



انجمن مهندسين برق و الكترونيك ايران
شاخه تهران

پنجمين كنفرانس تخصصي حفاظت و كنترل

سيستمهاي قدرت

تهران - دانشكده برق و كامپيوتر دانشگاه شهيد بهشتي ۲۱ و ۲۲ دی ماه ۱۳۸۹



دانشكده مهندسي برق و كامپيوتر

روشی هوشمند در گروه بندی آلام و مکان یابی بلادرنگ خطا در سیستم قدرت

سعید خادمی^۱ - ایرج ذاکر عنبرانی^۲ - محمد حسین جاویدی^۳

^{۱,۲} شرکت برق منطقه ای خراسان، ^۳ دانشکده مهندسی برق دانشگاه فردوسی مشهد

^۱ s.khademi@krec.ir ; ^۲ i.anbarani@krec.ir ; ^۳ hossein_javidi@yahoo.com

واژه های کلیدی: حفاظت سیستم قدرت، شبکه های عصبی، آنالیز الگوها، مکان یابی خطا

۱. مقدمه

در سیستمهای قدرت حجم زیادی از آلامها، رویدادها و پیامها در هنگام اختلال یا حادثه به مرکز کنترل شبکه فرستاده می شود. این اختلالات، مربوط به خطاهای احتمالی در تجهیزات مختلف هستند که ممکن است در هر کجای سیستم اتفاق بیفتد. آشکار سازی خطا و جداسازی بخش خطادار از بقیه اجزاء سیستم، وظیفه اصلی تجهیزات حفاظتی می باشد. بنابراین تشخیص محل خطا در کمترین زمان و در نتیجه بازیابی سریع سیستم به شرایط طبیعی و نرمال، بسیار حیاتی است. از طرف دیگر، مرکز کنترل شبکه باید از میان حجم وسیع اطلاعات دریافتی، نتیجه گیری و تصمیم گیری نماید، که

چکیده: در این مقاله روشی هوشمند برای پردازش آلامها و مکان یابی خطاهای رخ داده در سیستم قدرت معرفی می شود. این روش شبکه های عصبی را به عنوان طبقه بندی کننده الگوها بکار می گیرد. ورودیهای این شبکه آلامهای ناشی از عملکرد رله های حفاظتی و بریکرهای سیستم قدرت می باشد و خروجیهای آن، اجزای خطادار سیستم را مشخص می کند. مکان یابی خطا، حتی در وضعیت نقص سیستم حفاظتی یا نویزی بودن اطلاعات دریافتی، بدرستی انجام می شود. کارایی روش پیشنهادی بر روی قسمتی از یک سیستم قدرت واقعی به تایید رسیده است.



خاص [۱۶]، پس از بروز خطا، تعدادی از شبکه‌ها اجرا شده، و خروجی هر شبکه به عنوان ورودی شبکه‌های دیگر بکار می‌رود. پس از به پایداری رسیدن تشخیص هر شبکه، تشخیص نهایی به دنبال اجرای فرآیندهای تکراری و سلسله‌مراتبی بدست خواهد آمد. در هنگام بروز اشکال در سیستم حفاظتی و عملکرد نادرست آن، اطلاعات موجود برای تشخیص درست کافی نیست و در نتیجه، از دقت تشخیص نهایی نیز مرتباً کاسته خواهد شد.

در این مقاله، به منظور مکان‌یابی هوشمند خطاهای سیستم قدرت، روشی را مبتنی بر شبکه‌های عصبی معرفی خواهیم کرد. آشکارسازی خطا در اجزای سیستم، در نواحی محدود (محلی) انجام می‌شود و هر «طبقه بندی کننده عصبی محلی» (LNC) ^۵ مسئول رسیدگی به خطاهای ناحیه خود می‌باشد. LNCها حتی در شرایط بحرانی، مانند نویزی شدن داده‌ها یا اختلال در سیستم حفاظتی، تشخیص‌های درستی انجام می‌دهند. آزمایشهای انجام شده، مزیت و مفید بودن استراتژی طبقه بندی کننده‌های محلی را تایید می‌کند.

۲. پردازش آلامها و مکان‌یابی خطا

سیستمهای حفاظت به منظور جداسازی و تفکیک اجزای اشکال دار سیستم قدرت، در هنگام بروز اختلال در شبکه طراحی می‌شوند. سرعت، هماهنگی، و انتخاب پذیری ^۶ از مهمترین ویژگیهای مورد انتظار یک سیستم حفاظتی است. جداسازی سریع اجزاء خطادار شبکه، کاهش خطر آسیب رساندن به سایر تجهیزات سالم را به دنبال دارد. از آنجا که قطع انرژی رسانی به مصرف کننده - حتی به مدت کم - مطلوب نیست، تجهیزات حفاظتی بایستی با هماهنگی، تنها اجزای آسیب دیده یا خطادار را انتخاب و از شبکه جدا نمایند. در صورت عملکرد نادرست سیستم حفاظتی اصلی، پیش بینی

این امر زمان بر خواهد بود. بعلاوه، اشکال در عملکرد تجهیزات حفاظتی، اختلال در مسیرهای مخابراتی، و دریافت اطلاعات نادرست، از مهمترین مسائلی هستند که تشخیص درست محل خطا را با مشکل مواجه می‌سازد.

کاربرد سیستم‌های خبره در تشخیص خطا، در هوشمندسازی سیستم‌های قدرت بسیار رایج است [۶-۱]. تشخیص الگوهای آلام آشفته^۱ یا جدید، در این متدها به سختی انجام می‌پذیرد که این مورد از نقاط ضعف سیستمهای خبره بشمار می‌رود. در سالهای اخیر، شبکه‌های عصبی در حل مسائل سیستمهای قدرت، و از جمله تشخیص خطا، با موفقیت بکار رفته‌اند [۹-۷]. علاوه بر تمام ویژگیهای شبکه‌های عصبی، این شبکه‌ها نسبت به خطا کاملاً مقاوم هستند و می‌توانند استنتاج‌های درون خطی^۲ را پس از یادگیری برون خطی^۳، بر اساس مجموعه‌ای از داده‌های تاریخی^۴ یا شبیه‌سازی شده، انجام دهند. پس از یادگیری، شبکه‌های عصبی توانایی تعمیم‌دهی الگوها و اجرای برنامه در زمان بسیار کوتاه را خواهند داشت. متد پیشنهادی در [۱۱-۱۰]، با بکارگیری تنها یک شبکه عصبی برای تمام شبکه قدرت، و بالا بردن ابعاد بردار ورودی شبکه، حل مسئله را با مشکل مواجه می‌سازد. همچنین این متد، به دلیل در نظر گرفتن توپولوژی ثابت برای شبکه، برای توپولوژی‌های جدید، نیاز به یادگیری مجدد خواهند داشت. مقاله‌های متعددی در کاربرد چندین شبکه عصبی برای تعیین محل خطا در شبکه قدرت [۱۲] و برای توپولوژی‌های متغیر شبکه [۱۵-۱۳] ارائه گردیده است. فرضیه اصلی این متدها، کامل و بدون عیب بودن سیستمهای حفاظتی، و موجود بودن کلیه پیامها و آلامها در مرکز کنترل می‌باشد که چنین وضعیتی در سیستمهای واقعی کمتر اتفاق می‌افتد. در شبکه‌های عصبی

^۱ - Corrupted

^۲ - On-line

^۳ - Off-line learning

^۴ - Historical data

^۵ - Local Neural Classifier (LNC)

^۶ - Selectivity



حفاظتی مانند رله های اضافه جریان و رله های خطای زمین نیز در سیستمهای حفاظتی کارایی دارند. در این مقاله، بررسی اطلاعات آلارمهای ناشی از عملکرد سیستمهای حفاظتی، مطابق شکل یک انجام می شود.

پس از عملکرد یک رله حفاظتی، فرمان تریپ به بریکر مربوطه ارسال می گردد تا بخشی از سیستم قدرت از سایر اجزاء جدا شود. در این فرایند، آلارمها و پیامهای متعددی به مرکز کنترل شبکه انتقال می یابد. اپراتورهای سیستم، پس از تحلیل آلارمهای دریافتی، درباره بازیابی و نگهداری شبکه استنتاج و تصمیم گیری می نمایند. حجم زیاد آلارمهای دریافتی در مرکز کنترل، در کنار سایر مسائل، مانند کامل نبودن اطلاعات و نقص سیستم حفاظتی، عکس العملها و تصمیم گیریهای سریع را بسیار مشکل خواهد ساخت.

شبکه های عصبی قادرند پردازش حجم زیاد اطلاعات را در زمان کم، اجرا نمایند که این قابلیت، آنها را برای سیستمهای بلادرنگ مناسب ساخته است. علاوه بر مقاوم بودن شبکه های عصبی نسبت به خطا، تعمیم پذیری از دیگر مزایای آنها به شمار می رود که این مزیت، امکان رسیدگی به به الگوهای خطای پیش بینی نشده در سیستم را فراهم می کند.

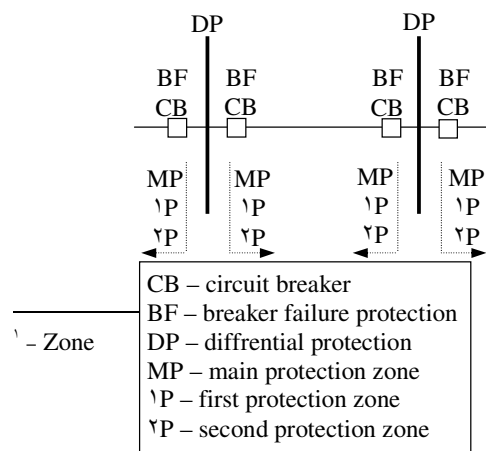
۳. طبقه بندی کننده های عصبی محلی (LNC)

شبکه های عصبی قابلیت دستیابی به دانش پیرامون یک مسئله، و یادگیری از روی اطلاعات تاریخچه ای^۲ یا شبیه سازی شده را دارا هستند. مدلهای متنوعی از شبکه های عصبی را می توان در مراجع مختلف مطالعه کرد [۱۷-۱۸]. تفاوت اصلی این مدلها در توپولوژی شبکه، مدل نرونها و استراتژی یادگیری می باشد. در این مقاله به منظور حل مسئله مکان یابی هوشمند خطا در سیستم قدرت، متد ویژه ای بر اساس شبکه عصبی پیشنهاد می شود. این متد، بر این حقیقت استوار می باشد که شناسایی

حفاظتهای پشتیبان کمک می کنند تا خطا از سیستم حذف شود و از گسترش ناحیه خطادار و سخت شدن مکان یابی آن جلوگیری به عمل آید.

رله های دیفرانسیل و دیستانس از اصلی ترین و رایج ترین اجزای حفاظتی سیستم محسوب می شوند. مشخصه اصلی رله دیفرانسی، انتخاب پذیری آن می باشد. طراحی این رله به گونه ای است که تنها برای خطاهای موجود در ناحیه^۱ حفاظت شده عمل می کند و معمولاً برای حفاظت باس بار، ترانس، ژنراتور و خطوط انتقال کوتاه کاربرد دارد. رله های دیستانس اصولاً برای حفاظت خط انتقال در شبکه های مش بکار می روند. این رله، سه ناحیه حفاظتی دارد: (۱) ناحیه حفاظتی اصلی، که مسئولیت کشف و حذف خطاها را در ۱۰۰٪ طول خط انتقال بر عهده دارد و باید بدون تاخیر زمانی و با استفاده از سیستم تله پروتکشن عمل کند؛ (۲) ناحیه حفاظت اول، که به عنوان پشتیبان ناحیه اصلی عمل کرده و مسئول حفاظت از حدود ۸۰٪ طول خط انتقال است؛ (۳) ناحیه حفاظت دوم، که معمولاً در حفاظت ۱۲۰٪ تا ۱۵۰٪ طول خط انتقال بکار می رود و در نقش حفاظت پشتیبان خطوط مجاور کمک می کند.

در هنگام بروز خطای بریکر، طرح حفاظتی مربوطه بدون تاخیر زمانی، یک فرمان تریپ از طریق سیستم مخابراتی تله پروتکشن به بریکر ایستگاه دور ارسال می نماید. این طرح حفاظتی، از آسیب رساندن به اجزای شبکه، در صورت ماندگار شدن وضعیت های خطا، جلوگیری می کند. سایر رله های



شکل ۱: تجهیزات حفاظتی

^۲ - Historical data



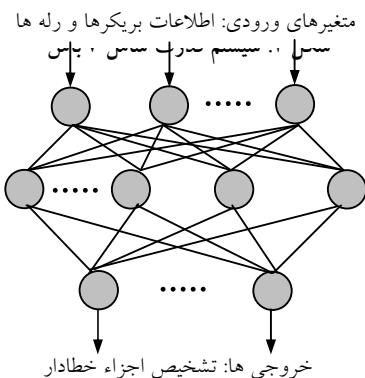
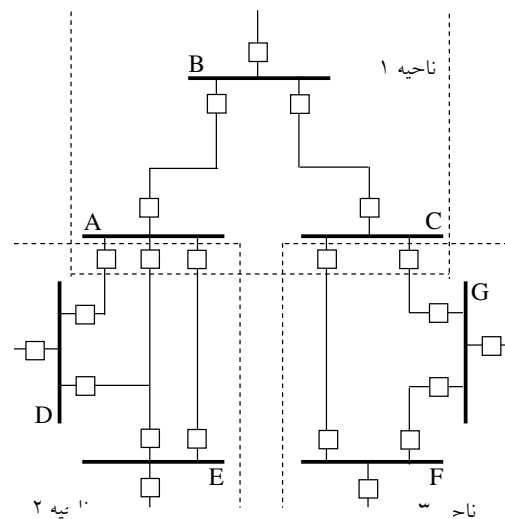
در اینجا، مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه انتخاب شده است که بطور وسیعی در حل مسئله تشخیص الگوها کاربرد دارد. پرسپترون شکل ۳، که به عنوان مدل پیشنهادی در حل مسئله بکار می رود، یک پرسپترون با تنها یک لایه مخفی و از نوع تغذیه روبه جلو^۱ است و پس از یادگیری سرپرستی شده^۲، قادر به تصمیم گیری در هر ناحیه خواهد بود. مدل استفاده شده برای نرونها، تابع تحریک سیگموئید می باشد [۱۸].

۳-۱. انتخاب متغیرها

متغیرهای ورودی هر LNC، اطلاعات بریکرها و رله ها است که جهت شناسایی اجزای خطادار در ناحیه مانیتور شده، ضروری می باشد. این اطلاعات، غالباً شامل آلامهای رله ها و بریکرها در ناحیه مانیتور شده و همچنین بعضی از اطلاعات خارج از ناحیه می شود (که در پاراگراف بعدی توضیح آن را می آوریم). تعداد نرونها خروجی هر LNC به تعداد اجزایی بستگی دارد که باید مانیتور شوند. هر نرون خروجی، رخ دادن خطا در یک جزء خاص را شناسایی یا رد می کند. با این استراتژی، می توان هر LNC را با تعداد محدودی متغیر ورودی ساخت. یادگیری LNC بصورت برون خطی انجام می گیرد و بر اساس الگوهای آلام بدست آمده، پس از خطاهای اتفاق افتاده در اجزای مانیتور شده قرار دارد. همانطور که ذکر شد این الگوهای آلام، از اطلاعات تاریخچه ای مرکز دیسپاچینگ منطقه ای شمال شرق کشور استخراج گردیده است.

سه LNC (LNC^۱، LNC^۲ و LNC^۳) بترتیب مربوط به ناحیه های ۱، ۲ و ۳ به نحوی آموزش داده می شوند تا ارتباط بین الگوهای آلام ورودی و خطاهای مشاهده شده در سیستم الکتریکی ۷ باس شکل ۲ را یاد بگیرند. هر LNC خطاهای

اجزای خطادار شبکه، بر اساس آلامهای بدست آمده از یک ناحیه محدود و مشخص سیستم، امکان پذیر است. بنابراین استراتژی محلی، برای کاهش ابعاد بردارهای ورودی مسئله پذیرفتنی است. استراتژی محلی، با بکارگیری طبقه بندی کننده های محلی (LNC)، اجرا می شود که هر یک از آنها، وظیفه کشف خطاهای اجزای محدود و مشخصی از سیستم را بر عهده دارند. سیستم قدرت مورد مطالعه، قسمتی از شبکه انتقال و فوق توزیع خراسان، شامل ۷ باس است که در شکل ۲ دیده می شود. آلامها و پیامهای مرتبط با این سیستم، از اطلاعات تاریخچه ای مرکز دیسپاچینگ منطقه ای شمال شرق کشور استخراج گردیده است. سیستم به طور فرضی، به سه ناحیه تقسیم شده، که هر ناحیه تعداد محدودی از تجهیزات را در بر می گیرد. در این حالت سه شبکه عصبی مختلف - متناظر با هر ناحیه - به منظور مانیتورینگ اجزای سیستم در هر ناحیه خاص، تعریف می شود.



شکل ۳: پرسپترون چند لایه

^۱ - Feed forward

^۲ - Supervised learning



مذکور بدست می آیند. متغیرهای ورودی بصورت باینری تعریف می شوند و در شرایط طبیعی، همگی مقدار اولیه صفر را دارند (در شرایط نداشتند آلام ورودی). در هنگام بروز اختلال در شبکه و ارسال آلامها به مرکز کنترل، متغیرهای ورودی مرتبط با این آلامهای ورودی، مقدار یک می گیرند.

بریکرهایی که در باس های B, D, E, F و G به هیچ خط انتقالی ارتباط ندارند، از طریق بار یا مولد به زمین متصل می شوند البته این اتصالات در شکل ۲ نشان داده نشده است. تعداد نیروهای خروجی هر LNC به تعداد اجزای مونیتور شده بستگی دارد. به عنوان مثال، برای LNC^۱ پنج نرون خروجی وجود دارد (شامل دو خط A-B و B-C، و سه باس A, B و C) و هر نرون خروجی مسئول طبقه بندی کردن یک جزء به عنوان خطادار یا بدون خطا می باشد.

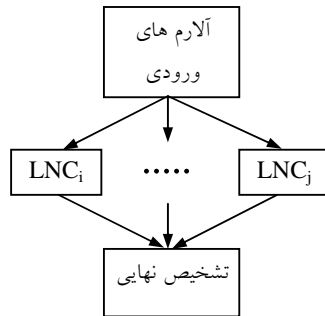
۲-۳. استراتژی یادگیری

فاز یادگیری یا آموزش LNCها فقط یک بار و در حالت برون خطی انجام می شود. داده های لازم برای یادگیری، از میان نمونه های مختلفی از الگوهای آلام بدست می آیند. در این میان، حتی الگوهای آلامی که در آن سیستم حفاظتی عملکرد درستی نداشته است، نیز در نظر گرفته می شوند. این نمونه ها، مستقیماً از اطلاعات تاریخیچه ای ثبت شده در مرکز دیسپاچینگ شمال شرق کشور، درباره عملکرد شبکه تحت پوشش استخراج شده اند. علاوه بر این نمونه ها، برخی اطلاعات نیز با بهره گیری از تجارب مهندسان مرکز کنترل، به عنوان الگوهای یادگیری به شبکه عصبی معرفی می شوند. همانطور که قبلاً متذکر شدیم، خروجی هر نرون، هر جزء شبکه را در قالب جزء خطادار یا بدون خطا طبقه بندی می کنند. در فاز یادگیری، از خروجی های هدف زیر برای طبقه بندی کردن نرونهای خروجی استفاده می شود:

اجزای ناحیه مرتبط با خود را تشخیص می دهد. متغیرهای ورودی هر LNC شامل آلامهای ناشی از عملکرد بریکرها و رله های حفاظتی داخل ناحیه مونیتور شده می شود. همچنین چنانچه تریپ بریکرها یا/و عملکرد رله های حفاظتی در خارج از ناحیه اتفاق بیفتد (در خطوط انتقال مشترک بین دو ناحیه)، اطلاعات بدست آمده در آموزش LNC بکار خواهد رفت. اطلاعات رله ها که در تستهای آینده و آموزش بکار می روند در شکل یک ملاحظه می شود. به عنوان مثال در ناحیه اول، متغیرهای ورودی LNC^۱، آلامهای مرتبط با عملکرد تجهیزات زیر می باشند:

- ۱) بریکر (CB) داخل ناحیه مونیتور شده
- ۲) خطای حفاظت بریکر (CBF) برای هر بریکر داخل ناحیه مونیتور شده
- ۳) ناحیه اصلی حفاظت رله دیستانس (MP)، حفاظت ناحیه اول (۱P) و حفاظت ناحیه دوم (۲P) برای هر سمت خط انتقال در داخل ناحیه مونیتور شده
- ۴) رله دیفرانسیل (DP) برای حفاظت باس بار (باس های A, B و C)
- ۵) هر نوع تجهیز حفاظتی در ناحیه خارجی ۲ (تنها یک ورودی)
- ۶) هر نوع تجهیز حفاظتی در ناحیه خارجی ۳ (تنها یک ورودی)
- ۷) هر بریکر در ناحیه خارجی ۲ (تنها یک ورودی) بجز آنهایی که به باس A متصل هستند (قبلاً در نظر گرفته شده اند)
- ۸) هر بریکر در ناحیه خارجی ۳ (تنها یک ورودی) بجز آنهایی که به باس C متصل هستند (قبلاً در نظر گرفته شده اند)

باید توجه داشت که تنها دو ورودی از هر ناحیه خارجی در نظر گرفته می شود که نشان دهنده عملکرد رله یا بریکر خارجی می باشند. متغیرهای ورودی نواحی دیگر مشابه روند



شکل ۴: تشخیص بلادرنگ

LNCهای آموزش داده شده، برای تست الگوهای آلارم مرتبط با نمونه های پیش بینی نشده، کارایی قابل قبولی دارند. این نمونه ها، در هنگام نویزی شدن اطلاعات یا در وضعیت عملکرد نادرست سیستم حفاظتی، پیش می آیند.

۴-۲. ارزیابی عملکرد

بر طبق طبقه بندیهای بدست آمده از LNCها، عملکرد روش پیشنهادی، بر اساس شاخص های زیر اندازه گیری می شود:

- تشخیص های درست (%): حالتی که وضعیت کلیه تجهیزات بدرستی کشف شود.
- تشخیص های نادرست (%): حالتی که وضعیت نادرست یک تجهیز، منجر به تشخیص غلط شود. به عبارت دیگر وضعیت یک تجهیز سالم، خطا دار تشخیص داده شود و بر عکس.
- تشخیص های مبهم (%): حالتی که این الگوریتم، قادر به کشف وضعیت تجهیزات نیست.

تشخیص مبهم، به دو علت ممکن است اتفاق بیفتد: زمانی که وضعیت یک یا چند تجهیز بصورت نامشخص طبقه بندی شود، یا زمانی که وضعیت بیش از یک تجهیز خطا دار طبقه بندی شود. شایان ذکر است که بررسی وقوع رویداد چندین خطای ناهمبسته در این مقاله بحث نمی شود. تشخیص های مبهم نیز خللی در روند کار ایجاد نمی کنند زیرا در این حالت، تجهیز خطا دار را باید قطعاً در بین تجهیزات با وضعیت

• $y_{d_k} = 0.1$ جزء k خطا دارد

• $y_{d_k} = 0.9$ جزء k خطا ندارد

با توجه به بکارگیری تابع تحریک سیگموئید در مدل سازی نرونها، به منظور وارد نشدن به ناحیه اشباع تابع تحریک، بجای مقادیر صفر و یک، مقادیر ۰.۱ و ۰.۹ را برای نمایش خروجیهای باینری استفاده می نمایم.

۴. شناسایی الگوها و گروه بندی آلارمها

۴-۱. طبقه بندی بلادرنگ

پس از تکمیل شدن پروسه یادگیری، LNC ها می توانند در تشخیص بلادرنگ بکار روند. در هنگام دریافت آلارمها در مرکز کنترل، مراحل اصلی تشخیص، مطابق شکل ۴ و به شرح زیر خواهد بود:

الف) انتخاب LNCهایی که حداقل یک آلارم ورودی، به عنوان متغیر ورودی دارند.

ب) تست LNCهای انتخاب شده با الگوهای آلارم ورودی
پ) انجام تشخیص نهایی بر اساس تحلیل خروجی های LNCها

در مرحله بعد، الگوهای آلارم به عنوان ورودی LNC های مربوطه انتخاب شده، و پس از بدست آمدن خروجی، وضعیت تجهیزات بر طبق معیار زیر طبقه بندی می شوند:

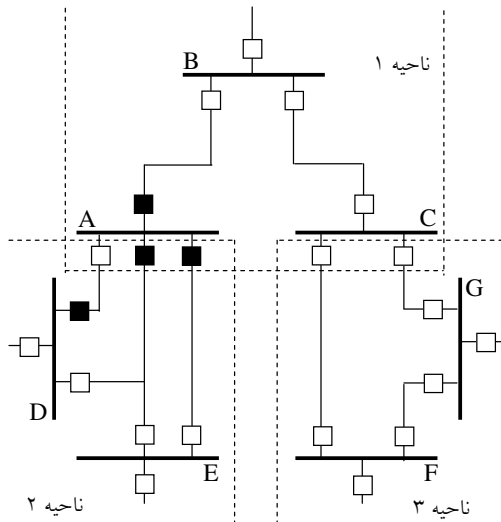
• $0.0 \leq y_k \leq 0.3$ تجهیز k خطا ندارد

• $0.7 \leq y_k \leq 1.0$ تجهیز k خطا دارد

• $0.3 < y_k < 0.7$ وضعیت نامشخص

لازم به ذکر است اعداد و محدوده های بالا، بصورت تجربی و بر اساس شبیه سازیها، تعریف شده اند.

در هنگام بروز خطا در سیستمهای حفاظتی، بخشهای بزرگتری از شبکه قدرت قطع خواهند شد و انتظار می رود LNCهای بیشتری نیاز به تست داشته باشند. از مهمترین مزایای روش ارائه شده در این مقاله، می توان به این نکته اشاره نمود که



شکل ۶: آزمایش دو (خطا در خط A-D)

جدول ۱: طبقه بندی کننده های LNC^۱, LNC^۳

LNC ^۱					LNC ^۳				
(۱)	(۲)	(۳)	(۴)	(۵)	(۱)	(۲)	(۳)	(۴)	(۵)
A-B	B-C	bus A	bus B	bus C	C-F	C-G	F-G	bus F	bus G
۰.۱۰	۰.۸۵	۰.۰۸	۰.۱۱	۰.۰۷	۰.۱۰	۰.۳۰	۰.۱۲	۰.۱۰	۰.۰۸

نتایج نشان می دهد که LNC^۱ بدرستی محل خطا را در خط B-C تشخیص داده است و LNC^۳ وقوع هر گونه خطا را در اجزای مونیتور شده ناحیه خود رد می کند.

آزمایش دوم: خطا در خط A-D

تریپ بریکرها در شکل ۶، با مربع توپر و آلامهای ورودی مطابق زیر مشاهده شده است:

- خط A-B و باس A : CB
- خط A-D و باس A : BF, ۱P
- خط A-D و باس D : CB, ۲P
- خط A-D-E و باس A : CB
- خط A-E و باس A : CB

این وضعیت، مبین خطا در خط A-D می باشد. در این حالت، بریکر خط در ایستگاه A پس از دریافت فرمان تریپ از رله حفاظتی زون یک باز نشده است. بریکرهای مشخص شده با

نامشخص یا خطا دار یافت و این نکته، تشخیص درست وضعیت را با بررسی بیشتر ممکن می سازد.

۵. نتایج شبیه سازی

روش پیشنهادی برای سیستم الکتریکی ۷ باس شکل ۲ پیاده سازی شده است. در فاز یادگیری، توپولوژیهای مختلف برای شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفتند. در این میان، شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی شامل ۱۳ نرون، بهترین عملکرد را از خود نشان داد. آزمایش ها و نتایج بدست آمده زیر، مبین بکارگیری طبقه کننده های عصبی محلی، در دو حادثه بوجود آمده در مرکز کنترل شمال شرق کشور می باشند.

آزمایش اول: خطا در خط B-C

در این وضعیت، بریکرهای تریپ داده شده با مربع توپر در شکل ۵ نمایان شده اند و آلامهای مشاهده شده در مرکز به شرح زیر می باشند:

- خط B-C و باس B : CB, ۱P
- خط B-C و باس C : CB, ۲P
- خط C-G و باس G : CB, ۲P

در این وضعیت، رله حفاظتی خط B-C در زون اصلی عمل نکرده است. در عوض، زون یک رله حفاظتی خط B-C در ایستگاه B، و زون دو رله حفاظتی پشتیبان خطوط B-C و C-G، بترتیب در ایستگاه های C و G عملکرد داشته اند. همچنین اطلاعاتی در خصوص قطع بریکرهای مشخص شده، ارسال گردیده است.

مطابق متد ارائه شده، دو طبقه کننده محلی ۱ و ۳ (LNC^۱) و LNC^۳ انتخاب می شوند. نتایج بدست آمده پس از اجرای این دو LNC در جدول یک ملاحظه می شود.



جدول ۳: آزمایش الگوهای آلام روی سیستم ۷ باس

مجموع الگوهای آلام تست شده	۱۴۰
درصد تشخیص های درست	٪۹۰
درصد تشخیص های نادرست	٪۱.۴۳
درصد تشخیص های مبهم	٪۸.۵۷

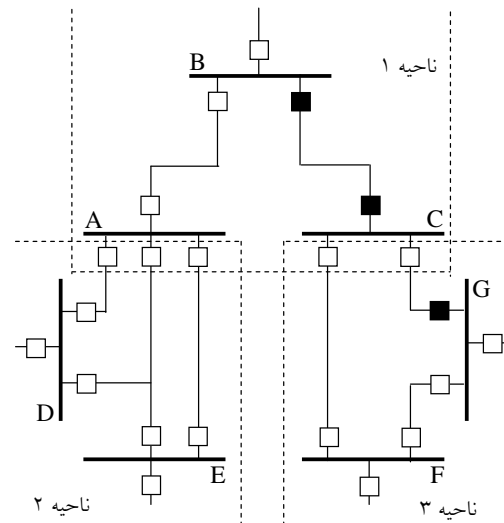
خطاهای طبقه بندی و طبقه بندیهای نامشخص، غالباً به خاطر الگوهای آلام غیر قابل پیش بینی و نامنظم اتفاق می افتند. این نمونه های نادر، متناظر با نقص چندین تجهیز حفاظتی یا از دست دادن (ارسال نشدن) تعدادی از سیگنالهای آلام مهم می باشند که در حالت واقعی کمتر رخ می دهند. با گنجانیدن این نمونه های نادر در الگوهای آموزشی LNCها، می توان کارایی کلی شبکه عصبی را ارتقاء داد. باید توجه داشت بار محاسباتی اضافه شده برای طبقه بندی الگوهای جدید در حین روند یادگیری LNC، قابل توجه نیست.

به دلیل پیروی و استفاده از استراتژی محلی در این مقاله، روش پیشنهادی را براحتی می توان برای شبکه های قدرت بزرگتر و پیچیده تر پیاده سازی کرد. هر طبقه بندی کننده محلی (LNC) مانند یک طبقه بندی کننده مستقل عمل می کند که می تواند به منظور کسب نتایج بهتر در حالت بلادرنگ، در محیط های موازی یا توزیع شده اجرا شود.

۶. نتیجه گیری

در این مقاله، روشی موثر و مقاوم، برای پردازش آلام و مکان یابی خطا در شبکه های قدرت ارائه شد. با پذیرفتن استراتژی محلی و بکارگیری چندین شبکه عصبی مستقل در نواحی محدود، هر شبکه عصبی مسئول کشف خطا در اجزاء مشخص سیستم در ناحیه خود خواهد بود. طبقه بندی کننده های عصبی محلی، با استفاده از الگوهای آلام مختلف و متنوع، بصورت برون خطی آموزش داده می شوند. پس از یادگیری، شبکه عصبی قابلیت پردازش آلامها را بصورت بلادرنگ دارا می باشد. نتایج شبیه سازی، قابلیت تعمیم دهی و آشکارسازی

مربع توپر در شکل ۶، پس از دریافت فرمان تریپ ناشی از عملکرد حفاظتهای زون ۲ و خطای بریکر، بدرستی باز شده اند. طبقه کننده های عصبی محلی ۱ و ۲ (LNC₁, LNC₂) پس



شکل ۵: آزمایش یک (خطا در خط B-C)

از اجرا و تست، نتایج نشان داده شده در جدول ۲ را بدست داده اند.

جدول ۲: طبقه بندی کننده های LNC₁, LNC₂

LNC ₁					LNC ₂				
(۱)	(۲)	(۳)	(۴)	(۵)	(۱)	(۲)	(۳)	(۴)	(۵)
A-B	B-C	bus A	bus B	bus C	A-D	A-D-E	A-E	bus D	bus E
۰.۱۱	۰.۱۰	۰.۱۷	۰.۰۹	۰.۰۸	۰.۸۲	۰.۰۹	۰.۱۲	۰.۰۹	۰.۱۰

نتایج ارائه شده در جدول دو، نشان می دهد LNC₂ بدرستی محل خطا را در خط A-D تشخیص داده است، در حالیکه LNC₁ هیچ خطایی را در اجزای مونیتور شده ناحیه خود نشان نمی دهد.

نتایج کلی حاصل از آزمایش این متد بر روی تعداد زیادی از الگوهای آلام دیگر در سیستم الکتریکی ۷ باس شکل ۲، در جدول ۳ ملاحظه می شود که این نتایج، عملکرد بسیار خوب متد پیشنهادی را تایید می کند.



انجمن مهندسين برق و الكترونيك ايران
شاخه تهران

پنجمين كنفرانس تخصصي حفاظت و كنترل

سيستمهاي قدرت

تهران - دانشكده برق و كامپيوتر دانشگاه شهيد بهشتي ۲۱ و ۲۲ دی ماه ۱۳۸۹



دانشكده مهندسي برق و كامپيوتر

Transactions on Power systems, Vol. ۱۲, No. ۱, pp. ۳۶۳-۳۶۹, February ۱۹۹۷.

[۷] CIGRE TF ۳۸-۰۶-۰۶ on Artificial Neural Networks Applications for Power Systems, Dagmar Niebur (Convener), "Neural network applications in power systems", *Int. Journal of Engineering Intelligent Systems*, Vol. ۱, No. ۳, pp. ۱۳۳-۱۵۸, Dec. ۱۹۹۳.

[۸] J.C.S. Souza, A.M. Leite da Silva, A.P. Alves da Silva, "Data debugging for real-time power system monitoring based on pattern analysis", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. ۱۱, No. ۳, pp. ۱۵۹۲-۱۵۹۶, Aug. ۱۹۹۶.

[۹] J.C.S. Souza, A.M. Leite da Silva, A.P. Alves da Silva, "Online Topology Determination and Bad Data Suppression in Power System Operation Using Artificial Neural Networks", *Proceedings of the XX PICA*, pp. ۴۶-۵۳, Columbus, Ohio, May ۱۹۹۷.

[۱۰] E.H.P. Chan, "Application of neural network computing in intelligent alarm processing", *Proceedings of the IEEE PICA Conference*, Seattle, WA, ۱۹۸۹, pp. ۲۴۶-۲۵۱.

[۱۱] A.G. Jongepier, H.E. Dijk, L. van der Sluis, "Neural networks applied to alarm processing", *Proceedings of the Third Symposium on Expert Systems application to Power Systems*, ۱۹۹۱, Tokyo- Kobe, Japan, pp. ۶۱۵-۶۲۱.

[۱۲] A.P. Alves da Silva, A.H.F. Insfran, P.M. da Silveira, G. Lambert-Torres, "Neural networks for fault location on substations", *1995 IEEE PES Summer Meeting*, July ۲۳-۲۷, ۱۹۹۵, Portland, OR.

[۱۳] R. Karunakaran, G.G. Karady, "Artificial neural networks as a dispatcher's aid in alarm processing", *Proc. of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Seattle, July ۲۳-۲۶, ۱۹۹۱, pp. ۱۶۹-۱۷۳.

[۱۴] K. Kim, J. Park, "Application of hierarchical neural network to fault diagnosis of power systems", *Proceedings of the Third Symposium on Expert Systems application to Power Systems*, ۱۹۹۱, Tokyo-Kobe, Japan, pp. ۳۲۳-۳۲۷.

[۱۵] S. Rementeria, C. Rodriguez, J. Pérez, J.I. Martín, A. Lafuente, J. Muguerza, "Expert systems & neural networks in power grid fault diagnosis: an empirical comparison", *Engineering Intelligent system*, vol. ۳, No. ۱, March ۱۹۹۵, pp. ۳۳-۴۴.

[۱۶] E. Handschin, D. Kuhlmann, W. Hoffmann, "Fault diagnosis in electrical energy systems using device-specific artificial neural networks", *Engineering Intelligent Systems*, Vol. ۲, December, ۱۹۹۴, pp. ۲۵۵-۲۶۲.

[۱۷] T. S. Dillon, D. Niebur, "Neural Network Applications in Power Systems", CRL Pub. Ltd, London, UK, ۱۹۹۶.

[۱۸] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Company, ۱۹۹۴.

بسیار خوبی را برای طبقه بندی کننده های محلی، تایید می کند. شبکه عصبی پیشنهاد شده، حتی در شرایط و وضعیتهای مشکل و پیش بینی نشده (مانند خطای تجهیز حفاظتی، از دست دادن اطلاعات، اطلاعات نویزی و الگوهای آلام در نظر گرفته نشده در فاز آموزش) طبقه بندی های درست انجام می دهد. به منظور مدل سازی واقعی تر الگوهای آلام، ارتقاء هوشمندی شبکه عصبی و کاهش قابل توجه خطاها و وضعیت های نامشخص سیستم، بکارگیری شبکه های عصبی خود سازمان ده و تطبیقی فازی در مطالعات بعدی پیشنهاد می شود.

مراجع

[۱] M. Pfau-Wagenbauer, H. Brugger, "Model and rule based intelligent alarm processing", *Proceedings of the Third Symposium on Expert Systems Application to Power Systems*, April ۱-۵, ۱۹۹۱, Tokyo-Kobe, Japan, pp. ۲۷-۳۲.

[۲] E. Handschin, W. Hoffmann, "Integration of an expert system for security assessment into an energy management system", *Electrical Power & Energy Systems*, vol. ۱۴, Number ۲/۳, April/June ۱۹۹۲.

[۳] D.S. Kirschen, B.F. Wollenberg, "Intelligent alarm processing in power systems" *Proceedings of IEEE*, Vol. ۸۰, No. ۵, May ۱۹۹۲, pp. ۶۶۳-۶۷۲.

[۴] CIGRE TF ۳۸-۰۶-۰۲, Convener - T. Dillon, "Survey on expert systems in alarm handling", *Electra*, No. ۱۳۹, pp. ۱۳۳-۱۴۷, ۱۹۹۱.

[۵] E. Vásquez, O. Chacón and H.J. Altuve, "An On-line Expert System for Fault Section Diagnosis in Power Systems", *IEEE Transactions on Power systems*, Vol. ۱۲, No. ۱, pp. ۳۵۷-۳۶۲, February ۱۹۹۷.

[۶] Y.M. Park, G. Kim, J. Sohn, "A Logic Based Expert System (LBES) for Fault Diagnosis of Power Systems", *IEEE*