

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته و الگوریتم جنگل تصادفی

محمد فرشاد^۱ و جواد ساده^۲

۱- دانشجوی دکتری، گروه برق- دانشکده مهندسی- دانشگاه فردوسی مشهد- مشهد- ایران

mohammad.farshad@stu-mail.um.ac.ir

۲- دانشیار، گروه برق- دانشکده مهندسی- دانشگاه فردوسی مشهد- مشهد- ایران

sadeh@um.ac.ir

چکیده: این مقاله روشی مبتنی بر استراتژی‌های یادگیری ماشین برای حل مسأله مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا (HVDC) ارائه می‌دهد. در روش مکان‌یابی پیشنهادی، تنها از سیگنال ولتاژ پس از خطای اندازه‌گیری شده از یک پایانه برای استخراج ویژگی‌های مورد نیاز بهره‌گیری می‌شود. در این مقاله، متناسب با بُعد بالای بردار ویژگی‌های ورودی، امکان استفاده از دو تخمین‌گر متفاوت شامل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) و الگوریتم جنگل تصادفی (RF) برای یافتن رابطه موجود بین ویژگی‌های الگوها و مکان وقوع خطا بررسی می‌شود. نتایج ارزیابی با استفاده از الگوهای یادگیری و آزمون به‌دست آمده از شبیه‌سازی انواع خطاها در یک خط انتقال هوایی بلند و بر اساس مقادیر مختلف محل وقوع خطا، مقاومت خطا و جریان پیش از خطا، نشان دهنده کارایی و دقت قابل قبول روش پیشنهادی است.

واژه‌های کلیدی: مکان‌یابی خطا، خطوط انتقال HVDC، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته، الگوریتم جنگل تصادفی

۱- مقدمه

تداوم انتقال نیروی برق دارای اهمیت فراوانی است. در سال ۱۹۸۵، روشی مبتنی بر تئوری امواج سیار و با استفاده از اندازه‌گیری‌های یک پایانه برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC ارائه شد [۱]. در این روش، از ارتباط بین محل وقوع خطا و بازه زمانی مابین دو بازتاب متوالی امواج سیار تولید شده ناشی از خطا برای تعیین فاصله خطا بهره‌گیری شده است [۱]. در سال ۱۹۹۳ بهره‌گیری از اندازه‌گیری‌های دو پایانه و استفاده از سیستم موقعیت‌یابی جهانی (GPS)^۲ برای بهبود روش مکان‌یابی خطای مبتنی بر امواج سیار پیشنهاد شد [۲]. در روش مزبور، از طریق تعیین زمان بسیار دقیق رسیدن امواج سیار ناشی از خطا به دو پایانه خط انتقال بر اساس مرجع زمانی GPS، محل وقوع خطا در طول خط انتقال HVDC تعیین شده است [۲]. در سال‌های اخیر نیز مطالعاتی در راستای بهبود روش‌های مکان‌یابی خطای مبتنی بر امواج سیار در

امروزه با توجه به پیشرفت فن‌آوری حاصل شده در الکترونیک قدرت و سیستم‌های کنترلی وابسته، سیستم‌های جریان مستقیم ولتاژ بالا (HVDC)^۱ در حال گسترش هستند. ممکن است بنا به ملاحظات اقتصادی و فنی، از سیستم‌های HVDC برای انتقال توان‌های بالا در مسافت‌های طولانی بهره‌گیری شود. مکان‌یابی دقیق خطاهای ماندگار و گذرا در خطوط انتقال HVDC، از دیدگاه تسریع و بهبود عملیات تعمیر و نگهداری و حفظ

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۱/۱۲/۱۴

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۲/۰۴/۲۴

نام نویسنده مسؤول : جواد ساده

نشانی نویسنده مسؤول : ایران- مشهد- میدان آزادی- دانشگاه

فردوسی مشهد- دانشکده مهندسی- گروه برق

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا

در کاهش تجهیزات اندازه‌گیری موردنیاز، افزایش قابلیت اطمینان دسترسی به اطلاعات و پیشگیری از ترکیب خطاهای اندازه‌گیری مفید باشد.

در این مقاله، روشی مبتنی بر استراتژی‌های یادگیری ماشین برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC پیشنهاد می‌شود. در روش پیشنهادی، تنها از سیگنال ولتاژ پس از خطای اندازه‌گیری شده از یک طرف خط برای استخراج ویژگی‌های ورودی استفاده می‌شود. در واقع، ویژگی‌های الگوهای مورد استفاده برای مکان‌یابی خطا، شامل یک پنجره داده از این سیگنال ولتاژ با میانگین صفر هستند. در روش پیشنهادی، با توجه به امکان بالا بودن بُعد بردار ویژگی‌های ورودی، باید از ابزار یادگیری مناسبی استفاده کرد. با عنایت به این موضوع، امکان استفاده از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN)^۳ و الگوریتم جنگل تصادفی (RF)^۴ برای تخمین محل وقوع خطا بررسی شده است.

در ادامه، به ترتیب در بخش‌های دوم و سوم مقاله، خلاصه‌ای از مبانی GRNN و RF ارائه می‌شود. الگوریتم مکان‌یابی خطای پیشنهادی نیز در بخش چهارم مقاله ارائه می‌گردد. در بخش پنجم مقاله، نتایج حاصل از مطالعات عددی ارائه می‌شوند. در این بخش، الگوهای یادگیری و آزمون متعددی از طریق شبیه‌سازی انواع خطاها در یک خط انتقال HVDC ۱۰۰۰ کیلومتری دو قطبی^۵ نمونه و بر اساس مقادیر مختلف محل وقوع خطا، مقاومت خطا و جریان پیش از خطا تولید می‌شوند. سپس روش پیشنهادی در مورد الگوهای یادگیری و تست اعمال شده و نتایج حاصل از مکان‌یابی خطا ارائه می‌گردند. شایان ذکر است، شبیه‌سازی‌ها از طریق نرم‌افزار PSCAD/EMTDC [۹] انجام می‌شوند. همچنین، پارامترها و مشخصه‌های سیستم دو قطبی نمونه مورد مطالعه با اقتباس از سیستم محک تک قطبی^۶ CIGRE [۱۰] تعیین می‌گردند. بخش ششم مقاله نیز به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

۲- شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته

شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) شکل تغییر یافته‌ای از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN)^۷

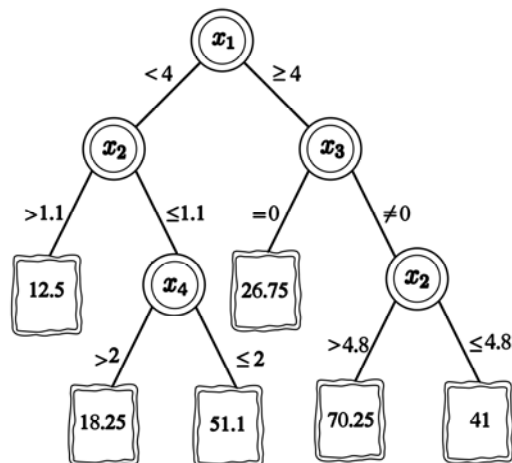
خطوط انتقال HVDC انجام شده است. برخی از این روش‌ها از اطلاعات یک پایانه [۵-۳] و برخی دیگر از اطلاعات هر دو پایانه [۷-۵] بهره می‌گیرند. برخی مقالات بهبود روش‌های مکان‌یابی خطای مبتنی بر امواج سیار را با در نظر گرفتن حالت‌های مختلفی، همچون ترکیب خطوط کابلی و هوایی [۶] و یا سیستم‌های چند پایانه‌ای با اتصال ستاره [۷] مدنظر قرار داده‌اند.

با اینکه روش‌های مکان‌یابی خطای مبتنی بر امواج سیار دقت بالایی دارند، ولی این روش‌ها با مشکلات ذاتی، همچون احتمال عدم پیشانی موج و یا عدم توانایی در ثبت آن در برخی شرایط، نیاز به مهارت و تجربه در شناسایی پیشانی موج و نیاز به فرکانس نمونه‌برداری بسیار بالا مواجه هستند [۸]. در راستای فائق آمدن بر این مشکلات، در [۸]، روشی متفاوت با روش‌های مبتنی بر امواج سیار پیشنهاد شده است که طبق آن، پروفایل ولتاژ در طول خط انتقال HVDC با استفاده از جریان و ولتاژ دو پایانه به دست آمده و بر اساس آن مکان خطا تعیین می‌شود.

در کنار روش‌های موجود، روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری نیز می‌توانند به عنوان گزینه جایگزین برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC استفاده شوند. استراتژی‌های مبتنی بر یادگیری در صورت اجرای مناسب می‌توانند در شرایط مختلف و با وجود قطعیت‌ها در سیستم، انعطاف و عملکرد قابل قبولی از خود نشان دهند. استخراج ویژگی‌های کارآمد و به کارگیری الگوریتم یادگیری مناسب، دو مسأله اصلی و تاثیرگذار در پایه‌ریزی روش‌های مبتنی بر یادگیری محسوب می‌شوند.

در مرحله استخراج ویژگی می‌توان از اطلاعات اندازه‌گیری شده در یک پایانه و یا هر دو پایانه خط انتقال بهره برد. قابلیت اطمینان بالاتر در دسترسی به اطلاعات اندازه‌گیری شده، عدم نیاز به ارسال و سنکرون‌سازی اطلاعات اندازه‌گیری شده، پیچیدگی کمتر و هزینه‌های پایین‌تر از جذابیت‌های روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر اطلاعات یک پایانه محسوب می‌شوند. سیگنال‌های جریان و ولتاژ به عنوان اطلاعات معمول در دسترس در پایانه خطوط انتقال قابل بهره‌گیری هستند. پایه ریزی روش مکان‌یابی خطا بر اساس استفاده تنها از یک نوع سیگنال نیز می‌تواند

اقلیدسی الگوی ورودی X از الگوی موجود X_i برابر σ باشد، مقدار تابع G_i برابر 0.5 خواهد شد. همان‌طور که مشخص است، تنها پارامتر تنظیمی GRNN، میزان پراکندگی توابع پایه شعاعی، σ ، است.

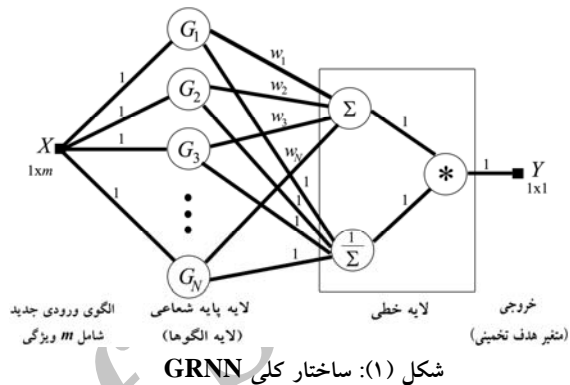


شکل (۲): یک نمونه از درخت تصمیم رگرسیونی

۳- الگوریتم جنگل تصادفی

یکی از ابزارهای کارآمد مورد استفاده در مسائل مربوط به تخمین متغیرهای هدف و یا طبقه‌بندی الگوها، درخت تصمیم^۹ است. در ساخت هر درخت تصمیم، یک استراتژی پارتیشن‌بندی بازگشتی بالا به پایین استفاده می‌شود [۱۳]. یک درخت تصمیم، فضای ورودی را به مجموعه‌ای از نواحی مجزا تقسیم می‌کند و یک مقدار پاسخ را به هر ناحیه اختصاص می‌دهد. در حالت ساده، این پاسخ در مسائل رگرسیونی می‌تواند بر اساس میانگین مقادیر هدف مرتبط با الگوهای قرار گرفته در هر ناحیه تعیین شود. فرض کنید که تخمین متغیر هدف Y بر اساس بردار الگوی X شامل m ویژگی x_1, x_2, \dots, x_m مد نظر باشد؛ یک درخت تصمیم رگرسیونی، فضای بردار X را به نواحی مجزا، مشابه نمونه نشان داده شده در شکل (۲)، افراز می‌کند. در مثال نشان داده شده در شکل (۲)، پاسخ اختصاص یافته به هر ناحیه بر اساس میانگین مقادیر هدف متناظر با الگوهای یادگیری قرار گرفته در هر ناحیه تعیین شده است. شایان ذکر است، در هر مرحله از رشد درخت با استفاده از الگوهای یادگیری،

است که برای تخمین توابع مناسب است. GRNN شامل دو لایه است: لایه اول آن که لایه پایه شعاعی^۸ نامیده می‌شود، مشابه لایه اول RBFNN است؛ ولی لایه دوم آن که یک نوع لایه خطی است، کمی با لایه دوم RBFNN متفاوت است [۱۱].



شکل (۱): ساختار کلی GRNN

شکل (۱)، ساختار کلی GRNN را که در آن مقدار متغیر هدف Y بر اساس الگوی ورودی X (شامل m ویژگی) تخمین زده می‌شود، نمایش می‌دهد. در این شکل، $*$ نشان‌دهنده عملگر ضرب، Σ نشان‌دهنده عملگر جمع و $\frac{1}{\Sigma}$ نشان‌دهنده عملگر محاسبه معکوس مجموع است. تعداد نرون‌های لایه پایه شعاعی برابر تعداد الگوهای یادگیری موجود N است. مقدار وزنی w_i برابر مقدار متغیر هدف متناظر با الگوی یادگیری i ام، Y_i ، در نظر گرفته می‌شود. همچنین، نشان دهنده تابع پایه شعاعی (تابع گوسی) مربوط به نرون i ام در لایه پایه شعاعی است و بر حسب رابطه ذیل تعریف می‌گردد [۱۱، ۱۲]:

$$G_i = \exp\left(-\frac{\gamma \|X - X_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

در رابطه فوق، $\| \cdot \|$ عملگر محاسبه کننده نرم اقلیدسی، σ میزان پراکندگی توابع پایه شعاعی و X_i بردار الگوی یادگیری i ام است. همچنین، γ عدد ثابتی است که در برخی از مراجع برابر 0.5 [۱۲] و در برخی دیگر برابر $-\ln(0.5)$ [۱۱] در نظر گرفته شده است. در این مقاله، γ برابر $-\ln(0.5)$ در نظر گرفته می‌شود. بر این اساس، اگر فاصله

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا

مربوطه استفاده نشده، برای آزمون تعمیم‌پذیری آن درخت و در نهایت برای تعیین پارامترهای تنظیمی RF؛ یعنی MinLeaf و PercVar بهره گرفت.

۴- روش پیشنهادی مکان‌یابی خطا

در اینجا، روش پیشنهادی برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی، تنها سیگنال ولتاژ پس از خطای اندازه‌گیری شده در یک پایانه موردنیاز است. سیگنال ولتاژ موردنیاز برای مکان‌یابی خطا، از یک سمت خط انتقال HVDC (در جلوی راکتور صاف‌کننده^{۱۴}، در سمت خط DC) اندازه‌گیری می‌شود.

در شکل (۳)، الگوریتم کلی روش پیشنهادی برای مکان‌یابی خطا نمایش داده شده است. در روش پیشنهادی، پس از آشکارسازی و طبقه‌بندی خطا در سیستم HVDC که در حوزه بحث این مقاله قرار ندارند، سیگنال ولتاژ قطب خطادار که در حافظه بافر ثبت شده است، برای استخراج نمونه‌های لازم استفاده می‌شود. شایان ذکر است در سیستم‌های دو قطبی، در مورد خطاهایی که شامل هر دو قطب خط انتقال می‌باشند، یکی از قطب‌های خطادار، مثلاً قطب مثبت، تعیین شده و سیگنال ولتاژ آن برای مکان‌یابی استفاده می‌شود. در روش مکان‌یابی پیشنهادی، نمونه‌های پنجره زمانی به طول ۱۰ میلی‌ثانیه از سیگنال ولتاژ از لحظه افت مقدار قدرمطلق نمونه ولتاژ به کمتر از مقدار آستانه‌ای V_{thv} استخراج می‌شوند. سپس میانگین این نمونه‌ها بر اساس رابطه ذیل کسر می‌شود:

$$v'_i = v_i - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_j, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

در رابطه فوق، v_i نمونه ولتاژ i ام قبل از کسر میانگین، v'_i نمونه ولتاژ i ام پس از کسر میانگین و m تعداد کل نمونه‌ها در پنجره زمانی موردنظر است. در واقع v'_i ها ویژگی‌های الگوی مورد استفاده برای مکان‌یابی خطا خواهند بود. بدین ترتیب، الگوی مزبور شامل m ویژگی خواهد بود که مقدار m با توجه به طول ثابت پنجره زمانی، وابسته به فرکانس نمونه‌برداری سیگنال است.

یک جستجوی جامع در بین ویژگی‌ها و نقاط انشعاب مربوطه و در راستای دستیابی به ماکزیمم کاهش در ناخالصی^{۱۵} گره انجام می‌شود.

به طور کلی، درخت تصمیم تکی مستعد بیش‌برازش^{۱۱} بوده، قدرت تعمیم‌پذیری کمی دارد. از معایب دیگر درخت تصمیم تکی می‌توان به ناپایداری نتایج حاصل از آن نسبت به وجود نویز در داده‌های ورودی اشاره نمود. در هنگام تشکیل یک درخت تصمیم، تغییر کوچکی در الگوهای یادگیری می‌تواند باعث تغییرات اساسی در ساختار آن درخت گردد. برای فائق آمدن بر این مشکلات، الگوریتم جنگل تصادفی (RF) که یک روش یادگیری مبتنی بر دسته‌ای از درخت‌های تصمیم^{۱۲} است، پیشنهاد شده است [۱۴، ۱۵]. مدل پیش‌بینی‌کننده RF، بر اساس میانگین‌گیری از نتایج حاصل از تمامی درخت‌های تصمیم مربوطه استوار است.

در الگوریتم RF، برای تشکیل هر درخت، دسته متفاوتی از الگوهای موجود، با در نظر گرفتن جایگزینی دوباره هر الگوی انتخاب شده، انتخاب می‌شوند. اندازه این دسته نمونه‌برداری شده برابر تعداد کل الگوهای موجود خواهد بود. این طریقه نمونه‌برداری معمولاً در حدود یک سوم از الگوهای موجود را بیرون از دسته قرار می‌دهد که آنها را الگوهای خارج از کیسه (OOB)^{۱۳} می‌نامند. هر درخت بر اساس دسته الگوی انتخاب شده، تا ماکزیمم عمق از پیش تعیین شده رشد داده می‌شود. این عمق بر اساس حداقل تعداد الگوها در هر گره انتهایی، MinLeaf تعیین می‌شود.

بر اساس الگوریتم RF، در مرحله رشد هر درخت، در هر گره، دسته‌ای از ویژگی‌ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و بهترین انشعاب در میان دسته ویژگی انتخاب شده برای تشکیل گره‌های جدید بعدی در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله، درصدی از ویژگی‌ها که به صورت تصادفی و برای تعیین انشعاب هر درخت تصمیم انتخاب می‌شوند، با PercVar نمایش داده می‌شود. می‌توان از الگوهای OOB که در مرحله تشکیل درخت

خیلی زیاد نیستند [۱۶]. لذا در این مقاله، تخمین گره‌های GRNN و RF به علت قابلیت بالای آنها در یادگیری الگوهای با تعداد ویژگی‌های زیاد و همچنین سهولت نسبی در تعیین پارامترهای تنظیمی مربوطه، مدنظر قرار گرفته‌اند. پس از اخذ سیگنال مورد نیاز و تولید الگوی جدید، این الگو به تخمین گر مورد نظر (GRNN یا RF) که قبلاً با استفاده از الگوهای یادگیری متناظر با نوع خطای واقع شده و بهترین پارامترهای تنظیمی مربوطه آماده شده است، ارائه و مکان خطا تعیین می‌گردد. شایان ذکر است، الگوهای یادگیری نیز به همان شیوه فوق‌الذکر تولید می‌شوند. شایان ذکر است، در روش پیشنهادی، برای هر یک از انواع خطاها باید مکان‌یاب خطای مجزا بر اساس الگوهای یادگیری مربوطه آماده و بر اساس نوع خطای رخ داده از آنها استفاده شود.

۵- مطالعات عددی

در اینجا برای شبیه‌سازی سیستم نمونه از نرم‌افزار PSCAD/EMTDC [۹] و برای اجرای الگوریتم پیشنهادی از محیط MATLAB استفاده می‌شود.

۵-۱- سیستم نمونه مورد مطالعه

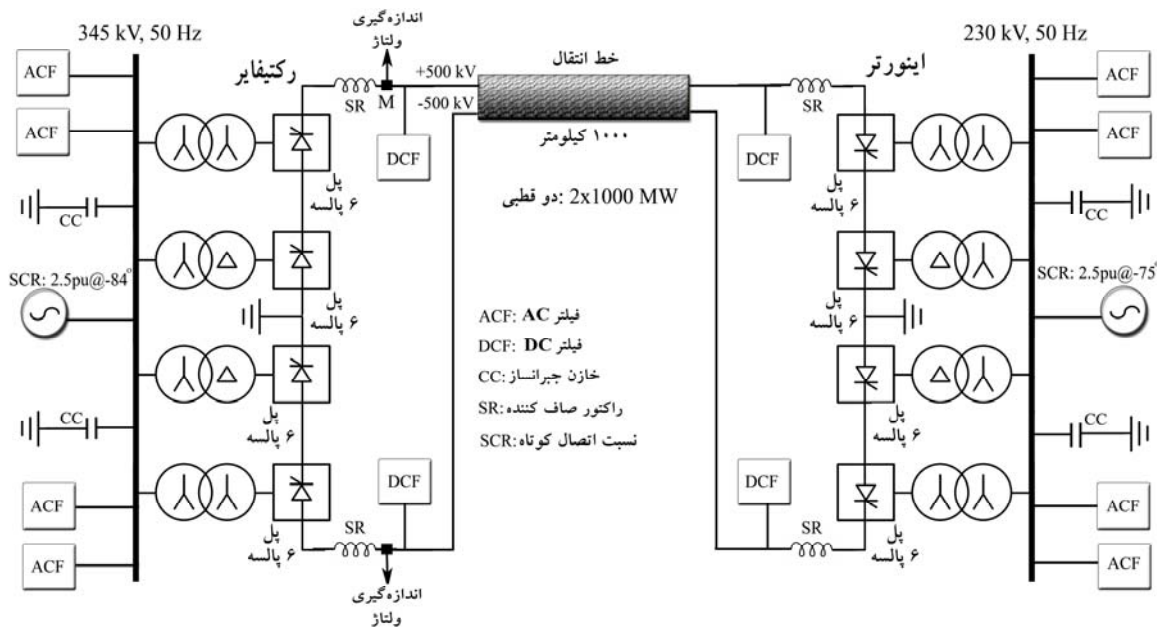
شکل (۴) دیاگرام تک‌خطی یک سیستم HVDC با ولتاژ نامی ± 500 kV و با حداکثر توانایی انتقال توان 2000 MW را نمایش می‌دهد. پارامترهای این سیستم دو قطبی از سیستم محک CIGRE [۱۰] اقتباس و اتخاذ شده‌اند. البته، سیستم محک CIGRE یک سیستم تک قطبی است؛ ولی از آنجا که اکثر خطوط انتقال HVDC بلند موجود در دنیا دو قطبی هستند، سیستم مزبور با کمی تغییرات به یک سیستم دو قطبی تبدیل شد. همچنین، در سیستم محک اصلی، برای مدل نمودن خط انتقال از عناصر فشرده مقاومت، سلف و خازن بهره‌گیری شده که در اینجا برای شبیه‌سازی خط انتقال هوایی ۱۰۰۰ کیلومتری سیستم مورد مطالعه، از مدل وابسته به فرکانس و آرایش شکل (۵-الف) [۱۷] استفاده شده است.



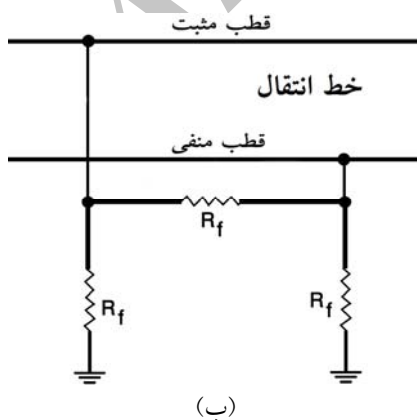
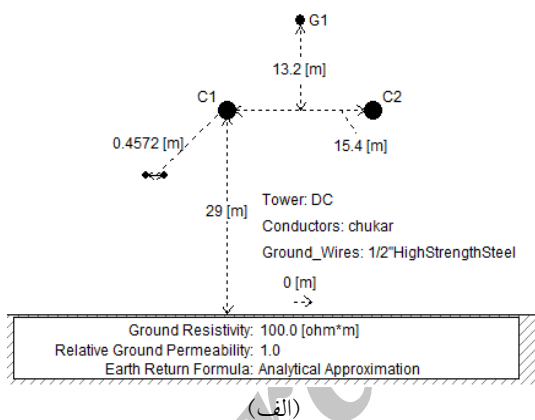
شکل (۳): الگوریتم کلی روش پیشنهادی برای مکان‌یابی خطا

یکی از نکات چالش برانگیز در روش پیشنهادی، امکان بالا بودن بُعد بردار ویژگی‌های ورودی است. برای مثال، اگر فرکانس نمونه برداری سیگنال ولتاژ برابر ۸۰ کیلوهرتز باشد، آنگاه تعداد ۸۰۰ نمونه ولتاژ در پنجره زمانی ۱۰ میلی‌ثانیه وجود داشته و متعاقباً تعداد ویژگی‌های الگوها برابر ۸۰۰ خواهد بود. لذا باید از الگوریتم و ابزارهای یادگیری استفاده کرد که مشکلی با ابعاد بالای ویژگی‌های ورودی نداشته و تنظیم پارامترهای آن نیز به سهولت انجام شدنی باشد. ابزارها و روش‌های معمول، همچون شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه^{۱۵} معمولاً به علت بزرگ شدن ساختار و افزایش بیش از حد تعداد پارامترهای یادگیری، به لحاظ عملی قادر به یادگیری مناسب الگوهایی با تعداد ویژگی‌های

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا.....



شکل (۴): دیاگرام تک خطی سیستم HVDC اقتباس شده از سیستم محک CIGRE [۱۰]



شکل (۵): الف) آرایش خط انتقال نمونه در نرم‌افزار

PSCAD. ب) مدار معادل برای مدل‌سازی انواع خطاها

در سیستم HVDC نشان داده شده در شکل (۴)، مبدل‌های مورد استفاده در دو طرف، ۲۴ پالس هستند که هر یک متشکل از ۴ پل ۶ پالس هستند. همچنین، مقادیر نسبت اتصال کوتاه (SCR) بیان شده بر اساس نسبت بین قدرت اتصال کوتاه سیستم AC و توان نامی سیستم DC (2000 MW) محاسبه شده‌اند. عملکرد مبدل‌های سیستم HVDC باعث تولید هارمونیک‌هایی در سمت AC و DC سیستم می‌شود. به همین علت، فیلترهایی در هر دو سمت برای کاهش تأثیرات مخرب این هارمونیک‌ها نصب می‌گردند. نصب راکتور صاف‌کننده (SR) در سمت DC نیز علاوه بر عمل حفاظتی در راستای صاف کردن جریان DC است.

برای مدل‌سازی انواع خطاها در سیستم مورد مطالعه، مدار معادل شکل (۵-ب) به کار رفته است. در این شکل، هر R_f بیانگر یک سوئیچ مقاومتی دو حالتی است، که برای مدل کردن هر نوع خطا ممکن است حالت on و یا off داشته باشد. هر R_f در حالت off مقدار بسیار بزرگی داشته و تقریباً اتصال باز است. در حالت on نیز مقداری برابر مقدار مقاومت خطای تعیین شده دارد. شایان ذکر است، فرکانس نمونه‌برداری سیگنال‌های مورد نیاز در سیستم نمونه مورد مطالعه برابر ۸۰ کیلوهرتز است.

۵-۲- تولید الگوهای یادگیری و تست

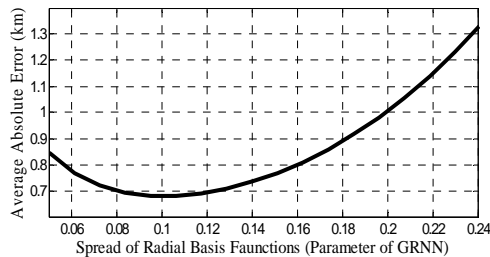
زمانی ۱۰ میلی ثانیه می‌توان دریافت که هر یک از الگوهای تولیدی شامل ۸۰۰ ویژگی هستند.

در این مقاله، قصد بر استفاده از دو تخمین‌گر متفاوت GRNN و RF است. تنها برای اینکه مقدار پارامتر تنظیمی GRNN؛ یعنی σ ، در مقادیر نسبتاً کوچکی قابل جستجو باشد، برای این نوع تخمین‌گر، مقادیر نمونه‌های ولتاژ در مبنای (پریونیت) 500 kV استفاده قرار می‌شوند. البته، این پریونیت‌سازی در خصوص تخمین‌گر RF موضوعیت نداشته، اعمال و یا عدم اعمال آن تاثیری بر نتایج حاصل از این نوع تخمین‌گر نخواهد داشت.

۵-۳- تعیین پارامترهای تنظیمی تخمین‌گرها

برای آماده سازی تخمین‌گرهای GRNN و RF، باید پارامترهای تنظیمی مناسب برای آنها تعیین گردند.

بهترین مقدار پارامتر σ برای GRNN از طریق اجرای فرآیند اعتبار سنجی ۱۰ تایی^{۱۸} بر روی الگوهای یادگیری و جستجوی پله به پله پارامتر مزبور انتخاب می‌شود. در طی این فرآیند، ابتدا الگوهای یادگیری موجود به صورت تصادفی به ۱۰ قسمت تقسیم می‌شوند. سپس به ازای هر مقدار σ ، تخمین به کمک GRNN متناظر به تعداد دفعات ۱۰ بار تکرار می‌گردد؛ به گونه‌ای که در هر بار اجرا، یکی از قسمت‌ها به عنوان دسته الگوی اعتبار سنجی و تمامی قسمت‌های باقی‌مانده به عنوان دسته الگوی یادگیری در نظر گرفته می‌شوند. برای نمونه، میانگین قدرمطلق خطای پیش‌بینی به ازای مقادیر مختلف پارامتر σ ، حاصل از اجرای فرآیند مزبور بر روی الگوهای یادگیری متناظر با خطای نوع PG، در شکل (۶) نمایش داده شده است.



شکل (۶): میانگین قدرمطلق خطای تخمین بر حسب پارامتر

σ ، حاصل از اجرای فرآیند اعتبار سنجی ۱۰ تایی بر روی

الگوهای یادگیری متناظر با خطای نوع PG

در اینجا مکان‌یابی خطاهای قطب مثبت به زمین (PG)، قطب مثبت به قطب منفی (PN) و قطب مثبت به قطب منفی به زمین (PNG) در سیستم نمونه شکل (۴) مدنظر قرار می‌گیرد. در این مرحله، الگوهای یادگیری و تست از طریق شبیه‌سازی انواع خطاها در سیستم نمونه مورد مطالعه و با تغییر محل وقوع خطا، مقاومت خطا و جریان پیش از خطا در خط HVDC تولید می‌گردند. شرایط تولید این الگوها بر اساس ترکیبی از حالت‌های مختلف وقوع خطاهای PG، PN و PNG است که این حالت‌ها برای الگوهای یادگیری و تست در جدول (۱) ارائه شده‌اند.

جدول (۱): شرایط تولید الگوهای یادگیری و تست برای انواع خطاهای PNG و PN, PG

تست	یادگیری	
در ۲۵ فاصله تصادفی مختلف در طول خط انتقال	از ۱۰ کیلومتری تا ۹۹۰ کیلومتری با گام ۲ کیلومتر	فاصله محل وقوع خطا از نقطه اندازه‌گیری
2, 15, 20, 40, 60, 80	0.01, 10, 30, 50, 100	مقاومت خطا (اهم)
800, 1000, 1400, 1600	600, 1200, 1800	جریان پیش از خطا در خط انتقال HVDC (آمپر)

تمامی الگوهای یادگیری و تست به همان شیوه ذکر شده در الگوریتم پیشنهادی تولید می‌شوند. سیگنال‌های ولتاژ موردنیاز برای تولید الگوها، از سمت رکتیفایر^{۱۷} (در نقطه M نشان داده شده در شکل (۴)) اندازه‌گیری می‌شوند. با توجه به اینکه تمامی نوع خطاهای مورد نظر در اینجا شامل قطب مثبت هستند، لذا در تولید الگوهای یادگیری و تست تنها از سیگنال ولتاژ قطب مثبت استفاده می‌گردد. همچنین، مقدار آستانه‌ای V_{thv} برای تعیین لحظه شروع پنجره زمانی ۱۰ میلی‌ثانیه برابر 400 kV (80% ولتاژ DC نامی) در نظر گرفته شده است. مقدار V_{thv} با رعایت این شروط تعیین شده است که اولاً کمتر از ولتاژ نامی باشد و ثانیاً به میزانی باشد که در شرایط مختلف وقوع خطا، ولتاژ در زمان نسبتاً کوتاهی به مقداری کمتر از آن افت نماید. با توجه به فرکانس نمونه برداری ۸۰ کیلوهرتز و پنجره

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا.....

شده، نتایج حاصل از ارائه الگوهای تست بررسی می‌شوند. در هنگام انتخاب پارامترهای تنظیمی، با توجه به تعدد حالات و در راستای افزایش سرعت اجرای این مرحله، تخمین‌گرهای RF تا ۱۰۰ درخت رشد داده شدند؛ ولی در مرحله آموزش اصلی، برای افزایش دقت پیش‌بینی، تعداد ۲۰۰ درخت برای RF مربوط به هر نوع خطا در نظر گرفته شده است.

در این مقاله، درصد خطای تخمین مکان خطای اتصال کوتاه، e ، بر اساس رابطه بیان شده در استاندارد IEEE Std C37.114-2004 محاسبه می‌شود [۱۸]:

$$e = \frac{\left| \text{فاصله واقعی} - \text{فاصله تخمینی} \right|}{\text{طول کل خط}} \times 100 \quad (3)$$

درصد خطای تخمین e به عنوان شاخصی معتبر برای ارزیابی و مقایسه دقت روش‌های مکان‌یابی خطا قابل استفاده است. با توجه به رابطه (۳) و با عنایت به طول ۱۰۰۰ کیلومتری خط انتقال مورد مطالعه، کافی است مقدار درصد خطای تخمین e در عدد ۱۰ ضرب شود تا مقدار خطای تخمین بر حسب کیلومتر به دست آید.

جدول (۲)، متوسط درصد خطای تخمین مکان انواع خطاهای اتصال کوتاه را برای تخمین‌گرهای RF و GRNN ارائه می‌دهد. چنانکه در این جدول مشاهده می‌شود، برای انواع خطاها، دقت مکان‌یابی با استفاده از تخمین‌گر GRNN به مراتب بهتر از دقت تخمین‌گر RF بوده است. البته، میزان دقت مکان‌یابی با استفاده از تخمین‌گر RF نیز در حد نسبتاً مناسبی قرار دارد.

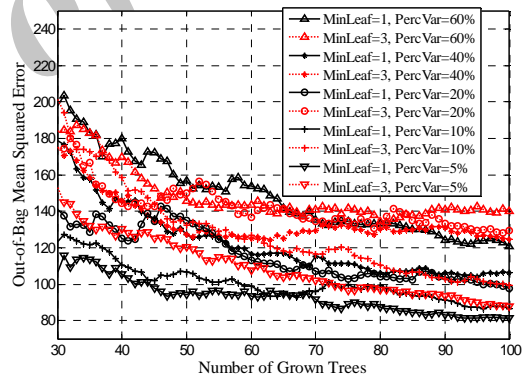
جدول (۲): متوسط درصد خطای تخمین مکان انواع خطاهای

اتصال کوتاه برای تخمین‌گرهای RF و GRNN

	تخمین‌گر RF	تخمین‌گر GRNN
نوع خطای اتصال کوتاه	متوسط خطای تخمین (%)	متوسط خطای تخمین (%)
PG	0.6288	0.4144
PN	0.3406	0.0872
PNG	0.4780	0.0798

پس از اجرای مراحل فوق‌الذکر برای تمامی دسته الگوهای یادگیری، بهترین مقدار پارامتر σ برای خطاهای نوع PG، PN و PNG به ترتیب برابر 0.1، 0.28 و 0.28 به دست آمد.

برای انتخاب پارامترهای تنظیمی مناسب RF نیز جستجویی در فضای گسسته $\text{PercVar}=[5,10,20,40,60]\%$ و $\text{MinLeaf}=[1,3]$ با استفاده از الگوهای یادگیری و با رشد هر RF تا ۱۰۰ درخت انجام می‌شود. در این حالت، پارامترهای متناظر با کمترین مقدار میانگین مربعات خطای الگوهای OOB انتخاب می‌گردند. برای نمونه، میانگین مربعات خطای الگوهای OOB به ازای پارامترهای تنظیمی مختلف و تا رشد ۱۰۰ درخت، حاصل از اجرای فرآیند مزبور بر روی الگوهای یادگیری متناظر با خطای نوع PG، در شکل (۷) نمایش داده شده است.



شکل (۷): میانگین مربعات خطای الگوهای OOB بر حسب تعداد درخت‌های رشد یافته و به ازای پارامترهای تنظیمی مختلف، مربوط به الگوهای یادگیری متناظر با خطای نوع PG

پس از اجرای مراحل فوق‌الذکر برای تمامی دسته الگوهای یادگیری، پارامترهای مشابه $\text{PercVar}=5\%$ و $\text{MinLeaf}=1$ برای هر سه نوع خطای PG، PN و PNG تعیین شدند.

۴-۵- نتایج مکان‌یابی خطا در سیستم نمونه

در این مرحله، پس از آماده‌سازی تخمین‌گرهای RF و GRNN مربوط به هر نوع خطا به کمک الگوهای یادگیری موجود و بر اساس بهترین مقادیر تنظیمی انتخاب

جدول (۳): نتایج مکان‌یابی اتصال کوتاه‌های PG با GRNN

فاصله محل وقوع اتصال (km)	مینیم خطای تخمین (%)	ماکزیم خطای تخمین (%)	متوسط خطای تخمین (%)	نسبت خطاهای تخمین بزرگتر از 1%
11.05	0.0364	0.1128	0.0907	0/24
55.10	0.0771	0.2898	0.1011	0/24
99.15	0.0395	0.3702	0.1304	0/24
117.20	0.0252	0.6188	0.1766	0/24
147.05	0.0165	0.6475	0.1625	0/24
192.95	0.0358	0.8727	0.3535	0/24
231.00	0.0570	1.3181	0.5291	3/24
268.90	0.0807	2.0471	0.6099	3/24
281.05	0.0681	2.0297	0.5549	2/24
303.10	0.0006	1.5627	0.3980	2/24
347.30	0.0252	0.8496	0.4018	0/24
381.05	0.0387	0.8413	0.3176	0/24
409.00	0.0070	0.8158	0.2790	0/24
461.50	0.0082	1.1296	0.4542	2/24
490.40	0.0679	2.4211	0.8255	7/24
591.35	0.0169	1.4564	0.7556	8/24
631.00	0.0493	1.2784	0.8311	7/24
667.15	0.2288	0.8750	0.6448	0/24
692.95	0.2529	1.2297	0.7190	2/24
729.30	0.1310	1.3512	0.5923	1/24
777.70	0.0203	0.6787	0.2584	0/24
799.00	0.0004	1.4176	0.4099	1/24
801.25	0.0009	1.4745	0.4249	1/24
951.00	0.0362	0.7049	0.2334	0/24
987.05	0.0071	0.3124	0.1053	0/24
All	0.0004	2.4211	0.4144	39/600

جدول (۴): نتایج مکان‌یابی اتصال کوتاه‌های PN با GRNN

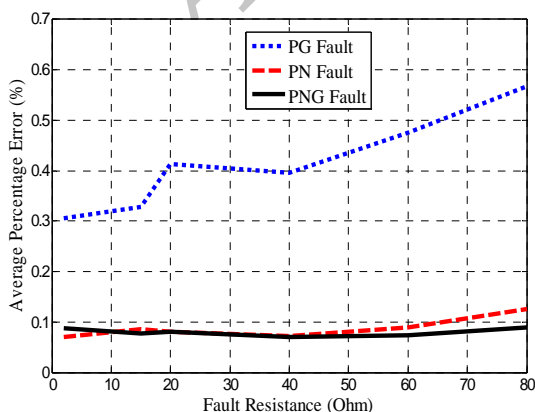
فاصله محل وقوع اتصال (km)	مینیم خطای تخمین (%)	ماکزیم خطای تخمین (%)	متوسط خطای تخمین (%)	نسبت خطاهای تخمین بزرگتر از 1%
11.05	0.0033	0.0951	0.0673	0/24
55.10	0.0019	0.1091	0.0595	0/24
99.15	0.0018	0.1101	0.0566	0/24
117.20	0.0013	0.1347	0.0607	0/24
147.05	0.0022	0.2369	0.0556	0/24
192.95	0.0020	0.4906	0.0861	0/24
231.00	0.0020	0.2037	0.0786	0/24
268.90	0.0035	0.1743	0.0549	0/24
281.05	0.0023	0.1949	0.0476	0/24
303.10	0.0003	0.1585	0.0295	0/24
347.30	0.0006	0.0797	0.0219	0/24
381.05	0.0009	0.0751	0.0266	0/24
409.00	0.0003	0.1220	0.0337	0/24
461.50	0.0048	0.1637	0.0685	0/24
490.40	0.0034	0.1391	0.0575	0/24
591.35	0.0040	0.2490	0.0862	0/24
631.00	0.0065	0.2483	0.0815	0/24
667.15	0.0029	0.0966	0.0402	0/24
692.95	0.0004	0.2125	0.0902	0/24
729.30	0.0006	0.5614	0.1688	0/24
777.70	0.0638	0.9144	0.3147	0/24
799.00	0.0019	0.5479	0.1829	0/24
801.25	0.0016	0.4616	0.1608	0/24
951.00	0.0129	0.2151	0.1139	0/24
987.05	0.0693	0.2803	0.1354	0/24
All	0.0003	0.9144	0.0872	0/600

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا

جدول (۵): نتایج مکان‌یابی اتصال کوتاه‌های PNG با GRNN

فاصله محل وقوع اتصالی (km)	مینیمم خطای تخمین (%)	ماکزیمم خطای تخمین (%)	متوسط خطای تخمین (%)	نسبت خطاهای تخمین بزرگتر از 1%
11.05	0.0096	1.1050	0.1675	2/24
55.10	0.0062	0.1098	0.0660	0/24
99.15	0.0020	0.1090	0.0513	0/24
117.20	0.0098	0.1175	0.0648	0/24
147.05	0.0006	0.1206	0.0458	0/24
192.95	0.0004	0.1500	0.0414	0/24
231.00	0.0007	0.1801	0.0534	0/24
268.90	0.0042	0.1305	0.0417	0/24
281.05	0.0004	0.0882	0.0215	0/24
303.10	0.0005	0.0550	0.0178	0/24
347.30	0.0008	0.0555	0.0164	0/24
381.05	0.0015	0.0519	0.0246	0/24
409.00	0.0006	0.0658	0.0258	0/24
461.50	0.0007	0.1038	0.0441	0/24
490.40	0.0027	0.1872	0.0512	0/24
591.35	0.0046	0.1577	0.0595	0/24
631.00	0.0069	0.1855	0.0575	0/24
667.15	0.0011	0.1118	0.0437	0/24
692.95	0.0006	0.1513	0.0722	0/24
729.30	0.0054	0.4085	0.1502	0/24
777.70	0.0325	0.7989	0.2924	0/24
799.00	0.0091	0.5204	0.1761	0/24
801.25	0.0002	0.3876	0.1559	0/24
951.00	0.0235	0.2354	0.1203	0/24
987.05	0.0672	0.2872	0.1349	0/24
All	0.0002	1.1050	0.0798	2/600

PG بوده است. شایسته یادآوری است که سطح ولتاژ رخداد اتصالی در خطاهای نوع PN و PNG نسبت به خطاهای نوع PG دو برابر است.

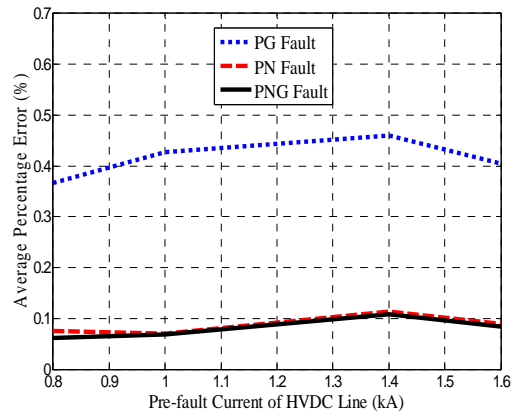


شکل (۸): متوسط درصد خطای مکان‌یابی با استفاده از GRNN به ازای تغییرات مقاومت خطا

نتایج مکان‌یابی با استفاده از تخمین‌گر GRNN به ازای فواصل مختلف انواع خطاهای PG, PN و PNG به ترتیب در جدول‌های (۳) الی (۵) ارائه شده‌اند. اطلاعاتی که در این جدول‌ها ارائه شده‌اند، شامل مینیمم، ماکزیمم و متوسط درصد خطای تخمین و همچنین، نسبت خطاهای تخمین بزرگتر از 1%، هستند. شایان ذکر است، با توجه به شرایط ذکر شده در جدول (۱)، به ازای هر نوع خطا و برای هر فاصله خطا، به تعداد ۲۴ الگوی تست وجود دارد.

همان‌طور که در جدول‌های (۳) الی (۵) مشاهده می‌شود، خطای مکان‌یابی بر اساس روش پیشنهادی در رنج مناسبی قرار دارد؛ به طوری که تعداد بسیار اندکی از تخمین‌ها با خطایی بیش از 1% همراه بوده‌اند. چنانکه ملاحظه می‌شود، دقت مکان‌یابی برای خطاهای نوع PN و PNG به مراتب بیشتر از دقت مکان‌یابی برای خطاهای نوع

علت تغییر تعداد ویژگی‌های مورد استفاده در الگوها، مقدار مطلوب پارامتر σ بار دیگر از طریق فرآیند اعتبار سنجی ۱۰ تایی انتخاب می‌شود. متوسط خطای پیش‌بینی با استفاده از تخمین گر GRNN، به ازای طول‌های مختلف پنجره زمانی و برای انواع خطاها در جدول (۶) ارائه شده است. چنانکه در این جدول مشاهده می‌شود، بهترین دقت برای مکان‌یابی انواع خطاها در پنجره زمانی ۱۰ میلی‌ثانیه به دست آمده است. لذا انتخاب پنجره زمانی ۱۰ میلی‌ثانیه در الگوریتم پیشنهادی منطقی به نظر می‌رسد.



شکل (۹): متوسط درصد خطای مکان‌یابی با استفاده از

GRNN به ازای تغییرات جریان پیش از خطا

جدول (۶): متوسط درصد خطای مکان‌یابی با استفاده از

تخمین گر GRNN به ازای طول‌های مختلف پنجره زمانی

طول پنجره زمانی	متوسط خطای تخمین (%)		
	5 ms	10 ms	20 ms
خطای PG	0.7189	0.4144	0.5164
خطای PN	0.3132	0.0872	0.1038
خطای PNG	0.3874	0.0798	0.0908

با توجه به شرایط ذکر شده در جدول (۱)، برای هر نوع خطا، به ازای هر مقاومت خطا به تعداد ۱۰۰ الگوی تست و به ازای هر جریان پیش از خطا به تعداد ۱۵۰ الگوی تست وجود دارد. متوسط درصد خطای مکان‌یابی انواع خطاها به ازای تغییرات هر یک از پارامترهای مقاومت خطا و جریان پیش از خطا به ترتیب در شکل‌های (۸) و (۹) ارائه شده‌اند. می‌توان در این شکل‌ها مشاهده نمود که دقت روش مکان‌یابی به ازای مقادیر مختلف مقاومت خطا و جریان پیش از خطا در رنج قابل قبولی قرار دارد. البته، در شکل (۸) مشاهده می‌شود که افزایش مقاومت خطا، به ویژه برای نوع خطای PG، با کمی کاهش دقت همراه بوده است.

۵-۶- بررسی تاثیر مرحله کسر میانگین داده‌ها

در الگوریتم مکان‌یابی پیشنهادی، پس از اخذ نمونه‌های پنجره زمانی مورد نظر، پیش‌پردازشی برای کسر میانگین نمونه‌های مزبور اجرا می‌شود. در اینجا برای بررسی تاثیر این پیش‌پردازش، الگوهای یادگیری و تست به همان شیوه پیشنهادی، ولی بدون اجرای مرحله کسر میانگین، بازتولید می‌شوند. سپس الگوریتم مکان‌یابی خطا با استفاده از تخمین گرهای GRNN و RF برای الگوهای تست جدید اجرا می‌شود. شایان ذکر است، به علت تغییر ماهیت ویژگی‌های الگوها، برای هر نوع خطا، مقادیر مطلوب پارامترهای تنظیمی GRNN و RF بار دیگر به همان طریقه ذکر شده در بخش (۵-۳) انتخاب می‌شوند. مقادیر متوسط درصد خطای تخمین مکان انواع خطاها اتصال کوتاه، در حالات اعمال و عدم اعمال مرحله کسر میانگین نمونه‌ها، برای مقایسه در جدول (۷) ارائه شده‌اند.

بر اساس نتایج جدول (۷) می‌توان دریافت که پیش‌پردازش اعمال شده برای کسر میانگین نمونه‌ها در مرحله تولید الگوها، باعث بهبود درخور توجهی در دقت

۵-۵- بررسی تاثیر طول پنجره زمانی

طول پنجره زمانی برای استخراج نمونه‌های ولتاژ در الگوریتم مکان‌یابی خطا برابر ۱۰ میلی‌ثانیه پیشنهاد شده است. شایان ذکر است، با اتخاذ پنجره زمانی بزرگتر در یک فرکانس نمونه‌برداری ثابت، تعداد ویژگی‌های الگوها افزایش خواهد یافت و برعکس.

در اینجا، ابتدا الگوهای یادگیری و تست به همان شیوه پیشنهادی، ولی بر اساس طول‌های مختلف پنجره زمانی بازتولید می‌شوند. سپس الگوریتم مکان‌یابی خطا با استفاده از تخمین گر GRNN برای الگوهای تست تولید شده به ازای طول‌های مختلف پنجره زمانی اجرا می‌شود. شایان ذکر است، به ازای هر طول پنجره زمانی و برای هر نوع خطا، به

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا

ولتاژ یک طرف خط انتقال بهره‌گیری می‌شود. در نتیجه ضمن افزایش قابلیت اطمینان دسترسی به اطلاعات اندازه‌گیری شده، مواردی همچون ارسال و سنکرون سازی اطلاعات اندازه‌گیری شده از دو طرف موضوعیت نداشته و از ترکیب خطاهایی که ممکن است در هنگام استفاده از بیش از یک نوع سیگنال رخ دهد نیز پیشگیری می‌گردد. بسیاری از روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر امواج سیار از اطلاعات هر دو پایانه بهره می‌برند [۷-۵، ۲]. همچنین روش متفاوت ارائه شده در [۸] که بر اساس محاسبه پروفایل ولتاژ در طول خط انتقال استوار است، نیز از اطلاعات سنکرون جریان و ولتاژ هر دو پایانه خط انتقال بهره می‌برد. روش مکان‌یابی ارائه شده در [۸]، بر روی یک سیستم HVDC دو قطبی با ولتاژ نامی ± 500 kV و خط انتقالی به طول ۱۰۰۰ کیلومتر تست شده است. متوسط درصد خطای تخمین مکان اتصال کوتاه‌های یک قطب به زمین، قطب به قطب و دو قطب به زمین در پنج محل مختلف در طول خط و با مقادیر مختلف مقاومت اتصالی به ترتیب برابر ۰.۲۱۳۱٪، ۰.۳۰۴۳٪ و ۰.۳۵۰۷٪ بوده است. از مقایسه نتایج مکان‌یابی روش [۸] با نتایج مکان‌یابی ارائه شده در جدول (۲) می‌توان دریافت که روش پیشنهادی با تخمین‌گر GRNN برای خطاهای قطب به قطب و دو قطب به زمین نسبت به روش [۸] دقت بیشتری داشته است. البته در خصوص خطاهای یک قطب به زمین، اعمال روش پیشنهادی با دقت کمتری نسبت به روش [۸] همراه بوده است که با توجه به محدودتر بودن اطلاعات موردنیاز در روش پیشنهادی و عدم نیاز به ارسال و سنکرون‌سازی اطلاعات دو پایانه، قابل قبول خواهد بود. باید دقت کرد که در هنگام استفاده از سیگنال‌های جریان و ولتاژ دو پایانه، ترکیب خطاهای اندازه‌گیری و همچنین، میزانی از خطاهای سنکرون‌سازی اطلاعات اجتناب ناپذیر است. انتظار می‌رود که با کوچکتر کردن پله‌های تغییرات فاصله وقوع خطا و مقاومت خطا در هنگام تولید الگوهای یادگیری، دقت روش پیشنهادی، به ویژه برای خطاهای نوع PG افزایش یابد. هر چند این امر، مرحله تولید الگوهای یادگیری را زمانبر خواهد ساخت.

مکان‌یابی شده است. همچنین، می‌توان پی برد که در حالت عدم اعمال این پیش‌پردازش نیز دقت مکان‌یابی تخمین‌گر GRNN نسبت به تخمین‌گر RF بیشتر بوده است.

جدول (۷): متوسط درصد خطای تخمین مکان انواع خطاهای اتصال کوتاه با اعمال و عدم اعمال مرحله کسر میانگین

نوع اتصالی	تخمین‌گر GRNN		تخمین‌گر RF	
	متوسط خطای تخمین (%)	متوسط خطای تخمین (%)	بدون کسر میانگین	با کسر میانگین
PG	0.4144	1.0340	0.6288	2.6241
PN	0.0872	0.1126	0.3406	0.4672
PNG	0.0798	0.0907	0.4780	0.8333

۵-۷- مشخصه‌های بارز روش پیشنهادی

با توجه به ارزیابی صورت گرفته در خصوص سیستم نمونه می‌توان دریافت که دقت مکان‌یابی خطا بر اساس روش پیشنهادی، در رنج مناسب و قابل قبولی قرار دارد. علاوه بر دقت، می‌توان به مشخصه‌های بارز دیگری از روش پیشنهادی نیز اشاره کرد. برای مثال، برای اجرای روش پیشنهادی، به فرکانس نمونه‌برداری بسیار بالا نیازی نیست. این در حالی است که در روش‌های موجود مکان‌یابی خطا در خطوط HVDC که اکثر آنها بر اساس تئوری امواج سیار استوار هستند، برای دست‌یابی به دقت مکان‌یابی بالا، فرکانس نمونه‌برداری بسیار بالایی در حد چندین مگاهرتز نیاز است؛ مثلاً در [۵]، فرکانس نمونه‌برداری برابر ۱ مگاهرتز و در [۶، ۷]، فرکانس نمونه‌برداری برابر ۲ مگاهرتز در نظر گرفته شده است. در [۴، ۲] نیز نشان داده شده است که با کاهش فرکانس نمونه‌برداری به حدود ۱۰۰ کیلوهرتز، دقت مکان‌یابی به طرز قابل توجهی کاهش می‌یابد. در [۳]، با اتخاذ فرکانس نمونه‌برداری برابر ۸۰ کیلوهرتز، تخمین محل تنها پنج مورد اتصالی قطب به زمین با مقاومت صفر با متوسط خطای تخمینی برابر ۰.۷۵٪ همراه بوده است، که در مقایسه با نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی در خصوص ۶۰۰ مورد اتصالی در ۲۵ مکان متفاوت و با ۶ مقاومت خطا و ۴ جریان پیش از خطای مختلف، دقت کمتری داشته است. در روش مکان‌یابی خطای پیشنهادی تنها از نمونه‌های

Systems, Vol. PAS-104, No. 12, pp. 3531–3537, Dec. 1985.

- [2] M. B. Dewe, S. Sankar, and J. Arrillaga, "The application of satellite time references to HVDC fault location," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 8, No. 3, pp. 1295–1302, Jul. 1993.
- [3] A. Swetha, P. K. Murthy, N. Sujatha, and Y. Kiran, "A novel technique for the location of fault on a HVDC transmission line," *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 6, No. 11, pp. 62–67, Nov. 2011.
- [4] Y. -J. Kwon, S. -H. Kang, D. -G Lee, and H. -K. Kim, "Fault location algorithm based on cross correlation method for HVDC cable lines," *IET 9th International Conference on Developments in Power System Protection (DPSP)*, pp. 360–364, Mar. 2008.
- [5] C. Ping, X. Bingyin, L. Jing, and G. Yaozhong, "Modern travelling wave based fault location techniques for HVDC transmission lines," *Transactions of Tianjin University*, Vol. 14, No. 2, pp. 139–143, Apr. 2008.
- [6] O. M. K. K. Nanayakkara, A. D. Rajapakse, and R. Wachal, "Location of DC line faults in conventional HVDC systems with segments of cables and overhead lines using terminal measurements," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 27, No. 1, pp. 279–288, Jan. 2012.
- [7] O. M. K. K. Nanayakkara, A. D. Rajapakse, and R. Wachal, "Traveling-wave-based line fault location in star-connected multiterminal HVDC systems," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 27, No. 4, pp. 2286–2294, Oct. 2012.
- [8] J. Suonan, S. Gao, G. Song, Z. Jiao, and X. Kang, "A novel fault-location method for HVDC transmission lines," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 25, No. 2, pp. 1203–1209, Apr. 2010.
- [9] "PSCAD/EMTDC User's Guide," Manitoba HVDC Research Ctr., Winnipeg, MB, Canada, 2005.
- [10] M. Szechtman, et al. (WG 14.02), "The CIGRE HVDC benchmark model—a new proposal with revised parameters," *Electra*, No. 157, pp. 61–65, Dec. 1994.
- [11] M. Hudson Beale, M. T. Hagan, H. B. Demuth, "Neural network toolbox user's guide," *Matlab R2012b documentation*, MathWorks Inc., 2012.
- [12] S. Haykin, *Neural Networks-A Comprehensive Foundation*, 2nd edn., Prentice Hall, 1999, pp. 256–308.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، حل مسأله مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا (HVDC) از منظر استراتژی‌های یادگیری ماشین مد نظر قرار گرفت. در روش پیشنهادی، الگوهای مورد استفاده برای مکان‌یابی خطا، با استفاده از نمونه‌های سیگنال ولتاژ پس از خطای اندازه‌گیری شده در یک ترمینال تولید می‌شوند. در این روش، با توجه به بُعد بالای بردارهای ویژگی، استفاده از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) و الگوریتم جنگل تصادفی (RF) برای تخمین محل خطا پیشنهاد شد. نتایج آزمایش‌هایی که بر روی سیستم HVDC دو قطبی نمونه انجام شد، نشان دهنده دقت و کارایی مناسب روش پیشنهادی هستند. در نتیجه، ارزیابی و مقایسه دقت دو تخمین‌گر GRNN و RF بر روی سیستم نمونه، مشاهده شد که تخمین‌گر GRNN برای استفاده در شیوه پیشنهادی مناسبتر است. در این مقاله، تاثیر انتخاب طول پنجره زمانی مورد استفاده برای استخراج ویژگی‌ها و همچنین، اهمیت پیش‌پردازش کسر میانگین نمونه‌ها نیز بررسی شد. شایان ذکر است، الگوریتم پیشنهادی راه حل مناسبی برای حل مسأله مکان‌یابی خطا در خطوط HVDC ارائه می‌دهد و بدیهی است که این راه حل، بهترین روش ممکن نبوده، امکان بهبود آن با یافتن ویژگی‌های کارآمدتر و با به‌کارگیری ابزارهای یادگیری مناسبتر وجود خواهد داشت. مطالعه در راستای یافتن ویژگی‌های بهتر که ضمن ارتباط معنی‌دار با مکان وقوع خطا، کمترین حساسیت را نسبت به پارامترهای تاثیرگذار در مکان‌یابی، همچون مقاومت خطا و جریان پیش از خطا داشته باشند، می‌تواند به ارائه روش‌های کارآمدتر و دقیق‌تری منجر گردد. انتخاب الگوریتم یادگیری کارآمد و متناسب با ویژگی‌های مورد استفاده نیز در این راستا دارای اهمیت خواهد بود.

مراجع :

- [1] M. Ando, E. O. Schweitzer, and R. A. Baker, "Development and field-data evaluation of single-end fault locator for two-terminal HVDC transmission lines-part 2: algorithm and evaluation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and*

مکان‌یابی خطای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم ولتاژ بالا

- [13] W. Y. Loh, "Classification and regression trees," Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 1, No. 1, pp. 14-23, Jan./Feb. 2011.
- [14] E. Tuv, "Ensemble learning," in Guyon, I., Gunn, S., Nikravesh, M., and Zadeh, L.A. (Eds.): Feature Extraction: Foundations and Applications, Springer-Verlag, pp. 187-204, 2006.
- [15] L. Breiman, "Random forests," Machine Learning, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32, 2001.
- [16] S. Ekici, S. Yildirim, and M. Poyraz, "Energy and entropy-based feature extraction for locating fault on transmission lines by using neural network and wavelet packet decomposition," Expert Systems with Applications, Vol. 34, No. 4, pp. 2937-2944, May 2008.
- [17] "The lower churchill project DC1010-voltage and conductor optimization," Newfoundland and Labrador Hydro-Lower Churchill Project, Exhibit CE-01 Rev.1 (Public), Apr. 2008 [Online]. Available: [http://www.pub.nf.ca/applications/musktratfals2011/files/exhibits/abridged/CE-01\(R1\)-Public.pdf](http://www.pub.nf.ca/applications/musktratfals2011/files/exhibits/abridged/CE-01(R1)-Public.pdf).
- [18] M. M. Saha, J. Izykowski, and E. Rosolowski, Power Systems-Fault Location on Power Networks, London: Springer-Verlag, 1st ed., 2010.

زیرنویس

-
- ¹ High Voltage Direct Current
² Global Positioning System
³ Generalized Regression Neural Network
⁴ Random Forest
⁵ Bipolar
⁶ Monopolar
⁷ Radial Basis Function Neural Network
⁸ Radial Basis Layer
⁹ Decision Tree
¹⁰ Impurity
¹¹ Overfitting
¹² Ensemble of Decision Trees
¹³ Out-of-Bag
¹⁴ Smoothing Reactor
¹⁵ Multilayer Perceptron Neural Networks
¹⁶ Short Circuit Ratio
¹⁷ Rectifier
¹⁸ 10-fold Cross Validation