ارزیابی آسیب پذیری با مدل تحلیلی در سطوح بار سبک و سنگین انجام شده بود مقایسه شده است.



شکل ۱۰: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل تحلیلی در سطح بار سبک برای شبکه ۱۱۸ شینه



شکل ۱۱: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل تحلیلی در سطح بار سنگین برای شبکه ۱۱۸ شینه

همانطور که از شکل (۱۰) و (۱۱) مشخص است، مدل پیش هوشمند نتایجی نزدیک به نتایج حاصل از مدل تحلیلی تولید کرده است. بنابراین می توان از مدل پیش

مقدار MVI خطوط آسیب‌پذیر در شرایط بهره‌برداری اندازه‌گیری شده (در این سطوح بار) که با بکارگیری الگوریتم شبکه عصبی آموزش یافته شده تعیین شده‌اند در این جدول تشریح شده است. جدول ۴ مربوط به ارزیابی در سطح بار پیک است که در آن تعداد ۱۰ خط با بیشترین مقدار MVI تشریح شده‌اند. همانطور که از جدول‌های ۳ و ۴ مشخص است، خط شماره ۳ به ازای سطح بار سبک و پایه آسیب‌پذیرترین خط است. در حالی که خط شماره ۱۳ در بار سنگین آسیب‌پذیرترین خط به شمار می‌رود.

برای شبکه ۱۱۸ شینه، ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با استفاده از مدل پایش هوشمند در سه سطح بار که عبارتند از ۹۰٪، ۱۰۰٪، و ۱۱۰٪ بار پیک، انجام شد. مقادیر MVI مربوط به تعداد ۱۰ خط با بیشترین مقدار آسیب‌پذیری در جدول‌های ۵ (مربوط به سطوح بار ۹۰٪ و ۱۱۰٪ بار پیک) و ۶ (مربوط به بار پیک) تشریح شده‌اند. خطوط ۱۴۱ و ۱۴۲ در سطوح بار ۹۰٪، ۱۰۰٪ و ۱۱۰٪ بار پیک به عنوان آسیب‌پذیرترین خطوط شناسایی شده‌اند.

جدول ۵: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل پایش هوشمند به ازای سطوح مختلف بار برای شبکه ۱۱۸ شینه

۱۱۰٪ بار پیک		۹۰٪ بار پیک		رتبه‌بندی
MVI	شماره خط	MVI	شماره خط	
۰/۷۵۸۳	۱۴۱	۰/۸۰۴۶	۱۴۱	۱
۰/۶۳۴۳	۱۴۲	۰/۶۸۳۰	۱۴۲	۲
۰/۵۴۲۶	۵۴	۰/۵۸۵۰	۱۳۹	۳
۰/۵۳۹۱	۱۳۹	۰/۵۴۰۳	۱۳۸	۴
۰/۵۲۴۲	۱۲۹	۰/۵۳۸۶	۱۲۹	۵
۰/۴۹۵۷	۱۳۸	۰/۱۱۲۲	۵۴	۶
۰/۴۲۷۶	۱۴۳	۰/۱۰۲۶	۱۰۶	۷
۰/۳۲۳۴	۱۰۲	۰/۰۹۹۹	۱۰۵	۸
۰/۲۶۸۱	۹۶	۰/۰۹۷۰	۱۰۲	۹
۰/۲۴۸۴	۱۰۶	۰/۰۷۲۹	۹۶	۱۰

بعلاوه معیار میانگین مربع خطا برای مقایسه نتایج حاصل از بکارگیری مدل پایش هوشمند با نتایج حاصل از مدل تحلیلی در جدول ۷ نشان داده شده است. همانطور که از جدول ۷ مشخص است، مدل پایش هوشمند دارای نتایجی نزدیک به مدل تحلیلی است به طوری که می‌توان از مدل پایش هوشمند به منظور انجام ارزیابی و رتبه‌بندی خطوط در شبکه‌های قدرت استفاده نمود.

قدرت ۳۹ و ۱۱۸ شینه که شبکه عصبی با آن‌ها آموزش ندیده است، به صورت تصادفی انتخاب شده و به منظور بررسی عملکرد مدل پیشنهادی به شبکه عصبی آموزش یافته اعمال می‌شود. به ازای شرایط بهره‌برداری در هر سطح بار، الگوریتم شبکه عصبی آموزش یافته مقدار MVI هر خط انتقال را در خروجی مشخص می‌کند. برای شبکه ۳۹ شینه، خطوط بر اساس مقادیر MVI که توسط الگوریتم شبکه عصبی آموزش یافته شده رتبه‌بندی می‌شوند و تعداد ۱۰ خط اول که دارای بیشترین MVI هستند در جداول ۳ و ۴ آورده شده‌اند. جدول ۳ خطوط رتبه‌بندی شده و خطوط آسیب‌پذیر در سطوح بار سبک و سنگین را نشان می‌دهد.

جدول ۳: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل پایش هوشمند به ازای سطوح مختلف بار در شبکه ۳۹ شینه

۱۱۰٪ بار پیک		۹۰٪ بار پیک		رتبه‌بندی
MVI	شماره خط	MVI	شماره خط	
۰/۵۳۳۳	۱۳	۰/۶۸۸۹	۳	۱
۰/۲۷۷۲	۲۳	۰/۳۱۵۲	۲۷	۲
۰/۱۹۴۰	۳	۰/۲۵۰۰	۳۱	۳
۰/۱۴۴۷	۹	۰/۲۴۸۱	۴۲	۴
۰/۱۱۴۴	۱	۰/۰۶۳۲	۴	۵
۰/۱۰۷۶	۲۷	۰/۰۵۷۶	۳۸	۶
۰/۰۹۶۷	۳۱	۰/۰۵۱۳	۷	۷
۰/۰۵۸۳	۳۸	۰/۰۵۰۱	۴۵	۸
۰/۰۵۸۰	۲۸	۰/۰۴۸۳	۴۴	۹
۰/۰۵۷۲	۴۵	۰/۰۳۲۶	۲۰	۱۰

جدول ۴: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل پایش هوشمند به ازای سطوح بار پیک برای شبکه ۳۹ شینه

سطح بار پیک ۱۰۰٪		رتبه‌بندی
MVI	شماره خط	
۰/۵۵۵۶	۳	۱
۰/۳۲۲۷	۴۲	۲
۰/۰۷۲۲	۸	۳
۰/۰۶۶۳	۴	۴
۰/۰۶۱۵	۱	۵
۰/۰۵۳۷	۱۹	۶
۰/۰۵۲۴	۱۸	۷
۰/۰۵۱۷	۳۱	۸
۰/۰۵۱۳	۴۵	۹
۰/۰۵۰۹	۴۴	۱۰

مدل تحلیل برای شبکه ۱۱۸ شینه برابر $5747/834$ ثانیه است. با افزایش ابعاد شبکه مدت زمان مورد نیاز برای انجام ارزیابی با استفاده از مدل تحلیلی به صورت نمایی افزایش یافته است. به طوریکه استفاده از مدل تحلیلی برای ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری خطوط را با محدودیت شدید روبرو کرده است. این درحالی است که استفاده از مدل پایش هوشمند برای شبکه ۱۱۸ شینه منجر به ارزیابی در مدت $0/1$ ثانیه شده است. با افزایش ابعاد شبکه انتقال از 39 شین به 118 شین مدت زمان مورد نیاز برای ارزیابی با استفاده از مدل تحلیلی حدود 15 برابر شده است. اما افزایش ابعاد سیستم قدرت از 39 به 118 شین باعث افزایش $1/6$ برابر مدت زمان برای انجام ارزیابی شده است. بنابراین یکی از مزایای استفاده از مدل پایش در ارزیابی بهنگام آسیب‌پذیری این است که مدت زمان مورد نیاز جهت انجام محاسبات، حساسیت کمتری به ابعاد سیستم قدرت دارد. همچنین، مقایسه زمان مورد نیاز برای انجام محاسبات نشان می‌دهد که بکارگیری مدل پیشنهادی بسیار سریع‌تر از بکارگیری مدل تحلیلی است. در نتیجه مدل پایش هوشمند به لحاظ مدت زمان مورد نیاز جهت انجام ارزیابی دارای این قابلیت است که در فضای بهره‌برداری بهنگام استفاده شود. این درحالی است که مدل تحلیلی دارای این قابلیت نیست.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله مدل مبتنی بر اندازه‌گیری برای ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با رویکرد تحلیل حالت خاموشی سراسری که به دلیل رخداد خرابی آبشاری در شبکه ایجاد خواهد شد، پیشنهاد شده است. مدل پیشنهادی با نام مدل پایش هوشمند معرفی شد و ساختار آن شامل الگوریتم شبکه عصبی و بانک ذخیره اطلاعات است. الگوریتم شبکه عصبی با استفاده از بانک ذخیره اطلاعات به صورت غیربهنگام آموزش می‌یابد تا این مسئله در طی زمان کم‌تری حل شود. در این صورت حل مسئله در محیط بهره‌برداری بهنگام امکان‌پذیر می‌گردد.

در این مقاله، مسئله ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در قالب مسئله نگاشت بین ورودی و خروجی تعریف شد و الگوریتم شبکه عصبی به منظور ایجاد ارتباط غیرخطی بین ورودی و خروجی پیشنهاد گردید. ساختار الگوریتم شبکه عصبی پیشنهادی در این مقاله شبکه عصبی رو به جلو است که دارای 3 و 4 لایه پنهان است و به روش انتشار رو به عقب

جدول ۶: ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با مدل پایش هوشمند به ازای سطوح بار پیک 100% برای شبکه ۱۱۸ شینه

رتبه‌بندی	سطح بار پیک 100%	
	شماره خط	MVI
۱	۱۴۱	$0/8747$
۲	۱۴۲	$0/7298$
۳	۱۳۹	$0/6166$
۴	۱۲۹	$0/6012$
۵	۱۳۸	$0/5724$
۶	۹۳	$0/5187$
۷	۱۴۳	$0/4903$
۸	۹۰	$0/4810$
۹	۹۸	$0/4566$
۱۰	۱۰۲	$0/1156$

جدول ۷: دقت مدل پایش هوشمند در ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط مربوط به شبکه‌های 39 و 118 شینه

سیستم نمونه	میانگین مربعات خطا ($MSE10^{-4}$)				
	سطوح مختلف بار				
	80%	90%	100%	110%	120%
۳۹ شینه	$0/79$	$0/82$	$0/97$	$1/1$	$1/3$
۱۱۸ شینه	$2/9$	$2/9$	$5/8$	$7/9$	$8/4$

جدول ۸: مقایسه به لحاظ مدت زمان مورد نیاز برای انجام

ارزیابی آسیب‌پذیری

سیستم نمونه	مدت زمان مورد نیاز برای انجام ارزیابی (ثانیه)	
	مدل ارزیابی آسیب‌پذیری	تحلیلی
۳۹ شینه	$394/68$	$0/06$
۱۱۸ شینه	$5747/83$	$0/10$

(ب) بررسی عملکرد مدل پایش هوشمند به لحاظ

مدت زمان انجام ارزیابی

کارایی مدل پیشنهادی برای پایش هوشمند ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط به لحاظ زمان مورد نیاز برای انجام محاسبات در دو شبکه 39 و 118 شینه مورد آزمایش و بررسی قرار گرفت و در جدول ۸ تشریح شد. همانطور که از جدول ۸ مشخص است، زمان مورد نیاز برای انجام ارزیابی آسیب‌پذیری با استفاده از مدل پیشنهادی بسیار کم‌تر از مدل تحلیلی است. به طوریکه اگر از مدل تحلیلی برای ارزیابی آسیب‌پذیری استفاده شود، زمان مورد نیاز در شبکه 39 شینه برابر با $394/68$ ثانیه است در صورتی که زمان لازم جهت ارزیابی آسیب‌پذیری با مدل پیشنهادی برابر با $0/06$ ثانیه است. همچنین ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط با

۳۹، و ۱۱۸ شینه مورد استفاده قرار گرفت و نتایج عددی کارایی مدل پیشنهادی را به لحاظ دقت و سرعت نشان دادند. به طوریکه با بکارگیری مدل پیشنهادی، ارزیابی آسیب‌پذیری با دقتی نزدیک به مدل تحلیلی اما در زمان بسیار کمتری انجام می‌شود. بنابراین مدل پیشنهادی قابلیت انجام ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در محیط بهره‌برداری بهنگام را دارد.

در این مقاله منحصراً به شناسایی بهنگام خطوط آسیب‌پذیر پرداخته شده است و طراحی بهنگام فعالیت اصلاحی خارج از اهداف مطرح در این مقاله است. اما طراحی سیستمی که فعالیت اصلاحی را در شرایط بهنگام و با توجه به خروجی حاصل از مدل پایش هوشمند تعیین کند، یکی از موضوعاتی است که می‌تواند به عنوان زمینه‌ای برای ادامه تحقیقات صورت گرفته در این پژوهش در نظر گرفته شود.

خط آموزش می‌یابد. بردار ورودی به شبکه عصبی شامل توان اکتیو و راکتیو خروجی ژنراتورها، توان اکتیو و راکتیو بارها و دامنه و زاویه ولتاژ شین‌های موجود در شبکه در شرایط بهره‌برداری نرمال است که از طریق وسایل اندازه‌گیری متداول قابل اندازه‌گیری است و در لایه خروجی آن مقدار عددی شده خصوصیت آسیب‌پذیری هر خط قرار می‌گیرد. شبکه عصبی با ایجاد نگاشت غیرخطی بین بردارهای ورودی و خروجی می‌تواند مقدار آسیب‌پذیری هر خط را با توجه به شرایط بهره‌برداری پیش‌بینی کند. در نتیجه، در این مقاله از الگوریتم شبکه عصبی به عنوان سیستم پایش هوشمند که خطوط شبکه را در هر شرایط بهره‌برداری مورد ارزیابی و رتبه‌بندی قرار می‌دهد، استفاده شده است. مدل پیشنهادی برای ارزیابی آسیب‌پذیری خطوط در شبکه

۶-مراجع

[1] A. Wang, Y. Luo, G. Tu, and P. Liu, "Vulnerability assessment scheme for power system transmission networks based on the fault chain theory" Transactions on Power Systems, Vol. 26, No. 1, pp. 442-450, 2011.

[2] C. Luo, J. Yang, Y. Sun, J. Yan, and H. He, "Identify critical branches with cascading failure chain statistics and hypertext-induced topic search algorithm", Power and Energy Society General Meeting, 2017 IEEE; pp.1-5, 2017.

[۳] علی حسامی نقشبندی، صابر ارمغانی و سید محمد شهرتاش " حل مسئله طرح توسعه شبکه انتقال به‌منظور کاهش اثرات نامطلوب خرابی آبخاری با رویکرد تحلیل و ارزیابی آسیب‌پذیری شبکه‌های انتقال"، نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۷، شماره ۵۸، پاییز ۱۳۹۸، صفحه ۱۲-۱۲.

[4] S. Armaghani, A. H. Naghshbandy, and S. M. Shahrtash, "A novel multi-stage adaptive transmission network expansion planning to countermeasure cascading failure occurrence", International Journal of Electrical Power and Energy Systems. Vol. 115, pp. 1-14, 2020.

[5] W. Ju, K. Sun, and J. Qi, "Multi-layer interaction graph for analysis and mitigation of cascading outages" IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, Vol. 7, No. 2, pp. 239-249, 2017.

[6] J. Yan, Y. Tang, H. He, and Y. Sun, "Cascading failure analysis with DC power flow model and transient stability analysis" IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 30, No. 1, pp. 285-297, 2015.

[7] YC. Lai, AE. Motter, and T. Nishikawa, "Complex Network", Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 299-310, 2004.

[8] X. Wei, S. Gao, T. Huang, E. Bompard, R. Pi, and T. Wang, "Complex Network Based Cascading Faults Graph for the Analysis of Transmission Network Vulnerability" IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol. 15, No. 3, pp. 1265-1276, 2019.

[9] X. Wei, J. Zhao, T. Huang, and E. Bompard "A novel cascading faults graph based transmission network vulnerability assessment method" IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 33, No. 3, pp. 2995-3000, 2017.

[۱۰] محمد حسین ولایتی، نیما امجدی و سید احمد حسینی، " ارزیابی قابلیت ضریب مشارکت ژنراتورها به منظور تعیین نوع نوسانات سیگنال کوچک سیستم قدرت با استفاده از روشهای تحلیلی و پیش‌بینی همزمان آنها با استفاده از شبکه عصبی"، نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۳، شماره ۴۲، پاییز ۱۳۹۴، صفحه ۱۱۹-۱۳۳.

[۱۱] عیسی خواجه‌وندی، نیما امجدی و محمد حسین ولایتی " پیش‌بینی وضعیت بهره‌برداری سیستم قدرت با در نظر گرفتن حد راکتیو ژنراتورها و حد دینامیکی پایداری ولتاژ با استفاده از شبکه عصبی"، نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۵، شماره ۵۱، زمستان ۱۳۹۶، صفحه ۳۴۱-۳۵۰.

- [12] M. Lekshmi, and MS. Nagaraj, "InIntelligent and Efficient Electrical Systems", Springer, Singapore, pp. 215-224, 2018.
- [13] T. Wang, T. Bi, H. Wang, and J. Liu, "Decision tree based online stability assessment scheme for power systems with renewable generations", CSEE Journal of Power and Energy Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 53-61, 2015.
- [14] J. Geeganage, UD. Annakkage, T. Weekes, and BA. Archer, "Application of energy-based power system features for dynamic security assessment", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 30, No. 4, pp. 1957-1965, 2014.
- [15] R. Yao, S. Huang, K. Sun, F. Liu, X. Zhang, and S. Mei, "A multi-timescale quasi-dynamic model for simulation of cascading outages", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 31, No. 4, pp.3189-3201, 2016.
- [16] M. He, J. Zhang, and V. Vittal, "Robust online dynamic security assessment using adaptive ensemble decision-tree learning", IEEE Transactions on Power systems, Vol. 28, No. 4, pp. 4089-4098, 2013.
- [17] J. Yan, Y. Tang, H. He, and Y. Sun, "Cascading failure analysis with DC power flow model and transient stability analysis", IEEE Transactions on Power Systems, Vol.30, No.1, pp.285-297, 2015.
- [18] A. Moeini, I. Kamwa, M. de Montigny, and L. Lenoir, "Application of Battery Energy Storage for network vulnerability mitigation", Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), 2016 IEEE/PES May 2016.
- [19] S. Mei, Y. Ni, G. Wang, and S. Wu, "A study of self-organized criticality of power system under cascading failures based on AC-OPF with voltage stability margin", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 23, No. 4, pp. 1719-1726, 2008.
- [20] T. S. Sidhu and C. Lan, "Contingency screening for steady-state security analysis by using FFT and artificial neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 1, pp. 421-426, 2000.
- [21] Matpower, HomePage, Online: "www.Pserc.cornell.edu/matpower".
- [22] S. Cole, and R. Belmans, "Matdyn, a new Matlab-based toolbox for power system dynamic simulation" IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 26, No. 3, pp. 1129-1136, 2011.
- [23] A Pai, "Energy function analysis for power system stability", Springer Science and Business Media; 1th ed., Germany, 2012.
- [24] Available at: <http://www.kios.ucy.ac.cy/testsystems/index.php/dynamic-ieee-test-systems/ieee-118-bus-modified-test-system>.
- [25] Available at: http://www.motor.ece.itt.edu/data/SCUC_118test.xls.