

مدلی هوشمند بر پایه تحلیل فضای فاز برای دسته‌بندی خطا در خطوط انتقال تک‌مداره

داریوش فرهادی^۱، مصطفی سرلک^{۲*}

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۰۶	
پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۷/۱۷	
واژگان کلیدی:	
خطوط انتقال تک‌مداره،	از جمله ملاحظات مهم در حفاظت مدرن خطوط انتقال، سرعت و دقت در دسته‌بندی نوع خطاست که تأثیر زیادی بر مدت زمان پاک شدن خطا و دقت تشخیص خطا توسط رله دیستانس دارد. هدف از این مطالعه، استفاده از تحلیل فضای فاز و الگوریتم یادگیری درخت‌تصمیم برای دسته‌بندی نوع خطا در خطوط انتقال تک‌مداره بوده است. بر این اساس، الگوریتمی طراحی شده است که در آن، ابتدا سیگنال‌های جریان و ولتاژ سه‌فاز در یک سمت خط انتقال، اندازه‌گیری و نمونه‌برداری می‌شوند. سپس بعد از تحلیل فضای فاز نمونه‌های جریان و ولتاژ، بردار ویژگی‌های آماری خروجی تحلیل مذکور محاسبه می‌گردد. در پایان، بردار ویژگی به مدل هوشمند از قبل آموزش داده شده، برای تعیین نوع خطای رخ داده اعمال می‌شود. الگوریتم پیشنهادی بر روی شبکه نمونه و در شرایط مختلف وقوع خطا شامل مقادیر مختلف مقاومت خطا، لحظه وقوع خطا، میزان توان انتقالی بر روی خط انتقال و مکان وقوع خطا، بررسی و آزمایش شده است. نتایج نشان می‌دهند که مدل هوشمند پیشنهادی می‌تواند نوع خطا را با طول پنجره داده پس از وقوع خطای کمتر از ۲ میلی‌ثانیه و دقت ۱۰۰ درصد تعیین کند.
حفاظت خط انتقال،	
دسته‌بندی خطا،	
مدل هوشمند،	
تحلیل فضای فاز،	
درخت‌تصمیم‌گیری.	

۱- مقدمه

گردد [۱-۲]. به دلیل اهمیت موضوع دسته‌بندی نوع خطا در خطوط انتقال، حجم گسترده‌ای از تحقیقات انجام گرفته است. در [۳]، محققان بر پایه تبدیل کلارک، شاخصی ارائه کرده‌اند که مقدار آن برای انواع مختلف خطا، متفاوت است، اگرچه طرح پیشنهادی بر پایه دریافت هم‌زمان اطلاعات جریان و ولتاژ در دو طرف خط انتقال است. در [۴-۸]، طرح‌هایی هوشمند مبتنی بر اعمال مستقیم نمونه‌های جریان و ولتاژ سه‌فاز به شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد شده است. در [۹] الگوریتمی مبتنی بر اعمال اندازه فازورهای جریان و ولتاژ سه‌فاز به همراه اندازه فازور جریان مؤلفه توالی صفر به شبکه عصبی ارائه گردیده است، اگرچه الگوریتم مذکور نیازمند یک سیکل داده برای تصمیم‌گیری است.

خطوط انتقال، یکی از ارکان اساسی سیستم قدرت هستند و مانند همه تجهیزات دیگر سیستم قدرت، در معرض انواع خطاها قرار دارند. رله‌های دیستانس، مهم‌ترین ادوات برای حفاظت چنین تجهیزاتی هستند که به‌طور کلی در قالب دو دسته رله‌های دیستانس ساده و رله‌های دیستانس مجهز به مازول دسته‌بندی‌کننده نوع خطا، تولید و استفاده می‌شوند. سرعت و دقت مازول دسته‌بندی نوع خطا در رله‌های دیستانس دسته دوم، نقش کلیدی در موفقیت رله دیستانس دارد و کند بودن آن سبب می‌شود مدت زمان پاک شدن خطا طولانی شود و عدم تشخیص صحیح نوع خطا توسط آن ممکن است منجر به عدم تشخیص خطا

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: sarlak@jsu.ac.ir

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی جندی شاپور دزفول، ایران

۲. استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی جندی شاپور دزفول، ایران

رغم ارزشمند بودن آن‌ها، میزان موفقیت این روش‌ها در دسته‌بندی نوع خطا متأثر از انتخاب تنظیم (تنظیماتی) است که برای شاخص‌های پیشنهاد شده توسط هریک از این الگوریتم‌ها در نظر گرفته می‌شود. به همین دلیل، در این روش‌ها تلاش شده است بدترین شرایط برای انتخاب تنظیم (تنظیمات) مشخص شوند؛ اما این احتمال وجود دارد که شرایطی بحرانی‌تر باشند که طی تنظیم الگوریتم در نظر گرفته نشده‌اند. در مقابل، چنین مسئله‌ای در روش‌های هوشمند وجود نخواهد داشت. دلیل این امر، قابلیت تعمیم‌دهی این دسته از روش‌ها در مقابله با شرایطی است که امکان دارد در زمان آماده‌سازی روش دسته‌بندی نوع خطا، مدّ نظر قرار نگرفته باشند.

در مرحله استخراج ویژگی در ارتباط با روش‌های هوشمند، خلأ تحقیقاتی وجود دارد. در دسته‌ای از این روش‌ها، بردار ویژگی بر اساس استفاده مستقیم از نمونه‌های جریان و ولتاژ تشکیل شده است. علی‌رغم بار محاسباتی کم به دلیل اعمال مستقیم نمونه‌ها، این روش‌ها با یک مشکل اساسی روبه‌رو هستند و آن عدم استفاده از ویژگی‌های پنهان درون نمونه‌های جریان و ولتاژ است که سبب می‌شود جداپذیری ویژگی‌های (نمونه‌های جریان و ولتاژ) ورودی مدل هوشمند برای رسیدن به تعمیم‌دهی بالای آن کافی نباشد. برای حل این مشکل، در دسته‌ای دیگر از روش‌های هوشمند، سعی شد با استفاده از روش‌های پردازش سیگنال دیجیتال، شامل تبدیل فوریه گسسته، تبدیل موجک و تبدیل S، ویژگی‌های با قابلیت جداپذیری بالا استخراج شود، اگرچه بعضی از این روش‌ها شامل تبدیل موجک و تبدیل S دارای بار محاسباتی زیاد هستند و روش تبدیل فوریه گسسته نیز علی‌رغم برخورداری از بار محاسباتی کم نسبت به روش‌های پردازش سیگنال مذکور، از عدم دقت در تخمین فازور در حضور عواملی چون مؤلفه dc میراشونده رنج می‌برد [۱].

برای پر کردن خلأ تحقیقاتی مورد اشاره، در این مطالعه، روشی بر پایه انتخاب ویژگی در حوزه فضای فاز ارائه شده است. این روش قادر است بدون نیاز به حل رابطه انتگرالی که در روش‌های مرسوم پردازش سیگنال دیجیتال، از قبیل تبدیل فوریه گسسته، تبدیل موجک و تبدیل S وجود دارد، ویژگی‌های شکلی سیگنال را به دقت استخراج کند. بنابراین، این روش از بار محاسباتی کمی برخوردار است. همچنین

محققان در [۱۰-۱۴] از تبدیل موجک گسسته برای تشخیص نوع خطا استفاده کردند. البته ذکر این نکته ضروری است که بار محاسباتی این روش‌ها برای پیاده‌سازی آنلاین قابل توجه است و همچنین مسائلی از قبیل اینکه چه موجک مادری بهینه است، در این دسته از روش‌ها وجود دارد. در [۱۵] روشی هوشمند مبتنی بر بردار ویژگی شامل مؤلفه‌های توالی مثبت، منفی، صفر و اندازه مؤثر سیگنال جریان در هر سه فاز به همراه شبکه عصبی-فازی ارائه شده است. در [۱۶ و ۱۷] استفاده از منطق فازی مدّ نظر قرار گرفته است. ایده استفاده از ویژگی‌هایی مبتنی بر تبدیل فوریه گسسته و درخت تصمیم برای حل مسئله تشخیص نوع خطا در [۱۸ و ۱۹] پیشنهاد شده است. در مقاله [۱۸]، برای کاهش مدت زمان تصمیم‌گیری، از نمونه‌های ولتاژ و جریان قبل از وقوع خطا به همراه نمونه‌های پس از وقوع خطا استفاده شده است. در [۱۹] مدلی هوشمند بر پایه زاویه فاز امپدانس دیفرانسیلی برای تشخیص نوع خطا در خطوط انتقال دومداره جبران شده پیشنهاد گردیده است. در [۲۰] ابتدا ویژگی‌هایی مبتنی بر تبدیل بیضوی دوبعدی سیگنال‌های جریان و ولتاژ ارائه و سپس برای حل مسئله تشخیص نوع خطا، روش یادگیری درخت تصمیم پیشنهاد شده است. در [۲۱ و ۲۲] موضوع دسته‌بندی نوع خطا در حضور ادوات FACTS^۱ مطرح گردیده است. استفاده از مفهوم اندازه توان دیفرانسیلی و استفاده از درخت تصمیم در [۲۳] مد نظر قرار گرفته و الگوریتمی پیشنهاد شده است که قادر به تصمیم‌گیری درخصوص نوع خطا بر مبنای طول پنجره داده کمتر از نیم‌سیکل است. استفاده از امواج سیار جریانی و استخراج ویژگی‌های این امواج سیار با کمک روش مورفولوژی ریاضیاتی در [۲۴] پیشنهاد شده است. از شبکه‌های عصبی مصنوعی احتمالاتی و خودرمنگار [۲۵] و روش طبقه‌بندی کننده بیز مبتنی بر کرنل [۲۶] برای دسته‌بندی نوع خطا استفاده شده است. در [۲۷] بر پایه تبدیل S برای استخراج ویژگی و الگوریتم درخت تصمیم برای یادگیری مدل هوشمند استفاده گردیده است.

روش‌های فوق را می‌توان به دو دسته کلی روش‌های غیرهوشمند و هوشمند تقسیم‌بندی کرد. در ارتباط با روش‌های غیرهوشمند ارائه شده، شایان ذکر است که علی

^۱. Flexible AC Transmission Systems (FACTS)

مدت زمان تصمیم‌گیری در این خصوص، دو کار باید انجام گیرد: ۱. کاهش میزان داده پس از وقوع خطای مورد نیاز برای تصمیم‌گیری؛ ۲. کاهش مدت زمان اجرای الگوریتم دسته‌بندی نوع خطا. در این پژوهش، سعی شده با انتقال داده‌های ولتاژ و جریان با حجم کم (پس از وقوع خطا) دریافتی از ترانسفورماتورهای ولتاژ و جریان به حوزه فاز و استخراج ویژگی‌های با قابلیت تفکیک‌پذیری بالا، مورد اول برای کاهش زمان تصمیم‌گیری انجام گیرد. همچنین برای کاهش مدت زمان موردنیاز برای اجرای الگوریتم، از روش تحلیل فضای فاز و روش هوشمند درخت تصمیم که الگوریتمی سریع است، استفاده شده است. در ادامه این زیربخش به موضوع فضای فاز پرداخته می‌شود.

۲-۱- فضای فاز

هر سیستم دینامیکی را می‌توان با معادلات حالت که بر مبنای متغیرهای حالت نوشته می‌شوند، بیان کرد. تمام حالت‌های ممکن سیستم دینامیکی در فضای حالت ارائه می‌شوند و هر حالت ممکن، متناظر با یک نقطه منحصر به فرد است. با این حال در عمل، اندازه‌گیری تمام متغیرهای یک سیستم دینامیکی تقریباً غیرممکن است. مبتنی بر تئوری جاسازی^۱ [۲۸] می‌توان با در اختیار داشتن داده‌های اندازه‌گیری زمانی پارامتری از یک سیستم دینامیکی، شکل فضای فاز آن را بازسازی کرد. یکی از روش‌های مرسوم برای بازسازی فضای فاز (حالت) سیستم‌های دینامیکی مبتنی بر اندازه‌گیری‌های زمانی، روش تأخیری است [۲۹]. مبتنی بر تئوری جاسازی، اگر پارامترهای روش تأخیری مناسب و کافی انتخاب شوند، این روش قادر خواهد بود تخمین قابل قبولی از فضای فاز سیستم دینامیکی داشته باشد. در صورت وجود یک سیستم دینامیکی با ابعاد d که می‌تواند مبتنی بر d معادله دیفرانسیل مرتبه اول (یک بعدی) بیان شود، سری زمانی پارامتر اندازه‌گیری‌شده در فاصله زمانی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد [۲۹]:

$$\begin{aligned} h: R^d &\rightarrow R \\ x_n &= h[s(n\Delta T)] \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن، x_n مقدار لحظه‌ای پارامتر اندازه‌گیری، h تابع اندازه‌گیری، s بردار d بعدی حالت سیستم، d بعد سیستم دینامیکی و R^d فضای حقیقی d -بعدی است.

به دلیل ارائه ویژگی‌های پنهان درون نمونه‌های جریان و ولتاژ، بردار ویژگی مبتنی بر آن دارای قابلیت جداپذیری بیشتری نسبت به بردار ویژگی تشکیل‌شده بر مبنای استفاده مستقیم از نمونه‌های مذکور است. نکته قابل ذکر دیگر اینکه نتایج به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر شبکه نمونه، حاکی از سرعت و دقت مناسب مدل و در عین حال، نیاز کمتر آن به حجم اطلاعات پس از وقوع خطا نسبت به سایر روش‌های ارائه‌شده تاکنون دارد. به‌طور مشخص، مهم‌ترین نوآوری‌های این مقاله عبارت است از:

- ارائه روشی مبتنی بر تحلیل فضای فاز برای استخراج ویژگی‌های پنهان با توانایی جداپذیری بهتر نسبت به داده‌های خام بدون پردازش برای تزریق به الگوریتم هوشمند (در این مقاله درخت تصمیم) که برخلاف روش‌های تحلیل مرسوم مبتنی بر تبدیل فوری و تبدیل موجک، نیازمند حل هیچ رابطه انتگرالی نیست و از این نظر، از حجم محاسبات کمی برخوردار است.

- روش پیشنهادی بر روی خط انتقال تک‌مداره پیاده‌سازی و ارزیابی شد که نتایج، حاکی از سرعت بالا و کاهش چشمگیر حجم اطلاعات موردنیاز پس از وقوع خطا و دقت قابل قبول آن است.

ساختار مقاله بدین صورت می‌باشد: در بخش دوم تئوری حل مسئله مطرح شده، سپس الگوریتم پیشنهادی در بخش سوم توضیح داده می‌شود. پس از آن، سیستم نمونه و نحوه شبیه‌سازی آن همراه با شیوه تولید داده و آموزش مدل هوشمند در بخش چهارم مورد بحث قرار می‌گیرد. در بخش پنجم، نتایج، مورد بحث و بررسی واقع می‌شود. در بخش ششم، ارزیابی مقایسه‌ای مدل هوشمند پیشنهادی بیان گردیده است. در بخش‌های هفتم و هشتم به ترتیب عملکرد آن برای خطوط دومداره و قابلیت تعمیم روش پیشنهادی برای تشخیص شرایط غیر خطای گذرا آورده شده است. در انتها و در بخش نهم، نتیجه‌گیری کلی بیان می‌گردد.

۲- تئوری حل مسئله

در صورتی که خروجی الگوریتم دسته‌بندی نوع خطا در خطوط انتقال برای هدف تشخیص خطا در رله‌های دیستانس به کار گرفته شود، لازم است پروسه تعیین نوع خطا در مدت زمان بسیار کمی صورت پذیرد. برای کاهش

¹. Embedding Theorem

به کار گرفته می‌شود. به‌طور مشخص، چنین شاخصی برای دو متغیر تصادفی، مبین میزان اطلاعات مشترک بین دو سری زمانی مبتنی بر دو متغیر تصادفی است. به بیان ساده‌تر، کمیت میانگین اطلاعات متقابل، میزان وابستگی بین دو متغیر تصادفی را به دست می‌دهد. حال در ارتباط با بازسازی فضای فاز، این دو متغیر تصادفی اندازه x_n و $x_{n+\tau}$ است. از این رو زمان تأخیری، بهینه است که دو متغیر، حداقل اطلاعات مشترک راداشته باشند. بدیهی است برای هر سیستم، زمان تأخیر مناسب، متفاوت است و باید تعیین آن برای هر سیستم به صورت جداگانه به دست آید. شاخص میانگین اطلاعات متقابل، به صورت ریاضی برای دو مجموعه A و B شامل مجموعه‌ای از داده‌ها، با رابطه زیر تعریف می‌شود [۲۹]:

$$I_{AB} = \sum_{a_i, b_j} P_{AB}(a_i, b_j) \log_2 \left[\frac{P_{AB}(a_i, b_j)}{P_A(a_i) \cdot P_B(b_j)} \right] \quad (۳)$$

که در آن، I_{AB} میانگین اطلاعات متقابل بین دو مجموعه A و B ، $P_A(a_i)$ احتمال رخداد a_i در مجموعه A ، $P_B(b_j)$ احتمال رخداد b_j در مجموعه B و $P_{AB}(a_i, b_j)$ مرتبط با احتمال رخداد هم‌زمان a_i در مجموعه A و b_j در مجموعه B است.

به‌عنوان نمونه، هنگامی که المان‌های مجموعه A سری زمانی از ولتاژهای اندازه‌گیری شده $[v(t_1), v(t_2), \dots, v(t_i)]$ باشند و المان‌های مجموعه B سری زمانی از ولتاژهای اندازه‌گیری شده با تأخیر τ ، $[v(t_1 + \tau), v(t_2 + \tau), \dots, v(t_i + \tau)]$ رابطه (۳) برای محاسبه میانگین اطلاعات متقابل در هر دو مجموعه ولتاژهای اندازه‌گیری شده، به صورت زیر نوشته می‌شود [۲۹]:

$$I(\tau) = \sum_{v(t_i), v(t_i + \tau)} P[v(t_i), v(t_i + \tau)] \times \log_2 \left[\frac{P[v(t_i), v(t_i + \tau)]}{P[v(t_i)] \cdot P[v(t_i + \tau)]} \right] \quad (۴)$$

کمترین مقدار میانگین اطلاعات متقابل $I(\tau)$ نشان‌دهنده بهترین تأخیر زمانی τ در سیگنال ولتاژ مورد بررسی است. نحوه محاسبه احتمالات $P[v(t_i)]$ و $P[v(t_i + \tau)]$ و $P[v(t_i), v(t_i + \tau)]$ در رابطه (۴) مبتنی بر هیستوگرام بوده است، به این صورت که ابتدا مجموعه‌های A و B با

همچنین ΔT فاصله زمانی بین نمونه‌ها و n شماره نمونه‌هاست. با استفاده از روش جاسازی تأخیری زمانی به صورت زیر، می‌توان فضای فاز را بازسازی کرد [۲۹]:

$$x_n \rightarrow y_n \quad (۲)$$

$$y_n = [x_{n+(m-1)\tau}, x_{n+(m-2)\tau}, \dots, x_n]$$

که در آن، x_n مقدار لحظه‌ای پارامتر اندازه‌گیری شده، y_n بردار نگاشت متناظر با مقدار لحظه‌ای x_n در فضای فاز، τ تأخیر زمانی برای بازسازی فضای فاز، m بعد جاسازی (بعد فضای فاز بازسازی شده) و n برابر با شماره نمونه است. در صورتی که مقدار تأخیر زمانی τ و بعد جاسازی m در رابطه (۲)، مناسب انتخاب شوند، فضای فاز بازسازی شده، تخمین قابل قبولی از فضای حالت حقیقی سیستم دینامیکی به دست خواهد داد. بنابراین، انتخاب مقادیر دو پارامتر کلیدی τ و m از اهمیت زیادی برخوردار است. برای انتخاب این پارامترها، روش‌های مختلفی ارائه شده که از جمله مرسوم‌ترین آن‌ها، روش محاسبه میانگین اطلاعات متقابل^۱ [۲۹] برای انتخاب τ و روش نزدیک‌ترین همسایگی کاذب [۳۰] برای انتخاب m است که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

۲-۱-۱- انتخاب بهینه تأخیر زمانی

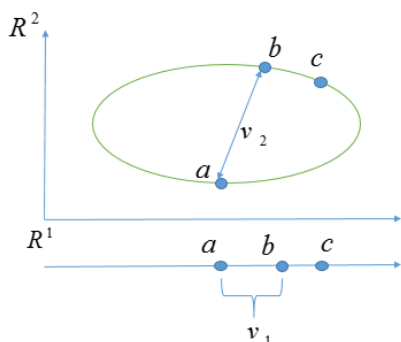
درخصوص پارامتر τ ، در صورتی که مقداری کوچک برای آن در نظر گرفته شود، طبق رابطه (۲)، نمونه‌های متوالی مشاهده شده در رابطه مذکور بسیار به یکدیگر شباهت خواهند داشت که این امر سبب می‌شود المان‌های y_n متناظر با مقادیر لحظه‌ای x_n در فضای جدید بسیار به یکدیگر وابسته بوده، تغییرات آن‌ها نسبت به یکدیگر عملاً رفتاری قطری داشته باشد. به عبارت دیگر، تخمین قابل قبولی از فضای حالت سیستم دینامیکی به دست نخواهد آمد. در مقابل، اگر مقدار تأخیر زمانی خیلی بزرگ انتخاب شود، المان‌های y_n متناظر با مقادیر لحظه‌ای x_n در فضای جدید، کاملاً از یکدیگر مستقل بوده، تغییرات آن‌ها نسبت به یکدیگر عملاً رفتاری به فرم توزیع شده خواهد داشت. به بیان دیگر، در چنین شرایطی، تفسیر قابل معنایی از فضای حالت دینامیکی سیستم به دست نخواهد آمد. همان‌طور که اشاره شد، برای محاسبه تأخیر زمانی بهینه، روش‌های مختلفی وجود دارند؛ از جمله مرسوم‌ترین این روش‌ها، استفاده از شاخص میانگین اطلاعات متقابل است. در علم آمار و احتمالات، این شاخص برای سنجش میزان وابستگی

^۱. Average Mutual Information (AMI)

میانگین برای همه موارد خطا مشاهده گردید. از این رو، در الگوریتم پیشنهادی، مقدار ۵ میلی ثانیه مورد استفاده قرار گرفت.

۲-۱-۲- انتخاب بهینه بعد جاسازی

به منظور آنالیز سیستم‌های دینامیکی در فضای فاز، مقادیر مختلفی برای اندازه بعد جاسازی m وجود دارد که انتخاب مقدار دقیق m از بین انبوه مقادیر موجود در نمایش بهتر حالت سیستم در فضایی با ابعاد بالاتر ضرورت دارد. روش‌های بسیاری برای تعیین بعد بهینه جاسازی پیشنهاد شده که مرسوم‌ترین آن‌ها روش نزدیک‌ترین همسایگی کاذب است [۳۰]. به عنوان مثال، با توجه به شکل (۲) می‌توان دریافت که در فضای R^1 ، b نزدیک‌ترین همسایگی به a با فاصله v_1 است. با افزایش بعد در فضای R^2 ، فاصله b از a برابر با v_2 می‌شود. با توجه به فواصل v_1 و v_2 ، b همسایه a محسوب نمی‌شود؛ زیرا $v_1 < v_2$ است. بنابراین در فضای تک‌بعدی، b همسایه a شده است، نه به خاطر دینامیک حاکم بر سیستم، بلکه به دلیل تصویرسازی سیگنال در فضایی با بعد ناکافی. بنابراین b همسایه واقعی a نیست، بلکه همسایه کاذب آن محسوب می‌شود. در این صورت برای یک نقطه، همسایه‌ای واقعی محسوب می‌شود که با افزایش بعد، فاصله بین آن‌ها تفاوت چشمگیری نداشته باشد.



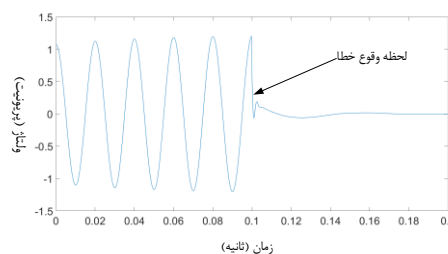
شکل ۲: نمایش یک سیستم دینامیکی در دو فضای R^1 و R^2 اگر بردارهای S_i و S_j در بعد m با هم همسایه باشند، مربع فاصله اقلیدسی بین آن‌ها از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۳۰]:

$$R_m^2 = \sum_{k=1}^m [S_i(k) - S_j(k)]^2 \quad (5)$$

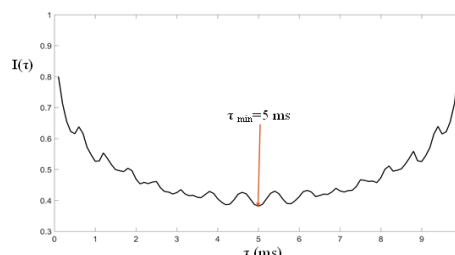
که R_m^2 مربع فاصله اقلیدسی بین بردارهای S_i و S_j با بعد m است. در صورت افزایش بعد از m به $m+1$ ، مربع فاصله اقلیدسی برابر با رابطه (۶) خواهد بود [۳۰]:

توجه به حداکثر و حداقل مقدار مجموعه‌های مذکور به N قسمت گسسته تقسیم می‌شوند. پارامتر N هرچه بزرگ‌تر باشد، میزان احتمال محاسبه‌شده دقیق‌تر است. در این مقاله، در مقادیر احتمالات محاسبه‌شده برای $N > 16$ تفاوت چشمگیری مشاهده نشد؛ از این رو، این پارامتر برابر با ۱۶ در نظر گرفته شده است. سپس، میزان احتمال هر یک از المان‌های مجموعه A و B (به ترتیب $P[v(t_i)]$ و $P[v(t_i + \tau)]$) با توجه به شمارش تعداد دفعات رخداد هر یک در محدوده این تقسیم‌بندی محاسبه می‌شود. همچنین محاسبه احتمال $P[v(t_i), v(t_i + \tau)]$ مبتنی بر شمارش تعداد دفعات رخداد هم‌زمان $v(t_i)$ و $v(t_i + \tau)$ در یک محدوده یکسان انجام گرفته است.

در این پژوهش، برای محاسبه تأخیر زمانی، مقدار $I(\tau)$ برای همه سیگنال‌های جریان و ولتاژ سه‌فاز در هر سناریو در نظر گرفته شده برای انواع ده‌گانه خطا و برای زمان‌های تأخیر از ۰/۱ میلی ثانیه تا ۱۰ میلی ثانیه (با قدم‌های ۰/۱ میلی ثانیه‌ای) به دست آمد (علت در نظر گرفتن ۱۰ میلی ثانیه، تکرار شدن نتایج برای نیم‌سیکل‌های بعدی است). در شکل (۱) نمونه‌ای از مقدار $I(\tau)$ محاسبه‌شده برای ولتاژ فاز A طی وقوع خطا و با توجه به مقادیر مختلف تأخیر زمانی را نشان می‌دهد.



(الف)

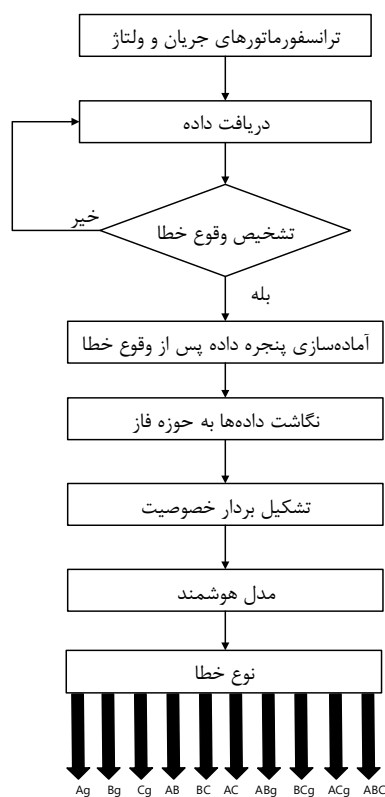


(ب)

شکل ۱: زمان تأخیر بهینه برای ولتاژ خطای تک‌فاز به زمین بر روی فاز A : (الف) شکل موج ولتاژ، (ب) مقدار شاخص میانگین اطلاعات متقابل $I(\tau)$

همان طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، کمترین مقدار $I(\tau)$ برای تأخیر زمانی ۵ میلی ثانیه است. این نتیجه به‌طور

ویژگی در حوزه فضای فاز و استفاده از روش یادگیری درخت تصمیم، برای دسته‌بندی انواع خطا در خطوط انتقال تک‌مداره، الگوریتمی تدوین شده که در شکل (۴) مشاهده می‌شود.



شکل ۴: الگوریتم پیشنهادی دسته‌بندی خطا در خطوط انتقال تک‌مداره

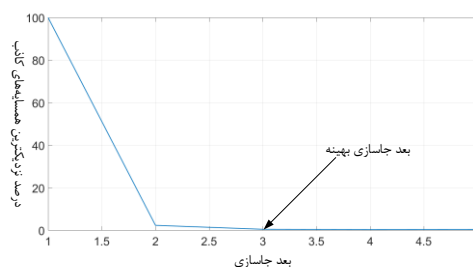
در الگوریتم پیشنهادی برای دسته‌بندی انواع خطا در خطوط انتقال تک‌مداره، ابتدا و به‌طور مستمر، سیگنال‌های جریان و ولتاژ در ابتدای خط انتقال توسط ترانسفورماتورهای جریان و ولتاژ اندازه‌گیری می‌شوند. سپس مبتنی بر یکی از روش‌های موجود بر پایه اطلاعات موج سیار برگشتی در محل رله حفاظتی [۳۱]، وقوع خطا بر روی خط انتقال بررسی می‌شود. در صورت تشخیص وقوع خطا، داده‌های ولتاژ و جریان نمونه‌برداری شده پس از وقوع خطا، به فضای فاز نگاشت داده می‌شوند. پس از آن، بر اساس داده‌های نگاشت داده‌شده در فضای فاز، خصوصیات جهت اعمال به مدل هوشمند که مبتنی بر الگوریتم یادگیری درخت تصمیم از قبل آموزش داده شده است، محاسبه می‌شوند. در پایان، بر اساس خروجی مدل هوشمند، نوع خطای رخ داده مبتنی بر یکی از ۱۰ خطای مشاهده‌شده در شکل (۴) تعیین می‌گردد. در ادامه، به جزئیات در نظر گرفته شده در هر قدم پرداخته شده است:

$$R_{m+1}^2 = R_m^2 + [S_i(m+1) - S_j(m+1)]^2 \quad (۶)$$

که R_{m+1}^2 مربع فاصله اقلیدسی بین بردارهای S_i و S_j با بعد $m+1$ است. بنابراین معیار همسایگی کاذب می‌تواند به صورت زیر بیان شود [۳۰]:

$$\frac{R_{m+1}^2}{R_m^2} > R_t \quad (۷)$$

که در آن، R_t مقدار آستانه مذکور است که مرز بین انتخاب صحیح مقدار بعد جاسازی را از ناصحیح مشخص می‌کند. مقدار توصیه شده برای مقدار آستانه توسط [۳۰]، مقدار ۱۵ است. با این نحوه تشخیص همسایه‌های کاذب، وضعیت همسایه‌ها برای هر یک از بردارهای تأخیر به‌زای بعدهای متوالی بررسی می‌شود تا اینکه تعداد همسایه‌های کاذب، به حدود صفر برسد. در این مقاله، روابط (۵) تا (۷) بر روی داده‌های دریافتی ولتاژ و جریان طی انواع خطای شبیه‌سازی شده بر روی شبکه مورد مطالعه، پیاده‌سازی گردید. در شکل ۳ نمونه‌ای از درصد تعداد همسایه‌های کاذب محاسبه‌شده برای شکل موج ولتاژ طی وقوع خطای تک‌فاز که در شکل (۱-الف) نشان داده شده، آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اولین بعد جاسازی که درصد نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب صفر شده، برابر با ۳ است. این نتیجه به‌طور میانگین برای همه موارد خطا مشاهده گردید. از این رو، در الگوریتم پیشنهادی، مقدار بعد جاسازی برابر با ۳ انتخاب شد.



شکل ۳: بعد جاسازی بهینه برای ولتاژ خطای تک‌فاز به زمین بر روی فاز A (نشان داده‌شده در شکل (۱-الف))

۳- الگوریتم دسته‌بندی انواع خطای پیشنهادی

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، موضوع فضای فاز برای اولین بار در این پژوهش و برای استخراج ویژگی در الگوریتم دسته‌بندی نوع خطا در خطوط انتقال، مورد استفاده قرار گرفته است. در واقع، با انتقال سیگنال‌های ولتاژ و جریان به این حوزه، اطلاعات شکل سیگنال‌های مذکور به صورت واضح‌تری نمایان می‌شوند که بر اساس آن می‌توان انواع خطا را دسته‌بندی کرد. در این پژوهش، بر پایه استخراج

قرار گرفت (در ادامه و در زیربخش ۵-۳، درخصوص ارجحیت این صفحه بر صفحه x-y بحث شده است). بر این اساس، برای داده‌های نگاشت داده‌شده جریان و ولتاژ در فضای فاز به ترتیب متغیرهای ψ_i و ψ_v مطابق با رابطه‌های (۱۰) و (۱۱) آماده می‌شوند:

$$\begin{bmatrix} \psi_j^K \\ \vdots \\ \psi_{j+L}^K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (i_{j-2\tau}^K)^2 + (i_j^K)^2 \\ \vdots \\ (i_{j+L-2\tau}^K)^2 + (i_{j+L}^K)^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$, K = A, B, C$

$$\begin{bmatrix} \psi_v_j^K \\ \vdots \\ \psi_v_{j+L}^K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (v_{j-2\tau}^K)^2 + (v_j^K)^2 \\ \vdots \\ (v_{j+L-2\tau}^K)^2 + (v_{j+L}^K)^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$, K = A, B, C$

که در این روابط، τ مدت زمان تأخیر و L برابر با طول پنجره داده پس از وقوع خطا است. همچنین ψ_j و ψ_v به ترتیب عبارت‌اند از مجموعه مربع ضرایب بعد X و Z نمونه اندازه‌گیری شده در فضای فاز. در ادامه، مبتنی بر روابط (۱۲) تا (۱۵)، ۱۲ خصوصیت برای سه جریان سه‌فاز و همچنین بر اساس روابط (۱۶) تا (۱۹)، ۱۲ خصوصیت برای سه ولتاژ سه‌فاز محاسبه می‌گردد. بر این مبنای مجموعاً ۲۴ خصوصیت برای تزریق به‌عنوان بردار خصوصیت به مدل هوشمند برای تعیین نوع خطا آماده می‌شوند.

$$FI_1^K = std\{\psi_j^K, \dots, \psi_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (12)$$

$$FI_2^K = \min\{\psi_j^K, \dots, \psi_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (13)$$

$$FI_3^K = \max\{\psi_j^K, \dots, \psi_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (14)$$

$$FI_4^K = \text{med}\{\psi_j^K, \dots, \psi_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (15)$$

$$FV_1^K = std\{\psi_v_j^K, \dots, \psi_v_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (16)$$

$$FV_2^K = \min\{\psi_v_j^K, \dots, \psi_v_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (17)$$

$$FV_3^K = \max\{\psi_v_j^K, \dots, \psi_v_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (18)$$

$$FV_4^K = \text{med}\{\psi_v_j^K, \dots, \psi_v_{j+L}^K\}, K = A, B, C \quad (19)$$

که در این روابط، std ، \min ، \max و med به ترتیب توابع انحراف معیار، مینیمم، ماکزیمم و میانه هستند. همچنین، FI_1^K تا FI_4^K ویژگی‌های مرتبط با نمونه‌های جریان و FV_1^K تا FV_4^K ویژگی‌های مرتبط با نمونه‌های ولتاژ هستند.

قدم ۴، تصمیم‌گیری نوع خطا: پس از آماده شدن بردار

قدم ۱، دریافت داده: در این قدم، سیگنال‌های دریافتی از خروجی ترانسفورماتورهای ولتاژ و جریان با فرکانس نمونه‌برداری ۱۰ کیلوهرتز نمونه‌برداری می‌شوند.

قدم ۲، تشخیص وقوع خطا: در این مقاله، با فرض استفاده از یکی از روش‌های موجود بر پایه اطلاعات موج سیار برگشتی در محل رله حفاظتی، از جمله روش ارائه‌شده در [۳۱]، وقوع خطا بر روی خط انتقال بررسی می‌شود.

قدم ۳، تحلیل فضای فاز و محاسبه خصوصیات: در صورت تشخیص خطا در قدم ۲، ابتدا پنجره‌ای داده از نمونه‌های سیگنال‌های جریان و ولتاژ سه‌فاز پس از لحظه وقوع خطا در نظر گرفته می‌شود. در این پژوهش، طول این پنجره داده برابر با ۱۸ انتخاب شده است. سپس به‌منظور نگاشت نمونه‌های جریان و ولتاژ در پنجره داده پس از وقوع خطا به فضای فاز، روش تأخیری بخش (۲-۱) مد نظر قرار می‌گیرد. در الگوریتم پیشنهادی، متغیرهای روش تأخیری، شامل مدت زمان تأخیر و بعد بهینه جاسازی به ترتیب مبتنی بر نتایج حاصل از اعمال روش‌های ذکرشده در زیربخش‌های (۲-۱-۱) و (۲-۱-۲) بر داده‌های شبیه‌سازی به‌صورت آفلاین، برابر با ۵ میلی‌ثانیه و ۳ در نظر گرفته شده‌اند. مبتنی بر نگاشت سه جریان و ولتاژ مربوط به فازهای A ، B و C به فضای فاز سه‌بعدی با محورهای متعامد x ، y و z ، هر یک از این ۶ متغیر به‌صورت دو رابطه (۸) و (۹) به ترتیب برای سیگنال‌های جریان و سیگنال‌های ولتاژ، قابل بیان خواهد بود:

$$\begin{bmatrix} i_j^K \\ \vdots \\ i_{j+L}^K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{j-2\tau}^K & i_{j-\tau}^K & i_j^K \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ i_{j+L-2\tau}^K & i_{j+L-\tau}^K & i_{j+L}^K \end{bmatrix} \quad (8)$$

$= [\alpha_x^K \quad \alpha_y^K \quad \alpha_z^K], K = A, B, C$

$$\begin{bmatrix} v_j^K \\ \vdots \\ v_{j+L}^K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{j-2\tau}^K & v_{j-\tau}^K & v_j^K \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{j+L-2\tau}^K & v_{j+L-\tau}^K & v_{j+L}^K \end{bmatrix} \quad (9)$$

$= [v_x^K \quad v_y^K \quad v_z^K], K = A, B, C$

که در این روابط، τ مدت زمان تأخیر و L برابر با طول پنجره داده پس از وقوع خطا است. همچنین i_j و v_j به ترتیب ژامین نمونه‌های جریان و ولتاژ و ستون‌های $[\alpha_x^K \quad \alpha_y^K \quad \alpha_z^K]$ و $[v_x^K \quad v_y^K \quad v_z^K]$ به ترتیب بیانگر مقادیر محورهای متعامد در فضای فاز برای سری‌های زمانی مربوط به سیگنال جریان و ولتاژ هستند. در این پژوهش، برای دسته‌بندی انواع خطا، صفحه $x-z$ در فضای فاز برای هر یک از متغیرهای شش‌گانه ولتاژ و جریان سه‌فاز مد نظر

برای مدل‌سازی خط انتقال، از مدل دقیق با پارامترهای توزیع‌شده در نرم‌افزار PSCAD استفاده شده است. همچنین برای شبیه‌سازی شبکه‌های متصل به دو طرف خط انتقال، از منابع ثابت همراه با امیدانس‌های تونن شبکه‌های توالی مثبت، منفی و صفر استفاده گردیده است. شایان ذکر است کلیه شبیه‌سازی‌ها در نرم‌افزار PSCAD با گام زمانی برابر با یک میکروثانیه انجام گرفته است. علاوه بر این، در این پژوهش، فرکانس نمونه‌برداری برابر با ۱۰ کیلوهرتز انتخاب شده است. ذکر این نکته ضرورت دارد که الگوریتم پیشنهادی بر روی خط انتقال ۱-۲ پیاده‌سازی شده است. همچنین همان طور که در شکل (۵) ملاحظه می‌گردد، محل دریافت داده در ابتدای خط مذکور و در سمت باس ۱ است.

۴-۲- تولید داده

در این مقاله، برای تولید داده از خط انتقال، طبق جدول ۱ مقادیر مختلف برای مقاومت خطا، زاویه انتقال توان، لحظه وقوع خطا، محل وقوع خطا برای هر یک از انواع خطا در نظر گرفته شده‌اند.

جدول ۱: پارامترهای سیستم خط انتقال برای تولید مجموعه داده

پارامترها	مقادیر
مقاومت خطا (اهم)	۰/۱، ۲۵، ۵۰
اختلاف زاویه انتقال توان بین دو باس دو سر خط ۱-۲ (درجه)	-۱۰، -۲۰، ۲۰، ۱۰
زمان وقوع خطا (ثانیه)	۰/۲۱۶، ۰/۲۱۲، ۰/۲۰۸، ۰/۲۰۴، ۰/۲
مکان وقوع خطا	٪۵۰، ٪۶۰، ٪۷۰، ٪۸۰، ٪۹۰، ٪۰، ٪۱۰، ٪۲۰، ٪۳۰، ٪۴۰
نوع خطا	Ag, Bg, Cg, AB, AC, BC, ABg, ACg, BCg, ABC

بنابراین، تعداد کل سناریوهای وقوع خطا مطابق جدول ۱ برابر با ۶۰۰۰ است. با شبیه‌سازی سیستم نمونه، با توجه به هر سناریو، داده‌های ولتاژ و جریان در هر سه فاز و در محل رله (نشان داده شده در شکل ۵) ذخیره شده است. سپس در هر مورد، ویژگی‌های پیشنهادی این مقاله در روابط (۱۲) تا (۱۹) با در نظر گرفتن پنجره داده پس از لحظه وقوع خطا با طول ۱۸ نمونه، محاسبه شده است. بر این اساس، با احتساب هر سه فاز، ماتریسی با ابعاد ۲۴*۶۰۰۰ (تعداد

خصوصیت با استفاده از روابط (۱۲) تا (۱۹) در قدم سوم، در این قدم با تزریق بردار خصوصیت به مدل هوشمندی که قبلاً به صورت آفلاین و با استفاده از الگوریتم درخت تصمیم تشکیل و آموزش داده شده، نوع خطای تشخیص داده شده به یکی از انواع خطاهای Ag, Bg, Cg, AB, AC, BC, ABg, ACg, BCg در شکل ۴ دسته‌بندی می‌شود. شایان ذکر است نوع الگوریتم درخت تصمیم مورد استفاده در این پژوهش، الگوریتم Random Forest [۳۳-۳۲] است و همه مراحل آموزش و تست مدل هوشمند آموزش داده شده مبتنی بر الگوریتم یادگیری مذکور در نرم‌افزار WEKA [۳۴] انجام گرفته است.

۴- نتایج و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

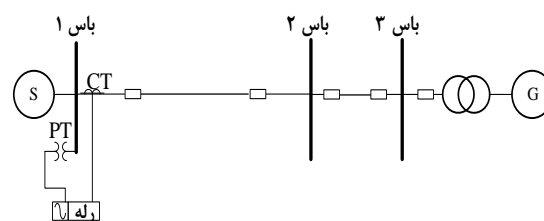
در این مقاله، برای اثبات این فرضیه که سیستم طراحی شده قادر به دسته‌بندی انواع خطاست، سه مرحله مهم صورت گرفته است:

۱. مدل‌سازی سیستم نمونه کمیته حفاظت IEEE برای تست حفاظت خط انتقال [۳۵] در نرم‌افزار PSCAD؛
۲. انتخاب سناریوهای شبیه‌سازی با در نظر گرفتن انواع خطا و مقادیر مختلف برای مقاومت خطا، زاویه انتقال توان، لحظه وقوع خطا، محل وقوع خطا برای هر یک از انواع خطا؛
۳. تشکیل و ارزیابی مدل هوشمند مبتنی بر داده‌های آماده شده.

در ادامه، به هر یک از این سه مرحله به صورت مجزا پرداخته شده است.

۴-۱- مدل‌سازی شبکه قدرت نمونه

در این پژوهش، برای مطالعه و بررسی روش پیشنهادی، از سیستم نمونه [۳۵] که توسط کمیته حفاظت IEEE برای تست حفاظت خط انتقال ارائه گردیده، استفاده شده است. این سیستم دارای سطح ولتاژ ۲۳۰ کیلوولت است و دیاگرام تک‌خطی آن در شکل ۵ نشان داده شده است. همچنین در پیوست، مشخصات المان‌های مختلف این شبکه آمده است.



شکل ۵: سیستم قدرت نمونه [۳۵]

و با کاهش نرخ نمونه برداری پیشنهادی ۱۰ کیلوهرتز به ۵ کیلوهرتز، همچنان دقت الگوریتم در حد قابل قبولی باقی می ماند.

علی رغم دقت قابل قبول (تعداد موارد اشتباه ۴ مورد از ۱۸۰۰ مورد تست) نرخ نمونه برداری ۵ کیلوهرتز، نظر به اینکه دقت الگوریتم دسته بندی نوع خطا در حفاظت خطوط انتقال با رله های دیستانس اهمیت خیلی زیادی دارد، نرخ نمونه برداری بهینه از منظر دسته بندی نوع خطا در خطوط انتقال، در این مقاله برابر با ۱۰ کیلوهرتز پیشنهاد شده است که متضمن دقت ۱۰۰ درصدی بر روی داده هاست.

جدول ۳: تأثیر فرکانس نمونه برداری بر الگوریتم پیشنهادی

تعداد موارد تصمیم گیری اشتباه (از ۱۸۰۰ مورد تست)	طول پنجره داده پس از وقوع خطا (تعداد نمونه)	فرکانس نمونه برداری (kHz)
۴	۹	۵
۰	۱۸	۱۰
۰	۳۶	۲۰

۵-۲- بررسی تأثیر طول پنجره داده

همان طور که قبلاً بدان اشاره شد، از ملاحظات مهم حین طراحی الگوریتم دسته بندی نوع خطا، تعیین طول پنجره داده پس از وقوع خطاست. در این خصوص، به منظور بررسی میزان تأثیر طول پنجره داده پس از وقوع خطا بر دقت الگوریتم پیشنهادی برای دسته بندی نوع خطا در خطوط انتقال تک مداره طبق جدول ۴، علاوه بر پنجره داده ۱۸ نمونه ای، نتایج برای دو پنجره داده با طول های ۱۰ و ۱۵ نمونه، آورده شده است. همان گونه که مشاهده می شود، با افزایش طول پنجره داده از ۱۰ تا ۱۸، تعداد موارد اشتباه تصمیم گیری از ۴ به صفر رسیده است؛ به همین دلیل، در روش پیشنهادی این مقاله، از طول پنجره داده ۱۸ نمونه ای استفاده شده است.

۵-۳- بررسی تأثیر نوع ویژگی انتخابی

پس از انتقال اطلاعات زمانی سیگنال های جریان و ولتاژ به فضای سه بعدی فاز، تصمیم بر اینکه کدام مختصات از میان دو صفحه $X-Y$ و $X-Z$ برای الگوریتم پیشنهادی مناسب تر است، به خروجی الگوریتم پیشنهادی برای هر یک از دو صفحه موکول شد. در جدول ۵، خروجی الگوریتم برای هر

خصوصیات برابر با ۲۴) برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی تشکیل گردید.

۴-۳- تشکیل و ارزیابی مدل هوشمند

برای طراحی مدل هوشمند جهت طبقه بندی انواع خطا، پس از استخراج ویژگی ها و تولید داده مطابق با زیربخش قبلی، ۷۰ درصد داده ها به عنوان آموزش و برای تشکیل طبقه بندی کننده مبتنی بر الگوریتم درخت تصمیم در نظر گرفته شد. بنابراین با احتساب این تعداد داده برای آموزش مدل هوشمند، بقیه داده ها معادل با ۳۰ درصد کل داده به عنوان تست به مدل هوشمند تریزیک شد. در جدول ۲ مشخصات مدل هوشمند همراه با دقت مدل هوشمند بر روی داده های آموزش و تست آورده شده است.

جدول ۲: مشخصات و دقت مدل هوشمند پیشنهادی بر روی داده های آموزش و تست

نوع الگوریتم درخت تصمیم	Random Forest
مدت زمان لازم برای آموزش (ثانیه)	۱/۵۲
دقت بر روی داده های آموزش (%)	۱۰۰
دقت بر روی داده های تست (%)	۱۰۰

۵-۵- بحث و بررسی

۵-۱- تعیین فرکانس نمونه برداری بهینه

به طور ذاتی هر چه نرخ نمونه برداری بیشتر باشد، اطلاعات دقیق تری (طی طول پنجره زمانی ثابتی) از سیگنال های آنالوگ ولتاژ و جریان به رله حفاظتی منتقل شده، مورد استفاده الگوریتم های درون رله قرار می گیرد و در نتیجه، دقت نیز افزایش می یابد؛ اما از طرفی، افزایش نرخ نمونه برداری بدون توجه به هزینه و امکان ساخت سخت افزار اجرا کننده الگوریتم و بار محاسباتی قابل قبول نیست.

در این بخش، اثر فرکانس نمونه برداری در دسته بندی انواع خطا توسط الگوریتم پیشنهادی بررسی گردیده است. در این بررسی، عملکرد روش پیشنهادی در فرکانس های نمونه برداری ۵، ۱۰ و ۲۰ کیلوهرتز مورد مطالعه قرار گرفته است. نتایج در جدول ۳ نشان داده شده است. همان طور که ملاحظه می شود، تعداد موارد اشتباه تصمیم گیری الگوریتم پیشنهادی برای هر دو فرکانس نمونه برداری ۱۰ و ۲۰ کیلوهرتز برابر با صفر و برای فرکانس نمونه برداری ۵ کیلوهرتز برابر با ۴ نمونه است. این نتایج، بیانگر مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی در برابر کاهش نرخ نمونه برداری است

جدول ۶: بررسی الگوریتم‌های یادگیری دیگر بر روی روش

پیشنهادی

تعداد موارد تصمیم‌گیری اشتباه (از ۱۸۰۰ مورد تست)	طول پنجره داده (تعداد نمونه)	نوع الگوریتم
۱۸	۱۸	C4.5
۱۵	۱۸	J48
۰	۱۸	Random Forest

شایان ذکر است داده‌های آموزش و تست هر سه الگوریتم، یکسان بوده، پیاده‌سازی هر سه الگوریتم در نرم‌افزار WEKA [۳۴] انجام شده است. همچنین طول پنجره داده پس از وقوع خطا برای هر سه روش یکسان بوده و برابر با ۱۸ در نظر گرفته شده است. آشکار است که الگوریتم Random Forest مورد استفاده در طرح پیشنهادی در این مقاله، نسبت به دو الگوریتم دیگر، از دقت بیشتر برخوردار است.

۵-۵- بررسی کارایی روش پیشنهادی در برابر نویز

در شرایط واقعی، داده‌های دریافت‌شده توسط رله‌های دیستانس، حاوی مقداری نویز هستند. به عبارت دیگر، داده‌های اندازه‌گیری مورد استفاده در این مقاله، شامل نمونه‌های ولتاژ و جریان را می‌توان با روابط زیر توصیف کرد:

$$v' = v + \Delta \epsilon_v \quad (20)$$

$$i' = i + \Delta \epsilon_i \quad (21)$$

که v' و i' به ترتیب مقادیر واقعی نمونه‌های ولتاژ و جریان، و v و i به ترتیب مقادیر ایدئال و بدون نویز نمونه‌های ولتاژ و جریان و $\Delta \epsilon_v$ و $\Delta \epsilon_i$ به ترتیب مقادیر خطای اندازه‌گیری نمونه‌های ولتاژ و جریان هستند. مبتنی بر گزارش اندازه‌گیری‌های تجربی و بلندمدت انجام‌شده در مراجع [۳۸-۳۹]، مقدار میانگین نسبت سیگنال به نویز ۴۵ دسی بل بوده که معادل میزان خطای میانگین اندازه‌گیری برابر با ۰/۶ درصد است. از این رو، برای تولید داده‌های نویزی در این مقاله با توجه به روابط زیر:

$$\left| \frac{v' - v}{v} \right| < 0.6\% \quad (22)$$

$$\left| \frac{i' - i}{i} \right| < 0.6\% \quad (23)$$

مقادیر $\Delta \epsilon_v$ و $\Delta \epsilon_i$ به صورت تصادفی تولید و به مقادیر

دو صفحه $X - Y$ و $X - Z$ در فضای فاز و برای پنجره‌های داده با طول‌های مختلف ارائه شده است. همان طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، مجموع نتایج، حاکی از آن است که محاسبه ویژگی‌ها در صفحه $X - Z$ دقتی مناسب‌تر نسبت به صفحه $X - Y$ در فضای فاز دارد. به همین دلیل، در این پژوهش، محاسبه ویژگی‌ها در صفحه $X - Z$ نسبت به صفحه $X - Y$ ترجیح داده شده است.

جدول ۴: تأثیر طول پنجره داده بر الگوریتم پیشنهادی

تعداد موارد تصمیم‌گیری اشتباه (از ۱۸۰۰ مورد تست)	فرکانس نمونه‌برداری (کیلوهرتز)	طول پنجره داده پس از وقوع خطا (تعداد نمونه)
۴	۱۰	۱۰
۲	۱۰	۱۵
۰	۱۰	۱۸

جدول ۵: تأثیر نوع ویژگی بر الگوریتم پیشنهادی

تعداد موارد تصمیم‌گیری اشتباه (از ۱۸۰۰ مورد تست)	طول پنجره داده پس از وقوع خطا (تعداد نمونه)	نوع ویژگی
۱۱۳	۱۰	ویژگی‌های مستخرج از صفحه $X - Y$ در فضای فاز
۴۲	۱۵	
۱۱	۱۸	
۴	۱۰	ویژگی‌های مستخرج از صفحه $X - Z$ در فضای فاز
۲	۱۵	
۰	۱۸	

۵-۴- بررسی تأثیر نوع الگوریتم یادگیری

درخت تصمیم بر روی طرح پیشنهادی

در ارتباط با روش درخت تصمیم، الگوریتم‌های مختلف یادگیری وجود دارد. به‌منظور بررسی اینکه چرا از میان انواع الگوریتم درخت تصمیم، از الگوریتم Random Forest [۳۳-۳۲] استفاده شده، نتایج حاصل از به‌کارگیری این الگوریتم با دو مورد از مرسوم‌ترین الگوریتم‌های درخت تصمیم شامل C4.5 [۳۶] و J48 [۳۷] مقایسه شده است. نتایج دقت در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۷: مقایسه الگوریتم یادگیری درخت تصمیم با الگوریتم نزدیکترین همسایه

نوع الگوریتم	تعداد موارد	تعداد موارد
1-NN	۱۵	۳۷
3-NN	۴۰	۵۷
درخت تصمیم	۰	۸

برای اثبات این فرضیه، در ادامه جداپذیری ویژگی‌های پیشنهادی این مقاله مبتنی بر خروجی فضای فاز با همان ویژگی‌ها البته بدون استفاده از خروجی فضای فاز و صرفاً استفاده مستقیم از سیگنال‌های ولتاژ و جریان سه‌فاز مقایسه شده‌اند. برای این مقایسه، نویسندگان مقاله از روش شاخص ماتریس پراکندگی [۴۰] استفاده کرده‌اند. این روش بر اساس دو مفهوم واریانس بین نمونه‌ها در هر دسته و فاصله بین دسته‌ها بنا نهاده شده است. این دو مفهوم با ماتریس‌هایی با نام ماتریس پراکندگی بین نمونه‌های هر دسته، ماتریس پراکندگی بین دسته‌ها به ترتیب به صورت روابط (۲۴) و (۲۵) ارائه می‌شوند [۴۰]:

$$S_W = \sum_{i=1}^M p_i S_i \quad (24)$$

$$S_i = E[(x - \mu_i)(x - \mu_i)^T]$$

که S_W ماتریس پراکندگی درون دسته‌ای، S_i ماتریس کوواریانس نمونه‌ها هر برای دسته i ، $E[\cdot]$ امید ریاضی، μ_i میانگین هر دسته i و x هر نمونه در دسته i است. همچنین p_i احتمال هر نمونه در دسته i است که برابر با $p_i = \frac{n_i}{N}$ است که در آن، n_i تعداد اعضای دسته و N برابر کل نمونه‌هاست [۴۰].

$$S_b = \sum_{i=1}^M p_i (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T \quad (25)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^M p_i \mu_i$$

که S_b ماتریس پراکندگی بین دسته‌ها و μ_0 بردار میانگین کل هر کلاس موجود در مجموع مورد بررسی است [۴۰].

$$S_m = S_b + S_W \quad (26)$$

که S_m ماتریس پراکندگی ترکیبی است. حال مقادیر شاخص جداپذیری به صورت زیر بیان می‌شود [۴۰]:

نمونه‌های ولتاژ و جریان در هر سه‌فاز در مجموعه داده‌های تست اضافه شد.

بررسی‌ها به این صورت انجام گرفته است که داده‌های نویزی به الگوریتم پیشنهادی با طول پنجره داده برابر ۱۸ نمونه و فرکانس نمونه‌برداری ۱۰ کیلوهرتز، برای دسته‌بندی نوع خطا اعمال شده‌اند. در این شرایط، تعداد موارد اشتباه در تصمیم‌گیری از میان ۱۸۰۰ مورد تست برابر با ۸ مورد بود که حاکی از عملکرد قابل قبول الگوریتم پیشنهادی و مقاوم بودن آن در برابر داده‌های نویزی است.

۵-۶- بررسی نوع الگوریتم یادگیری

درخصوص الگوریتم یادگیری یک مدل هوشمند، الگوریتم‌های مختلفی وجود دارد. به‌منظور بررسی قابلیت و توانایی‌های الگوریتم درخت تصمیم، نتایج حاصل از عملکرد مدل هوشمند پیشنهادی بر پایه الگوریتم درخت تصمیم با نتایج حاصل از مدل هوشمند پیشنهادی بر پایه الگوریتم مرسوم نزدیکترین همسایه یک‌نمونه‌ای و سه‌نمونه‌ای مقایسه شده است. نتایج دقت برای داده‌های بدون نویز و داده‌های نویزی به‌دست آمده، در جدول ۷ مشاهده می‌شود. شایان ذکر است داده‌های آموزش (برابر با ۷۰ درصد کل داده‌های آماده‌شده) و تست (معادل با ۳۰ درصد کل داده‌های آماده‌شده) هر سه مدل هوشمند بر پایه سه الگوریتم درخت تصمیم، نزدیکترین همسایه با یک نمونه^۱ (1-NN) و نزدیکترین همسایه با سه نمونه^۲ (3-NN)، کاملاً یکسان بوده، پیاده‌سازی هر سه الگوریتم در نرم‌افزار WEKA [۳۴] انجام گرفته است. همچنین طول پنجره داده پس از وقوع خطا برای هر سه روش، یکسان بوده و برابر با ۱۸ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، مدل هوشمند پیشنهادی بر پایه الگوریتم درخت تصمیم در این مقاله، نسبت به مدل هوشمند بر پایه الگوریتم نزدیکترین همسایه، از دقت بیشتر برخوردار است.

۵-۷- بررسی جداپذیری ویژگی‌ها

فرضیه اصلی نویسندگان این مقاله، بیشتر بودن جداپذیری ویژگی‌های مبتنی بر خروجی فضای فاز سیگنال‌های ولتاژ و جریان سه‌فاز نسبت به ویژگی‌هایی است که می‌توانند به‌طور مستقیم مبتنی بر خود سیگنال‌های ولتاژ و جریان سه‌فاز به دست آیند.

² 3-Nearest Neighbor (3-NN)

¹ 1-Nearest Neighbor (1-NN)

به‌طور مجزاً تعداد عملیات ضرب و جمع محاسبه گردید که این تعداد برای هر مرحله در جدول ۸ مشاهده می‌شود. با در نظر گرفتن یکی از پردازنده‌های دیجیتالی سیگنال با نام TMS320C4050^۱ مدت زمان اجرای هر مرحله محاسبه شده است. گفتنی است طبق مشخصات این پردازنده [۴۱]، هر ماشین سیکل پردازنده مذکور، زمانی برابر با ۴۰ نانوثانیه است که طی آن می‌تواند یک عملیات ضرب و یک جمع انجام دهد. بر این اساس، با در نظر گرفتن تعداد عملیات ضرب و جمع، مدت زمان اجرای مراحل استخراج ویژگی و تصمیم‌گیری به ترتیب برابر ۴۳۴۰۰ نانوثانیه (برابر با ۰/۰۴۳۴۰۰ میلی‌ثانیه) و ۶۴۰۰ نانوثانیه (برابر با ۰/۰۰۶۴۰۰ میلی‌ثانیه) است. بنابراین، زمان اجرای کل مدل هوشمند پیشنهادی با چنین پردازنده‌ای، برابر با ۴۹۸۰۰ نانوثانیه (برابر با ۰/۰۴۹۸ میلی‌ثانیه) است که زمان کوتاهی محسوب می‌شود. بدیهی است با استفاده از پردازنده سریع‌تر، زمان اجرا نیز می‌تواند کمتر شود.

جدول ۸: مدت زمان اجرای الگوریتم مبتنی بر پردازنده

TMS320C40-50

مرحله	تعداد عملیات ضرب	تعداد عملیات جمع	زمان اجرا مبتنی بر پردازنده دیجیتالی سیگنال TMS320C40-50 (نانو ثانیه)
استخراج ویژگی	۳۳۰	۷۵۶	$108 \times 40 = 43440$
تصمیم‌گیری	-	۱۶۰	$16 \times 40 = 640$
مجموع			۴۹۸۰۰

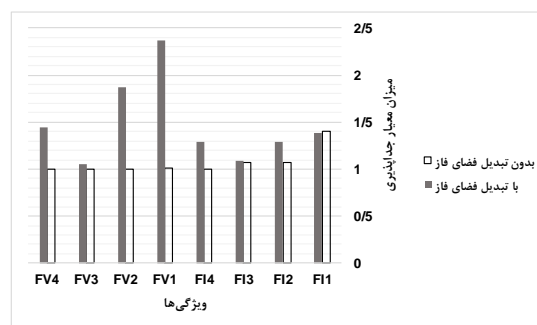
۶- ارزیابی مقایسه‌ای مدل هوشمند پیشنهادی

در جدول ۹ دقت و طول پنجره داده مورد نیاز پس از وقوع خطای مدل هوشمند پیشنهادی برای دسته‌بندی انواع خطا با مدل‌های ارائه‌شده در مقالات که قبلاً منتشر شده‌اند، مقایسه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، طبق جدول ۹، از منظر توجه توأمان به دقت و طول پنجره داده مورد نیاز پس از وقوع خطا، مدل هوشمند پیشنهادی، از عملکرد بهتری برخوردار است. شایان ذکر است مقایسه انجام‌شده صرفاً بر اساس اطلاعاتی است که مقاله‌های مذکور ادعا و گزارش کرده‌اند. به عبارت دیگر، در این مقاله،

$$J = \frac{\text{trace}(S_m)}{\text{trace}(S_w)} \quad (27)$$

که در این رابطه، trace بیانگر مجموع عناصر روی قطر اصلی است. بدیهی است هرچه مقدار شاخص J بزرگ‌تر باشد، قابلیت جدایی ویژگی نیز بالاتر خواهد بود.

بر اساس روابط (۲۴) تا (۲۷)، ابتدا میزان قابلیت جدایی مبتنی بر شاخص ماتریس پراکندگی [۴۰] برای هر یک از ویژگی‌های مبتنی بر روابط (۱۲) تا (۱۹) در دو حالت استفاده از خروجی‌های فضای فاز و عدم استفاده از خروجی‌های فضای فاز (به‌طور مستقیم) محاسبه و سپس مقادیر آن‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. این مقایسه به‌عنوان نمونه در شکل ۶ و برای ویژگی‌های مربوط به فاز قابل مشاهده است. محور عمودی این نمودار، همان اندازه شاخص پراکندگی J در رابطه (۲۷) است که هرچه بیشتر باشد، مبنی‌بیشتر بودن قابلیت جداسازی ویژگی مربوط خواهد بود. بنابراین بر اساس شکل ۶ می‌توان گفت جدایی ویژگی‌های پیشنهادی نسبت به ویژگی‌های بدون استفاده از خروجی فضا بیشتر است. این مهم نشان‌دهنده برتری ویژگی‌های پیشنهادی از منظر قابلیت جدایی نسبت به شرایط بدون استفاده از تحلیل فضای فاز است. شایان ذکر است نتایج مشابهی نیز برای فازهای B و C مشاهده گردید.



شکل ۶: جدایی ویژگی‌های روابط ۱۲ تا ۱۹ مرتبط با فاز A برای دو حالت استفاده از تبدیل فضای فاز و عدم استفاده از تبدیل فضای فاز

۵-۸- بررسی سرعت اجرای آنلاین مدل هوشمند دسته‌بندی نوع خطا

برای محاسبه زمان اجرای مدل هوشمند به‌طور کامل و با احتساب هر سه فاز و پس از دریافت تمام نمونه‌های پنجره داده، در هر دو مرحله استخراج ویژگی و تصمیم‌گیری،

۱ شایان ذکر است دلیل انتخاب چنین پردازنده‌ای، مورد استفاده قرار گرفتن آن در کاربردهای حفاظتی بوده است [۴۲].

اول، همانند روش مطرح شده در زیر بخش (۴-۲) و طبق جدول ۱ برای هر دو مدار (۱) و (۲)، هریک ۶۰۰۰ سناریو در نظر گرفته شد که مجموعاً منجر به تولید ۱۲۰۰۰ مورد گردید. سپس در مرحله دوم، برای تولید داده‌های مربوط به خطاهای بین مداری در خطوط انتقال دومداره، طبق جدول ۱۰، شش نوع خطای بین مداری با شرایط مندرج در جدول ۱۰ برای مقاومت خطا، اختلاف زاویه انتقال توان بین دو باس دو سر خط ۲-۱، زمان وقوع خطا و مکان وقوع خطا، مد نظر قرار گرفت. بر این اساس و طبق جدول ۱۰، ۳۶۰۰ سناریو دیگر در نظر گرفته شد و منجر به تولید ۳۶۰۰ مورد گردید. در جدول ۱۰، به‌عنوان نمونه A1B2 نشان‌دهنده خطای اتصالی فاز A از مدار ۱ به فاز B از مدار ۲ است. پس از تولید ۱۵۶۰۰ داده خام، مطابق روابط (۱۲) تا (۱۹) و با در نظر گرفتن پنجره داده پس از لحظه وقوع خطا با طول ۱۸ نمونه، خصوصیات پیشنهادی برای هر مورد محاسبه شد. بر این اساس، ماتریسی با ابعاد ۲۴*۱۵۶۰۰ (تعداد خصوصیات برابر با ۲۴) برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر روی خط دومداره تشکیل گردید. در ادامه، ۷۰ درصد از این مجموعه داده برای طراحی مدل هوشمند طبق الگوریتم یادگیری درخت تصمیم با خروجی ۲۶ کلاس (شامل ۱۰ نوع خطا بر روی مدار اول، ۱۰ نوع خطا بر روی مدار دوم و ۶ نوع خطای بین مداری) به کار گرفته شد و از ۳۰ درصد باقیمانده (معادل ۴۶۸۰ داده) از مجموعه داده به‌عنوان داده تست استفاده گردید. نتایج در جدول ۱۱ مشاهده می‌شود که حاکی از دقت بالای الگوریتم پیشنهادی در خطوط انتقال دومداره است.

جدول ۱۰: پارامترهای سیستم خط انتقال برای تولید مجموعه داده خطاهای بین مداری

پارامترها	مقادیر
مقاومت خطا (اهم)	۰/۱، ۲۵، ۵۰
اختلاف زاویه انتقال توان بین دو باس دو سر خط ۲-۱ (درجه)	-۱۰، -۲۰، ۲۰، ۱۰
زمان وقوع خطا (ثانیه)	۰/۲، ۰/۲۰۴، ۰/۲۰۸، ۰/۲۱۲، ۰/۲۱۶
مکان وقوع خطا	۴۰٪، ۳۰٪، ۵۰٪، ۶۰٪، ۷۰٪، ۸۰٪، ۹۰٪، ۱۰٪، ۲۰٪، ۱۰٪، ۰٪
نوع خطا	A1B2, A1C2, B1A2, B1C2, C1A2, C1B2

روش‌های مذکور به صورت جداگانه پیاده‌سازی نشده‌اند و می‌توان از این منظر اشاره کرد که مقایسه روش پیشنهادی با بهترین عملکرد سایر روش‌ها که توسط خود محققان مربوط ادعا شده، انجام گرفته است.

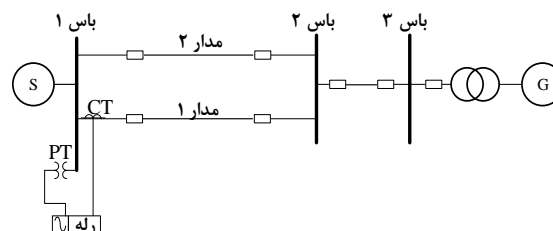
جدول ۹: ارزیابی مقایسه‌ای روش پیشنهادی

روش	طول زمانی پنجره داده مورد نیاز پس از خطا (ms)	دقت (%)
[۳]	۵	۱۰۰
[۵]	۵	*
[۹]	۷-۱۶	۱۰۰
[۱۱]	۲۰	۹۵
[۱۲]	۵	*
[۱۵]	۱۰	۱۰۰
[۱۸]	۲-۳/۵	۱۰۰
روش پیشنهادی	۱/۸	۱۰۰

* ذکر نشده است.

۷- بررسی عملکرد الگوریتم در خطوط دومداره

در این مقاله، برای بررسی عملکرد روش طراحی مدل هوشمند پیشنهادی بر روی خطوط انتقال دومداره، ابتدا شبکه قدرت نشان‌داده‌شده مطابق شکل (۷) تغییر کرد (تبدیل خط تک‌مداره ۲-۱ به دومداره) و در نرم‌افزار PSCAD شبیه‌سازی شد. شایان ذکر است مشخصات خطوط مطابق مشخصات خط انتقال (۲-۱) در شکل (۵) در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، محل دریافت اطلاعات برای دسته‌بندی نوع خطا، ابتدای خط مدار (۱) است. به عبارت دیگر، در این مورد هم، ورودی‌های الگوریتم دسته‌بندی برای خط دومداره، در واقع، سه جریان ابتدای مدار (۱) و سه ولتاژ باس ۱ هستند.



شکل ۷: سیستم قدرت نمونه برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر روی خط دو مداره

در ادامه، برای تولید داده از خطوط انتقال دومداره در مرحله

جدول ۲: شرایط شبیه‌سازی کلیدزنی‌ها

سناریو	شرایط شبیه‌سازی
کلیدزنی بانک خازنی	ورود و خروج بانک خازنی در باس ۲ شکل ۵
	توان راکتیو بانک خازنی برای کلیدزنی برابر با 100 و 200 مگاوار
	توان ظاهری بار موجود در انتهای خط انتقال برابر با $150+j75$ و $300+j150$ مگاوات آمپر
	زاویه کلیدزنی برابر صفر تا 180° درجه با گام‌های 15° درجه‌ای با مرجع قرار دادن سیگنال ولتاژ
کلیدزنی بار	ورود و خروج بار در باس ۲ شکل (۵)
	توان ظاهری بار برای کلیدزنی در انتهای خط انتقال برابر با $150+j75$ و $300+j150$ مگاوات آمپر
	توان راکتیو بانک خازنی موجود برابر با 100 و 200 مگاوار
	زاویه کلیدزنی برابر صفر تا 180° درجه با گام‌های 15° درجه‌ای با مرجع قرار دادن سیگنال ولتاژ

۹- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، حل مسئله دسته‌بندی نوع خطا در خطوط انتقال تک‌مداره مدّ نظر بوده است. برای این منظور، از نگاشت نمونه‌های پس از وقوع خطای سیگنال جریان و ولتاژ به حوزه فضای فاز و تحلیل آن‌ها در آن حوزه و استخراج ویژگی‌ها مختلف استفاده شده است. همچنین الگوریتم یادگیری درخت تصمیم برای آموزش مدل هوشمند به کار گرفته شده است. طول پنجره داده مورد نیاز الگوریتم پیشنهادی برای تصمیم‌گیری به صورت آنلاین، برابر با $1/8$ میلی‌ثانیه است.

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، شبکه نمونه کمیته حفاظت IEEE برای بررسی الگوریتم‌های حفاظت خطوط انتقال در محیط نرم‌افزاری PSCAD در شرایط مختلف مقادیر مقاومت خطا، زاویه انتقال توان و مکان وقوع خطا شبیه‌سازی شد. سپس داده‌های مختلف برای تحلیل و بررسی و استخراج ویژگی به نرم‌افزار متلب و سپس برای آموزش و تست به نرم‌افزار WEKA انتقال داده شدند. نتایج حاکی از دقت ۱۰۰ درصد طرح پیشنهادی بر روی شبکه نمونه بود. در ادامه، تأثیرات عوامل مختلف، شامل اندازه نرخ نمونه‌برداری، طول پنجره داده، نوع ویژگی، نوع الگوریتم یادگیری درخت تصمیم، میزان قابلیت جداپذیری ویژگی‌ها، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شرایط حضور نویز مورد بررسی قرار گرفت. در مقایسه با مدل‌های ارائه‌شده در حوزه دسته‌بندی نوع خطا، نتایج، بیانگر برتری

جدول ۱۱: مشخصات و دقت مدل هوشمند پیشنهادی بر روی داده‌های آموزش و تست در خط انتقال دو‌مداره

نوع الگوریتم درخت تصمیم	Random Forest
مدت زمان لازم برای آموزش (ثانیه)	۴/۴۹
دقت بر روی داده‌های آموزش (%)	۱۰۰
دقت بر روی داده‌های تست (%)	۹۹/۶

۸- تعمیم قابلیت تشخیص شرایط غیر خطای گذرا

با توجه به اینکه شرایط گذرای ناشی از کلیدزنی‌ها هم می‌توانند منجر به ایجاد اعوجاج‌هایی در سیگنال‌های جریان و ولتاژ شوند، باید توسط الگوریتم دسته‌بندی نوع خطا به عنوان شرایطی غیر خطا تشخیص داده شوند. برای مجز کردن الگوریتم پیشنهادی برای خط تک‌مداره به چنین قابلیت، لازم است داده‌های آموزشی مربوط به چنین مواردی به مجموعه داده آموزش اضافه شود و تعداد کلاس‌های خروجی از تعداد ۱۰ کلاس (شامل انواع خطا) به ۱۱ کلاس (شامل ۱۰ کلاس برای انواع خطا و یک کلاس برای شرایط غیر خطا) تغییر کند. شایان ذکر است همه مراحل دریافت سیگنال و استخراج ویژگی و ساختار کلی الگوریتم درخت تصمیم، نیازمند تغییر نیست.

در این مقاله، برای تشکیل داده‌های آموزشی مربوط به شرایط غیر خطای گذرا، دو حالت کلیدزنی شامل کلیدزنی بار شامل بارهای $150+j75$ و $300+j150$ مگاوات آمپر و کلیدزنی بانک خازنی شامل بانک‌های 100 و 200 مگاوار به صورت جداگانه در انتهای خط انتقال مورد مطالعه در شکل (۵) و در باس ۲ شبیه‌سازی شدند. سناریوهای در نظر گرفته شده مطابق جدول ۱۲ هستند. بر اساس این سناریوها در مجموع، تعداد داده آموزشی برابر با ۱۹۲ مورد تولید شدند.

با در نظر گرفتن موارد داده غیر خطای گذرا همراه با داده‌های خطا که از قبل آماده بود، مدل هوشمند به جای آموزش با ۱۰ کلاس خطا، با ۱۰ کلاس خطا بعلاوه یک کلاس غیر خطا آموزش داده شد. دقت بر روی داده‌های تست (معادل با ۳۰ کل داده‌ها) با همان میزان طول پنجره داده پس از وقوع خطا ($1/8$ میلی‌ثانیه) برابر با ۱۰۰ به دست آمد. بدیهی‌است در شرایط وقوع حالت گذرا، با این ساختار، الگوریتم پیشنهادی، اعلام شرایط غیر خطا خواهد کرد.

۰/۰۰۱۹۹	مقاومت استاتور (Ω)	خطوط
۰/۱۰۴۱	راکتانس توالی مثبت (Ω)	
۰/۱۰۰۶	راکتانس توالی صفر (Ω)	
Marigold	نوع هادی	
۰/۰۹۲۲۲	مقاومت dc (Ω)	
۷۲/۵	طول هر یک از خطوط (km)	
مشخصات هندسی		
صفر	فاصله افقی هادی‌ها از مرجع (m)	
۳۰/۴۸	ارتفاع هادی اول از سطح زمین (m)	
۲۵/۴۵	ارتفاع هادی دوم از سطح زمین (m)	
۲۰/۴۲	ارتفاع هادی سوم از سطح زمین (m)	
۷۲۵	توان نامی (MVA)	ترانسفورماتور
Δ/Y	نوع سیم‌بندی	
۲۲۹/۹ / ۲۲/۸	نسبت ولتاژ	
۹/۲۱	امپدانس اتصال کوتاه (%)	

الگوریتم پیشنهادی از منظر دقت، میزان داده مورد نیاز و بار محاسباتی کم نسبت به سایر مدل‌ها بودند. روش پیشنهادی در این مقاله بر پایه طول پنجره ثابت پس از وقوع خطا استوار است که مشاهده نتایج توسط نویسندگان این مقاله حاکی از آن بود که برای همه موارد لازم نیست طول پنجره یکسانی برای تصمیم‌گیری در نظر گرفته شود. از این رو، پژوهشی اکنون در حال انجام است که هدف آن آماده‌سازی مدلی هوشمند و زمان-تطبیقی برای دسته‌بندی نوع خطاست. علاوه بر این، مطالعه اثر پدیده نوسان توان بر مسئله دسته‌بندی خطا هم از موضوعاتی است که لازم است در پژوهش‌های بعدی مورد توجه قرار گیرد.

پیوست: اطلاعات شبکه قدرت نمونه [۳۵]

جدول ۱۰: مقادیر پارامترهای شبکه نمونه مطالعه‌شده

۶/۱+j۱۶/۷	امپدانس توالی مثبت (Ω)	منبع معادل S
۲/۷+j۸/۳۷	امپدانس توالی صفر (Ω)	
۲۴	ولتاژ نامی (kV)	ژنراتور G
۸۳۰	توان نامی (MVA)	

مراجع

- [1] A.G. Phadke and J.S. Thorp, Computer Relaying for Power Systems, New York: Wiley, 1988.
- [۲] ز. مروج، م. قرچه لو و ک. مظلومی، «هماهنگی بهینه رله‌های دیستانس و اضافه جریان جهتی با استفاده از الگوریتم ژنتیک»، مجله مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۵، شماره ۴۸، بهار ۱۳۹۶، صفحه ۲۰۱-۲۱۶.
- [3] J.A. Jiang, C.S. Chen and C.W. Liu, "A new protection scheme for fault detection, direction discrimination, classification, and location in transmission lines", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 18, No. 1, 2003, pp. 34-42.
- [4] T. Dalstein and B. Kulicke, "Neural network approach to fault classification for high speed protective relaying", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 10, No. 2, 1995, pp. 1002-1011.
- [5] W.M. Lin, C.D. Yang, J.H. Lin and M.T. Tsay, "A fault classification method by RBF neural network with OLS learning procedure", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 4, 2001, pp. 473-477.
- [6] M. Oleskovicz, D. Coury and W.R.K. Aggarwal, "A complete scheme for fault detection, classification and location in transmission lines using neural networks", in Proceeding of 7th International Conference on Developments in Power System Protection, Vol. 9, No. 12, 2001, pp. 335-338.
- [7] K.M. Silva, B.A. Souza and N.S.D. Brito, "Fault detection and classification in transmission lines based on wavelet transform and ANN", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 4, 2006, pp. 2058-2063.
- [8] B.Y. Vyas, B. Das and R.P. Maheshwari, "Improved fault classification in series compensated transmission line: comparative evaluation of chebyshev neural network training algorithms", IEEE Transactions on Neural Network and Learning & Systems, Vol. 8, No. 6, 2014, pp. 1-12.
- [9] B.H. Chowdhury and K. Wang, "Fault classification using kohonen feature mapping", in Proceeding of International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, Vol. 28, No. 2, 1996, pp. 194-198.

- [10] D. Das, N.K. Singh and A.K. Sinha, "A comparison of Fourier transform and wavelet transform methods for detection and classification of faults on transmission lines", IEEE Power India Conference, 2006, pp. 1-7.
- [11] M. Patel, "Fault detection and classification on a transmission line using wavelet multi-resolution analysis and neural network", International Journal of Computer Applications, Vol. 47, No. 22, 2012, pp. 27-33.
- [12] D. Guillen, M.R. Arrieta paternina, A. Zamora, J. M. Ramirez and G. Idarraga, "Detection and classification of faults in transmission lines using the maximum wavelet singular value and Euclidean norm", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 9, No. 15, 2014, pp. 2294-2302.
- [13] C.Y. Qi, F. Olga and S. Giovanni, "Combined fault location and classification for power transmission lines fault diagnosis with integrated feature extraction", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 65, No. 1, 2018, pp. 561-569.
- [14] T.S. Abdelgayed, W.G. Morsi and T.S. Sidhu, "A new harmony search approach for optimal wavelets applied to fault classification", IEEE Transactions on Smart Grid, Vol. 9, No. 2, 2018, pp. 521-529.
- [15] H. Wang and W.W.L. Keerthipala, "Fuzzy-neuro approach to fault classification for transmission line protection", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, 1998, pp. 1093-1104.
- [16] B. Das and J.V. Reddy, "Fuzzy-logic-based fault classification scheme for digital distance protection", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 20, No. 2, 2005, pp. 609-616.
- [17] M. Hasmat and S. Rajneesh, "Transmission line fault classification using modified fuzzy Q learning", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 11 No. 16, 2017, pp. 4041-4050.
- [18] A. Jamehbozorg and S.M. Shahrtash, "A decision-tree-based method for fault classification in single-circuit transmission lines", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.25, No.4, 2010, pp. 2190-2196.
- [19] M.K. Jena and S.R. Samantaray, "Intelligent relaying scheme for series-compensated double circuit lines using phase angle of differential impedance", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 70, 2015, pp. 17-26.
- [20] A. de Souza Gomes, M.A. Costa, T.G.A. de Faria and W.M. Caminhas, "Detection and classification of faults in power transmission lines using functional analysis and computational intelligence", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 28, No.1, 2013, pp. 1402-1413.
- [21] M.K. Jena and S. Samantaray, "Data-mining-based intelligent differential relaying for transmission lines including UPFC and wind farms", IEEE Transactions on Neural Network & Learning Systems, Vol. 27, 2016, pp. 8-17.
- [22] R. Singh Arvind, R. Patne Nita and S. Kale Vijay, "Digital impedance pilot relaying scheme for STATCOM compensated TL for fault phase classification with fault location", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 11, No. 10, 2017, pp. 2586-2598.
- [23] M.M. Taheri, H. Seyedi and B. Mohammadi, "DT-based relaying scheme for fault classification in transmission lines using MODP", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 11, No. 11, 2017, pp. 2796-2804.
- [24] M. Salehi and Namdari Farhad, "Fault classification and faulted phase selection for transmission line using morphological edge detection filter", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 12, No. 7, 2018, pp. 1595-1605.
- [25] C. Kunjin, H. Jun and H. Jinliang, "Detection and classification of transmission line faults based on unsupervised feature learning and convolutional sparse autoencoder", IEEE Transactions on Smart Grid, Vol. 9, No. 3, 2018, pp. 1748 - 1758.
- [۲۶] م. پازکی، «روشی مؤثر در تعیین نوع خطا در خطوط انتقال با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده بیز مبتنی بر کرنل»، مجله مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۶، شماره ۵۲، بهار ۱۳۹۷، صفحه ۱۱۹-۱۲۹.
- [27] S. Shenxing, S. Mirsaedi and D. Xinzhou, "Fault classification for transmission lines based on group sparse representation", IEEE Transactions on Smart Grid, (Early Access), 2018, pp. 1-11.
- [28] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence", Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898, 1980, pp. 366-381.
- [29] H. Kantz and T. Scheriber, Nonlinear time series analysis, Cambridge University Press, 2nd ed., 2004.

- [30] M.B. Kennel, R. Brown and H.D.I. Abarbanel, "Determining embedding dimension for phase space reconstruction using a geometrical construction", *Physical Review A*, Vol. 45, No. 6, 1992, pp. 3403–3411.
- [31] M. Daryalal and M. Sarlak, "Fast fault detection scheme for series-compensated lines during power swing", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 92, 2017, pp. 230-244.
- [32] T.M. Mitchell, *Machine Learning*, McGraw-Hill International, 1997.
- [33] L. Breiman, "Random forests", *Mach. Learn.* Vol. 45, 2001, pp. 5–32, [Online] Available: <http://www.stat.berkeley.edu/users/breiman/RandomForests>.
- [34] [Online] Available: <http://www.cs.Waikato.ac.nz/ml/weka>.
- [35] Power Systems Relaying Committee, EMTP reference models for transmission line relay testing report, Draft 10a. Technical report, 2004, [Online] Available: <http://www.pserc.org>.
- [۳۶] س. ضیال‌الدینی، م. ابارقی و ز. مروج، «ارائه یک روش جدید برای تخمین مقادیر گمشده در مجموعه داده»، *مجله مدل‌سازی در مهندسی*، دوره ۱۶، شماره ۵۵، زمستان ۱۳۹۷، صفحه ۱۵۵–۱۶۲.
- [37] N. Saravanan and V. Gayathri, "Classification of dengue dataset using j48 algorithm and colony based a J48 algorithm", *Proceedings of the International Conference on Inventive Computing and Informatics*, 2017, pp. 1062-1067.
- [38] L. Xie, F. Gao, S. He, C. Lin, X. Chen and Z. Zhang, "Application of Kirchhoff formula in prediction of noise level of substation", *11th IEEE International Conference on Anti-counterfeiting, Security, and Identification*, 2017, pp. 85-89.
- [39] M. Brown, M. Biswal, S. Brahma, S. J. Ranade and H. Cao, "Characterizing and quantifying noise in PMU data", *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2016, pp. 1-5.
- [40] K. Fukunaga, *Introduction to statistical pattern recognition*, Morgan Kaufmann, 2nd ed., 1990.
- [41] H.A. Darwish and M. Fikri, "Practical considerations for recursive DFT implementation in numerical relays", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 22, No. 1, 2007, pp. 42-49.
- [42] User's Guide, Texas Instruments, TMS320C3x/4x Floating-Point DSP Chip, 1994.