

## روشی موثر در تعیین نوع خطا در خطوط انتقال با استفاده از طبقه‌بندی کننده بیز مبتنی بر کرنل

محمد پازکی<sup>۱\*</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۰۳/۱۷	در این مقاله با استفاده از روش شناسایی الگو انواع مختلف خطا طبقه‌بندی می‌گردد. بدین منظور در ابتدا بردار ویژگی‌ها بر اساس مولفه‌های توالی بدست آمده از سیگنال‌های جریان و / یا ولتاژ با روش کارآمد و موثری نرمال‌سازی می‌شوند. سپس، تابع نظارتی پیشنهادی، روش طبقه‌بندی کننده بیز مبتنی بر کرنل را بکار می‌گیرد. طبقه‌بندی کننده مورد استفاده تنها با انتخاب پهنای باند تابع کرنل برای فضای ویژگی غیرخطی و پیچیده مناسب است. پردازش سیگنال با حداقل فرکانس نمونه‌برداری انجام می‌شود لذا از خروجی ترانسفورماتورهای جریان و ولتاژ رایج می‌توان استفاده نمود. علاوه براین، کارآمدی روش شناسایی الگو پیشنهادی از دیدگاه‌های مختلفی بررسی شده است و نتایج نشان می‌دهد حتی در شرایط نویزی، روش عملکرد قابل قبولی دارد.
پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۸/۱۲	
<b>واژگان کلیدی:</b> خط انتقال، طبقه‌بندی خطا، شناسایی الگو.	

### ۱- مقدمه

- استفاده از روش‌های شناسایی الگو<sup>۵</sup> [۷-۹]. روش‌های پیشنهادی در مقالات نیز بر اساس اینکه اطلاعات از یک طرف خط انتقال در دسترس است یا از دو طرف خط انتقال قابل تقسیم‌بندی هستند. به طور کلی روش‌های مبتنی بر یک طرف خط انتقال دلیل عدم نیاز به کانال‌های مخابراتی قابلیت پیاده‌سازی آسان‌تری دارند و می‌توانند با رله‌های عددی حال حاضر مبتنی بر یک طرف خط انتقال ترکیب شوند [۱۰-۲]. در این مقاله از آنجائی که روش پیشنهادی بر اساس اطلاعات یک طرف خط انتقال ارائه شده است، تنها به مرور روش‌های شناسایی الگوی قبلی که مبتنی بر اطلاعات یک طرف خط هستند، پرداخته می‌شود. به طور کلی روش‌هایی که بر اساس اندازه ولتاژ و جریان هستند می‌توانند با تغییر شرایط سیستم و شدت خطا تحت تاثیر قرار بگیرند. از طرف دیگر روش‌هایی که بر اساس روابط زاویه‌ای عمل می‌کنند، متناسب با تغییر شرایط سیستم و یا خطا زوایای بدست آمده از مقادیر ایده‌آل منحرف می‌شوند و سبب ایجاد همپوشانی بین زوایا

تشخیص نوع خطا توسط توابع نظارتی در رله‌های عددی دیستانس حال حاضر لازم و ضروری می‌باشد. تابع تشخیص نوع خطا، واحد مناسب اندازه‌گیری امیدانس را برای عملکرد صحیح رله انتخاب می‌کند. همچنین، رله بدون تابع نظارتی تشخیص نوع خطا، در معرض بیش‌بردی<sup>۲</sup> و یا کم‌بردی<sup>۳</sup> قرار می‌گیرد. علاوه بر این، انتخاب صحیح نوع خطا جهت تعیین عملکرد تک‌فاز و یا سه‌فاز کلیدها اجتناب‌ناپذیر است. از طرف دیگر توابع مکان‌یابی خطا نیز به اطلاعات نوع خطا نیاز دارند [۱-۳]. امروزه روش‌های متنوعی جهت شناسایی نوع خطا در رله‌ها پیشنهاد شده است:

- استفاده از تغییر در اندازه اختلاف جریان بین لحظه‌های قبل و بعد از خطا<sup>۴</sup> (روش دلتا) [۴]
- استفاده از تغییر در اندازه جریان [۵]
- استفاده از تغییر در اندازه ولتاژ [۶]
- استفاده از روابط زاویه‌ای بین مولفه‌های توالی جریان و ولتاژ [۲]

<sup>5</sup> Pattern Recognition

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: pazoki.m@du.ac.ir  
۱. استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه دامغان

<sup>2</sup> Overreach

<sup>3</sup> Underreach

<sup>4</sup> Superimposed component

شده است. در [۱۵] نیز با استفاده از ویژگی‌های مستخرج از سیگنال جریان توسط تبدیل موجک و طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان نوع خطا شناسایی می‌شود. به طور کلی تبدیل موجک جهت عملکرد موثر نیاز به انتخاب موجک مادر مناسب و همچنین انتخاب تعداد سطح تجزیه دارد که تعیین هر کدام از این موارد با روش سعی و خطا صورت می‌گیرد. در [۹] با استفاده از مولفه‌های هارمونیک فرد (تا مرتبه نوزده) و درخت تصمیم‌گیری انواع مختلف خطا تعیین شده است. ابعاد بزرگ بردار ورودی در روش‌های مبتنی بر درخت تصمیم‌گیری سبب افزایش حجم محاسبات می‌گردد. با پیدایش روش‌های پردازش سیگنال نوین‌تر، در [۱۶ و ۱۷] از روش تبدیل S جهت استخراج ویژگی از سیگنال‌های ولتاژ و جریان بهره گرفته شده است و سپس با استفاده از شبکه عصبی فاز دچار خطا شناسایی شده است. در [۱۸] نیز ویژگی‌های انرژی بدست آمده از سیگنال ولتاژ، توسط تبدیل S، به عنوان بردار ورودی طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی احتمالی تعیین گردیده است. روش‌های مبتنی بر تبدیل S در کنار فراهم نمودن اطلاعات کامل فرکانس - زمان حجم محاسبات بالایی دارند. در [۱۹] با استفاده از سیگنال‌های جریان و ولتاژ، طبقه‌بندی کننده فازی انواع مختلف خطا را تعیین می‌کند. در [۲۰] نیز طبقه‌بندی کننده فازی با ورودی سیگنال جریان پیشنهاد شده است. تعریف قوانین فازی در طبقه‌بندی کننده‌های مبتنی بر منطق فازی، نیاز به دانش فرد خبره دارد.

در این مقاله، با حداقل حجم محاسبات، روش شناسایی الگویی پیشنهاد شده است که از روابط زاویه‌ای بین مولفه‌های توالی سیگنال خطا و همچنین از اندازه آن‌ها ویژگی‌های موثری استخراج گردیده است. روابط زاویه‌ای بین مولفه‌های توالی دارای مشکل هم‌پوشانی به ازای انواع مختلف خطا هستند که در این مقاله با استفاده از ویژگی‌های اندازه، علاوه بر ویژگی‌های زاویه‌ای، نرمالیزه کردن ویژگی‌ها به روش جدید و همچنین استفاده از طبقه‌بندی کننده موثر و کارآمد بیز مبتنی بر تابع کرنل<sup>۱</sup> [۲۱-۲۳] مشکل هم‌پوشانی حداقل گردید. مهمترین خصوصیت روش پیشنهادی حجم محاسبات پایین و اجرای ساده طبقه‌بندی کننده با ورودی‌های نگاشت شده به فضای

متناسب با انواع مختلف خطا می‌گردد. در نتیجه به ازای دو نوع خطای متفاوت، زوایای محاسبه شده مقادیر یکسان و یا نزدیک به هم پیدا می‌کنند و منجر به عدم تشخیص صحیح نوع خطا می‌گردد [۲ و ۴]. در روش‌های شناسایی الگو، جهت تصمیم‌سازی نهایی دو مرحله اصلی اجرا می‌شود: در مرحله اول، ویژگی‌های مورد نظر از سیگنال‌های انتخابی با و یا بدون روش پردازش سیگنال استخراج می‌گردد. در مرحله دوم، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی کننده ویژگی‌های انتخابی طبقه‌بندی می‌گردد. در [۱۱] بدون استفاده از روش پردازش سیگنال، بطور مستقیم سیگنال‌های ولتاژ و جریان نمونه‌برداری شده به عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در [۱۲] جهت طبقه‌بندی خطا از سیگنال جریان و شبکه عصبی از نوع پایه شعاعی بهره گرفته شده است. در [۱۳] شبکه عصبی پس‌انتشار با استفاده از سیگنال‌های ولتاژ و جریان نوع خطا را تعیین کرده است. در این‌گونه روش‌ها، با تغییر شکل موج‌ها بطور مستقیم بردار ورودی طبقه‌بندی کننده تحت تاثیر قرار می‌گیرد. لذا به طور گسترده‌ای انواع مختلف روش‌های پردازش سیگنال جهت استخراج ویژگی‌های موثر در طبقه‌بندی خطا مورد استفاده قرار گرفته است. در [۱۰] با استفاده از تبدیل موجک گسسته ابتدا سیگنال‌های جریان پردازش شده و سپس با استفاده از طبقه‌بندی کننده بیز نوع خطا شناسایی شده است. در [۷] ویژگی‌های استخراجی از سیگنال جریان توسط تبدیل موجک، با استفاده از شبکه عصبی جهت تعیین نوع خطا طبقه‌بندی شدند. با توجه به تعدد پارامترهای شبکه عصبی، از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای تعیین پارامترهای بهینه طبقه‌بندی کننده بهره گرفته شده است. در [۸] با استفاده از سیگنال‌های ولتاژ و جریان بطور هم‌زمان در دو مرحله استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل موجک و طبقه‌بندی توسط شبکه عصبی به طبقه‌بندی انواع مختلف خطا پرداخته است. در [۱۴] با استفاده از تبدیل موجک ویژگی‌های مختلفی به طور هم‌زمان از سیگنال‌های ولتاژ و جریان استخراج گردید و در مرحله بعدی با استفاده از شبکه عصبی نوع خطا تعیین می‌شود. علاوه بر این، روش پیشنهادی در [۱۴] با استفاده از میکروکنترلر پیاده‌سازی

<sup>1</sup> Kernel Naive Bayes

ویژگی نرمالیزه شده است.

## ۲- طبقه‌بندی‌کننده بیز مبتنی بر کرنل

در مساله طبقه‌بندی، هدف انتساب هر نمونه ورودی جدید به یکی از کلاس‌های خروجی می‌باشد. در روش طبقه‌بندی بر اساس استدلال بیزی، برای هر کمیتی یک توزیع احتمال وجود دارد که با مشاهده یک داده جدید و استدلال در مورد توزیع احتمال آن می‌توان تصمیم لازم را اتخاذ کرد.

تئوری بیز در فضای فرضیه  $C$  (شامل برچسب کلاس‌های طبقه‌بندی) به دنبال محتمل‌ترین فرضیه‌ای هست که در مورد داده‌های آموزشی  $X$  صدق کند. لذا فرض کنید که فضای فرضیه  $C$  و مجموعه داده‌های آموزش  $X$  موجود باشند. مقدار  $P(c)$  احتمال اولیه‌ای است که فرضیه  $C$  قبل از مشاهده نمونه آموزشی  $X$  داشته است (احتمال پیشین). اگر چنین احتمالی موجود نباشد می‌توان به تمامی فرضیه‌ها احتمال یکسانی نسبت داد.  $P(X)$  احتمال اولیه‌ای است که داده آموزشی  $X$  مشاهده خواهد شد.  $P(X|c)$  احتمال مشاهده داده آموزشی  $X$  به فرض آنکه فرضیه  $C$  صادق باشد را نشان می‌دهد (درست‌نمایی<sup>۴</sup>). در فرآیند یادگیری، دانستن  $P(c|X)$  یعنی احتمال اینکه با مشاهده داده آموزشی  $X$  فرضیه  $C$  صادق باشد، مطلوب است. این رابطه احتمال ثانویه<sup>۵</sup> نامیده می‌شود. احتمال اولیه مستقل از داده آموزشی است ولی احتمال ثانویه از داده آموزشی تاثیر می‌پذیرد. تئوری بیز امکان محاسبه احتمال ثانویه را بر مبنای احتمالات اولیه می‌دهد:

$$P(c|X) = \frac{P(X|c)P(c)}{P(X)} \quad (1)$$

از آنجائی که  $P(X)$  به ازای تمام کلاس‌ها یکسان است لذا می‌توان آن را حذف کرد:

$$P(c|X) = P(X|c)P(c) \quad (2)$$

در مسائل واقعی طبقه‌بندی توزیع درست‌نمایی (تابع چگالی احتمال شرطی  $P(X|c)$ ) و همچنین توزیع احتمال پیشین  $P(c)$  مشخص نیست. بدین منظور نیاز به یک مجموعه آموزشی است که برحسب کلاس‌های آن مشخص باشد (یادگیری با نظارت). در این مجموعه آموزشی هر کدام از نمونه‌ها مستقل از یکدیگر هستند. از آنجائی که

تعداد نمونه‌های تمام کلاس‌ها با هم برابر می‌باشد در نتیجه توزیع احتمال پیشین همه کلاس‌ها با هم برابر می‌باشد و اطلاعات آن بی‌اهمیت خواهد بود. برای برآورد تابع چگالی احتمال یک راه استفاده از روش‌های پارامتری است که در آن شکل تابع چگالی مشخص است در حالی که در توزیع‌های واقعی دقیقاً منطبق بر مدل پارامتری خاصی نیستند. در مقابل در روش‌های غیرپارامتری مانند اعمال تابع کرنل<sup>۶</sup> بر هر داده ورودی، تابع چگالی احتمال مبتنی بر تابع کرنل<sup>۷</sup> تخمین زده می‌شود. برای مثال با استفاده از کرنل گوسین<sup>۸</sup>، مرکز هر تابع گوسین داده ورودی است و پارامتر انحراف معیار که پراکندگی آن را تعیین می‌کند با استفاده از پهنای باند تعیین می‌شود. رابطه تخمین چگالی احتمال مبتنی بر کرنل عبارتست از:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \quad (3)$$

که  $K$  کرنل چگالی،  $x$  نمونه تست ورودی،  $X_i$  نمونه آموزش ورودی که موقعیت تابع کرنل را تعیین می‌کند،  $h$  پهنای باند تابع کرنل که اندازه پراکندگی هر تابع کرنل را مشخص می‌کند و  $n$  تعداد داده‌های ورودی است. روش بیز بر اساس تخمین چگالی مبتنی بر کرنل بطور موثری برای مسائل طبقه‌بندی بکار گرفته می‌شود بدین ترتیب که برای نمونه تست ورودی  $x$  بر حسب کلاس مربوطه  $y(x)$  با رابطه  $y(x) = \operatorname{argmax}_c \left( P(c) \times \prod_{i=1}^d P(x_i|c) \right)$  (بدست آمده از رابطه (۲)) ارزیابی می‌گردد، که  $d$  تعداد ویژگی‌ها است،  $x_i$   $i$ امین ویژگی مربوط به نمونه  $x$  است. احتمال شرطی  $P(x_i|c)$  می‌تواند با استفاده از رابطه (۳) به عنوان تخمین چگالی برحسب کرنل برای کلاس  $c$  نوشته شود.

در تخمین چگالی بر حسب کرنل انتخاب تابع کرنل موضوع چالشی و بحرانی نیست ولی از طرف دیگر انتخاب پهنای باند از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله بر اساس نتایج طبقه‌بندی، پهنای باند موردنظر انتخاب گردید. به ازای دو مقدار متفاوت پهنای باند، تابع توزیع چگالی ویژگی اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی متناظر با چهار نوع خطا در شکل‌های (۱) و (۲) نشان داده شده است [۲۱]

<sup>4</sup> Kernel function

<sup>5</sup> Kernel density estimation

<sup>6</sup> Gaussian

<sup>1</sup> Prior probability

<sup>2</sup> Likelihood

<sup>3</sup> Posterior probability

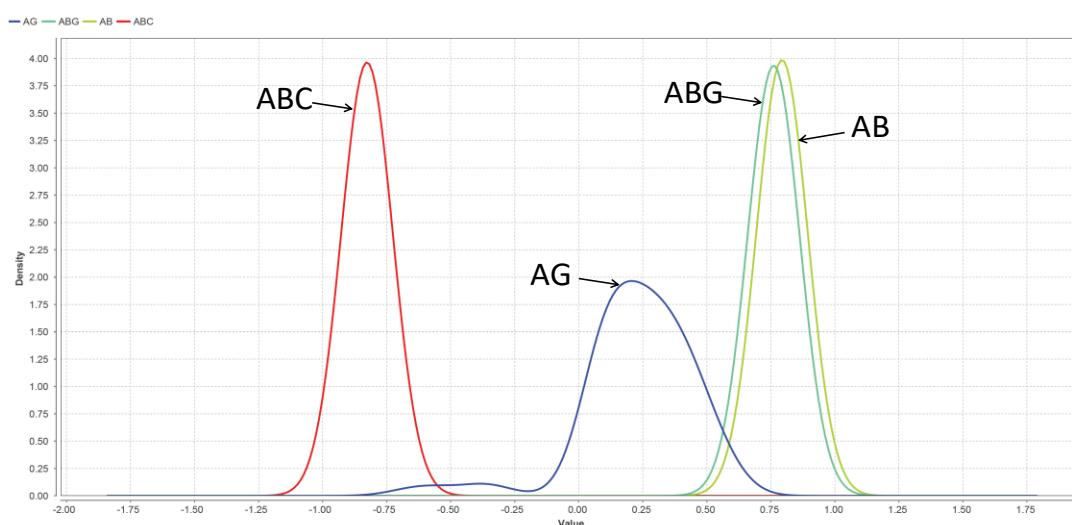
نوع اول بر اساس دامنه مولفه‌ها و نوع دوم بر اساس روابط زاویه‌ای بین مولفه‌ها. روابط زاویه‌ای بین مولفه‌های توالی در حالت ایده‌آل در شکل (۵) نشان داده شده است [۲]. برای مثال به ازای خطای AG، اندازه اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی و همچنین بین مولفه منفی و صفر، صفر است. در سیستم نمونه به ازای خطای تکفاز AG که در ۴۵ کیلومتری از محل رله با مقاومت خطای ۵ اهم رخ داده است اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی و همچنین بین مولفه منفی و صفر به ترتیب برابر ۲۸/۲ و ۳ درجه است. شکل موج‌های ولتاژ، جریان خطا، و اختلاف زوایای محاسبه شده بین مولفه‌های مثبت - منفی و منفی - صفر به ترتیب در شکل (۶) (الف)، (ب)، (ج)، و (د) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد به دلیل انحراف از مقادیر ایده‌آل، در [۱] راهکاری جهت انتخاب نوع خطا پیشنهاد شده است؛ بدین ترتیب که حول مقادیر زوایا، حاشیه  $\pm 30$  درجه در نظر گرفته شود. از طرف دیگر این میزان حاشیه منجر به ایجاد هم‌پوشانی می‌گردد که منجر به عدم تشخیص صحیح نوع خطا خواهد شد. همچنین استفاده از مقادیر زوایا به تنهایی در شناسایی خطای متقارن نیز ناتوان است. لذا در این مقاله با ننگاشت ویژگی‌های خام استخراجی به فضای ویژگی نرمالیزه شده و استفاده از روش بیز مبتنی بر کرنل، تعلق هر کدام از داده‌های نرمالیزه‌شده ورودی به کلاس مورد نظر تعیین می‌گردد.

[۲۲]. از جمله مهمترین دلایل استفاده از طبقه‌بندی کننده بیز مبتنی بر کرنل می‌توان به برخورداری از حداقل تعداد پارامتر تنظیمی، مناسب برای فضای ویژگی غیر خطی، قابل بکارگیری برای داده‌های با چند کلاس، قابلیت تعمیم‌پذیری خوب و همچنین قابل استفاده به ازای تعداد داده‌های آموزش کم اشاره کرد [۲۳].

### ۳- سیستم نمونه و روش پیشنهادی

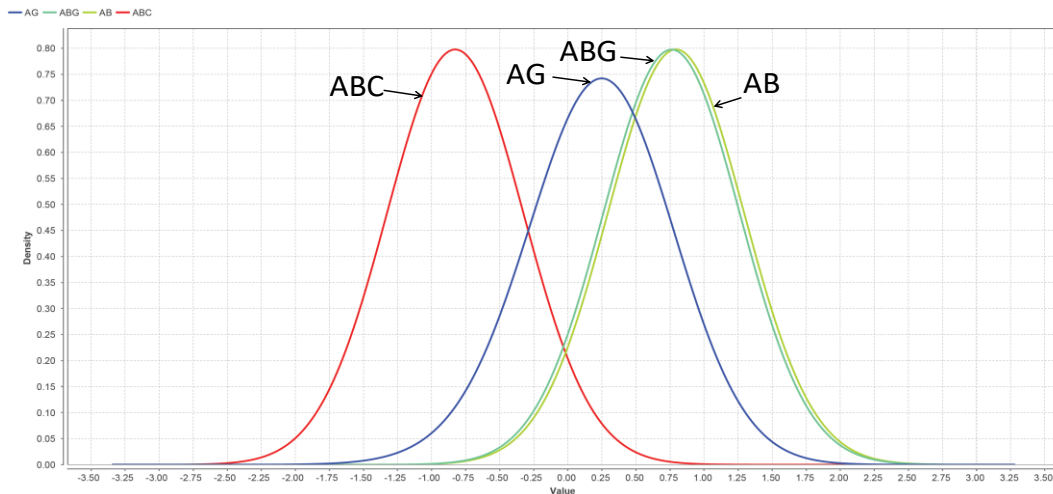
سیستم نمونه جهت بررسی و ارزیابی روش پیشنهادی یک سیستم دو ماشینه ۴۰۰ کیلوولت، ۵۰ هرتز می‌باشد که در محیط شبیه‌ساز نرم‌افزار MATLAB با استفاده از جعبه ابزار Sim Power Systems پیاده‌سازی شده است. داده‌های مربوط به اجزای سیستم نمونه (نشان داده شده در شکل (۳)) در جدول ۱ ارائه شده است.

روندنمای روش پیشنهادی در شکل (۴) نشان داده شده است. جهت استخراج بردار ویژگی مراحل زیر اجرا شده‌اند: در مرحله اول از سیگنال ولتاژ و جریان محل رله با فرکانس ۱ کیلوهرتز نمونه‌برداری شده است. سپس در مرحله دوم از فیلتر حذف مولفه DC استفاده شده است [۲۴]. در مرحله سوم با استفاده از فیلتر پایین‌گذر مرتبه دوم باترورث مولفه‌های فرکانس بالا حذف شدند و سپس در مرحله چهارم با استفاده از تبدیل فوریه سریع<sup>۱</sup> مولفه فرکانس پایه استخراج گردید. در مرحله آخر با استفاده از تبدیل فورسکیو مولفه‌های توالی مثبت، منفی، و صفر محاسبه می‌گردد. دو نوع ویژگی از این مولفه‌ها استخراج می‌شود:



شکل ۱: توزیع چگالی ویژگی اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی متناظر با چهار نوع خطا به ازای پهنای باند ۰/۱

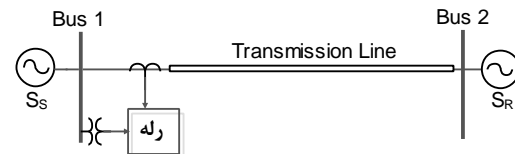
<sup>۱</sup> Fast Fourier Transform (FFT)



شکل ۲: توزیع چگالی ویژگی اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی متناظر با چهار نوع خطا به ازای پهنای باند ۰/۵

ویژگی‌های چهارم و پنجم زوایایی بین  $[۱۸۰ و -۱۸۰]$  هستند. لذا در این مقاله برای تبدیل مقادیر زاویه‌ای به مقادیر عددی استفاده از تابع تانژانت هیپربولیک<sup>۱</sup> پیشنهاد شده است. با اعمال تابع  $\tanh$  بر زوایایی که بین  $-۱۸۰$  تا  $+۱۸۰$  (محور افقی نمودار) هستند، مقادیر عددی بین  $[-۱ و ۱]$  در بازه  $-۱۸۰$  تا  $+۱۸۰$  (محور عمودی نمودار) حاصل می‌شود. از آنجائیکه تابع  $\tanh$  در بازه  $-۱۸۰$  تا  $+۱۸۰$  یک به یک است لذا به ازای مقادیر مختلف زاویه ورودی، مقادیر منحصر به فردی در خروجی بدست خواهد آمد. جهت آشکار شدن تاثیر تابع  $\tanh$  بر فضای ویژگی‌های زاویه‌ای استخراجی به ازای انواع مختلف خطا، شکل‌های (۷) و (۸) به ترتیب فضای ویژگی خام و فضای نگاشت شده به فضای نرمالیزه را نشان می‌دهند. همانطور که ملاحظه می‌گردد جداپذیری زوایای استخراجی در فضای ویژگی نرمالیزه شده با اعمال تابع  $\tanh$  حفظ می‌گردد. جهت ارزیابی، ویژگی‌های زاویه‌ای مستخرج از سیگنال جریان که برای مجموعه آموزش در نظر گرفته شده‌اند در شکل‌های (۷) و (۸) به صورت دوبعدی به نمایش درآمده است (جدول ۳ را ملاحظه کنید). بدین ترتیب ده ویژگی استخراجی از سیگنال‌های ولتاژ و جریان بعد از اعمال روش‌های نرمالیزه کردن جهت شناسایی نوع خطا آماده می‌گردد.

جدول ۲ مقادیر عددی برخی ویژگی‌های استخراجی را به ازای شرایط مختلف خطا نشان می‌دهد. از جدول ۲ ملاحظه می‌گردد که مقادیر زاویه از مقادیر ایده‌آل نشان داده شده در شکل (۵) فاصله دارند. در این مقاله فرآیند تشخیص نوع



شکل ۳: سیستم نمونه

جدول ۱: داده‌های مربوط به سیستم نمونه تحت مطالعه

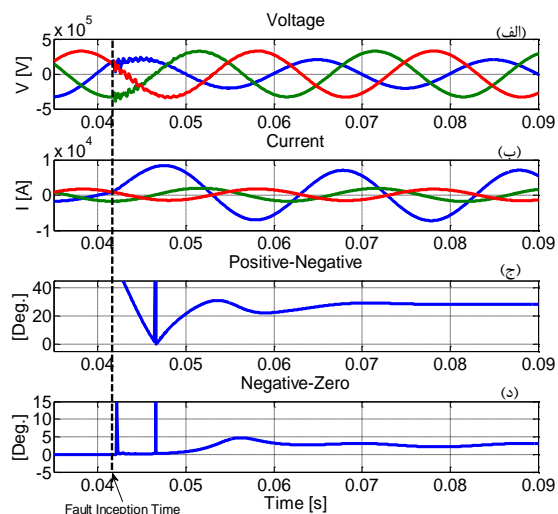
اجزا	پارامترها
خط انتقال	ولتاژ: ۴۰۰ [kV]، فرکانس: ۵۰ [Hz]، طول: ۱۰۰ [km]
	امپدانس توالی مثبت: $0.2546 + j0.2933$ [Ω/km]
	خازن توالی مثبت: ۱۲/۷۴ [nF/km]
	امپدانس توالی صفر: $0.3864 + j1.2963$ [Ω/km]
	خازن توالی صفر: ۷/۷۵۱ [nF/km]
منابع ولتاژ	سطح اتصال کوتاه سمت فرستنده=۸۵۰۰ [MVA]
	سطح اتصال کوتاه سمت گیرنده=۹۰۰۰ [MVA]
	$X/R=۱۰$

### ۳-۱- آماده‌سازی بردار ورودی:

پنج نوع ویژگی استخراجی از مولفه‌های توالی ولتاژ و جریان عبارتند از: ۱- اندازه مولفه مثبت، ۲- اندازه مولفه منفی، ۳- اندازه مولفه صفر، ۴- اختلاف زاویه بین مولفه مثبت و منفی، و ۵- اختلاف زاویه بین مولفه منفی و صفر. بعد از استخراج ویژگی‌های فوق، جهت طبقه‌بندی صحیح، لازم و ضروری است که ویژگی‌ها نرمالیزه شوند. از آنجائی که سه ویژگی اول بر اساس دامنه هستند، با استفاده از روش کمینه-بیشینه بین بازه  $[۱ و -۱]$  نرمال می‌شوند [۳].

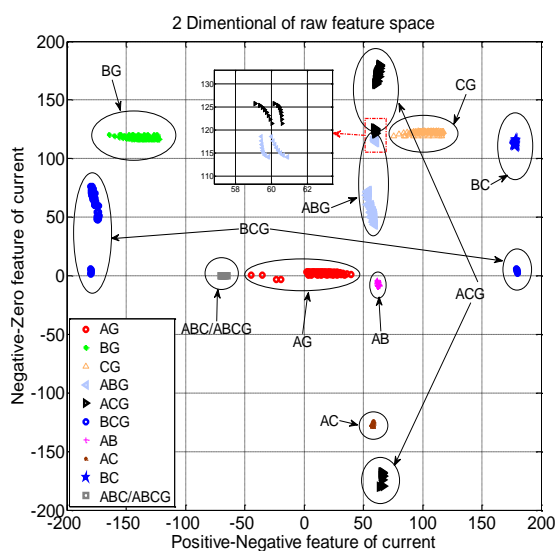
<sup>۱</sup> Tangent Hyperbolic (tanh)

پیشنهادی بررسی شود. علاوه بر این روش پیشنهادی از دیدگاه‌های مختلفی نیز مورد بحث قرار گرفته است.



شکل ۶: شکل موج‌های (الف) ولتاژ خطا، (ب) جریان خطا، (ج) اختلاف زاویای محاسبه شده بین مولفه‌های مثبت - منفی و (د) اختلاف زاویای محاسبه شده بین مولفه‌های منفی - صفر

طی خطای AG

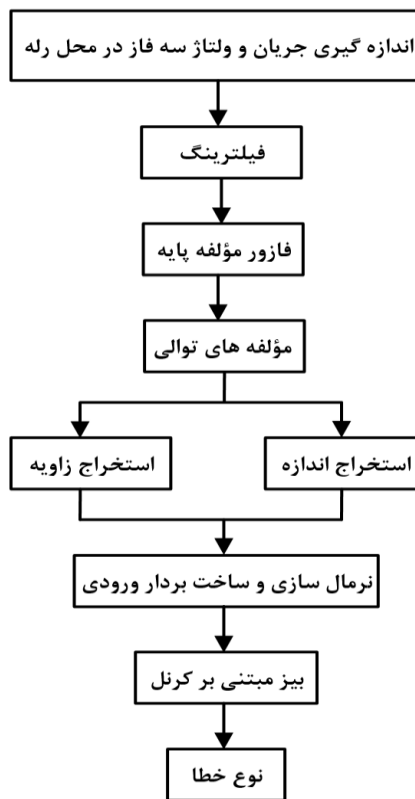


شکل ۷: فضای ویژگی‌های زاویه‌ای قبل از نرمال شدن به ازای انواع مختلف خطا

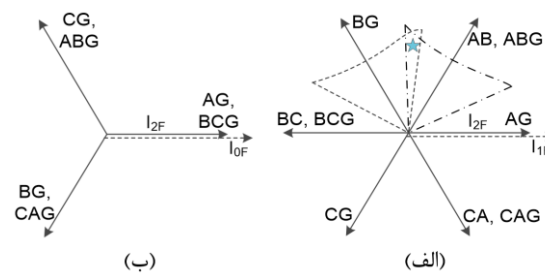
۴-۱- نتایج عددی طبقه‌بندی کننده

در این بخش علاوه بر اینکه نتایج عددی متناظر با داده‌های تست محاسبه شده‌اند، نحوه انتخاب پارامتر پهنای باند  $h$  و تاثیر آن بر نتایج عددی شرح داده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد به ازای ۳۲۰۰ داده آموزش و ۱۲۰۰ داده تست و انتخاب پارامتر  $h$  به اندازه ۰/۱ حداکثر دقت طبقه‌بندی بدست آمده است. جدول ۴ تاثیر تغییر پارامتر طبقه‌بندی کننده بر نتایج طبقه‌بندی کننده را نشان می‌دهد.

خطا با استفاده از روش طبقه‌بندی بیز مبتنی بر کرنل کامل می‌شود. در این روش تصمیم‌گیری، با استفاده از استدلال بیز و استفاده از تابع کرنل جهت تعیین تابع چگالی احتمال، کلاس نمونه ورودی تعیین می‌گردد.



شکل ۴: روندنمای روش پیشنهادی



شکل ۵: روابط زاویه‌ای بین مولفه‌های توانی در حالت ایده‌آل (الف) بین مولفه‌های مثبت و منفی و (ب) بین مولفه‌های منفی و صفر [۳]

۴-۲ نتایج شبیه‌سازی

در این بخش با استفاده از سیگنال‌های اندازه‌گیری شده از سیستم نمونه، روش پیشنهادی ارزیابی می‌گردد. بدین منظور همه‌ده نوع خطا مطابق شرایطی که در جدول ۳ نشان داده شده است شبیه‌سازی می‌گردد. از جدول ۳ قابل مشاهده است که داده‌های آموزش و تست متفاوت هستند تا بدین ترتیب میزان کارایی و تعمیم‌پذیری روش

جدول ۲: نمایش عددی ویژگی‌ها به ازای انواع مختلف خطا

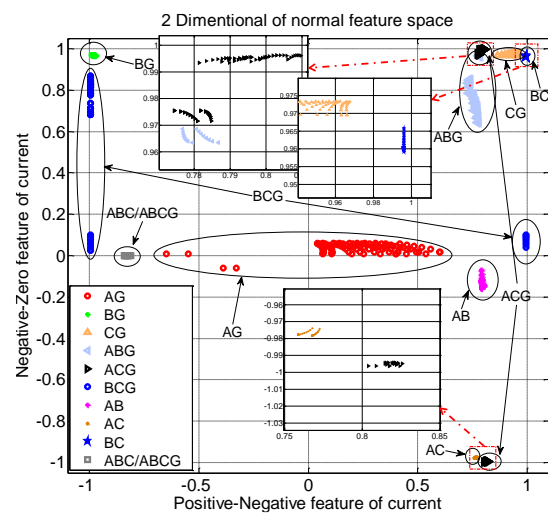
ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال جریان					نوع خطا	نوع ویژگی	شرایط خطا
اندازه دامنه مولفه صفر [A]	اندازه دامنه مولفه منفی [A]	اندازه دامنه مولفه مثبت [A]	اختلاف فاز بین مولفه منفی و صفر [°]	اختلاف فاز بین مولفه مثبت و منفی [°]			
۴۱۷۸,۷۵	۳۴۹۷,۲۸۸	۳۷۳۸,۵۳۳	۳,۲۵۹۲	۲,۴۲۶	AG	مقادیر خام ویژگی‌ها	زاویه وقوع خطا = ۲۰ [°]، مقاومت خطا = ۰ [Ω]، زاویه توان = ۲۰- [°]، مکان خطا = ۱۵ [km]
۴۱۷۳,۳۶	۳۵۰۱,۵۷۳	۳۷۴۲,۸۰۸	۱۲۳,۲۶۹	۱۱۷,۵۷۶	CG		
۳۳۴۸,۴۶	۵۵۶۷,۴۸۸	۸۶۰۷,۸۸	۱,۴۱۸	-۱۷۹,۴۲۸	BCG		
۰,۰۴۳۱	۶۹۶۶,۲۸۱	۷۲۱۱,۹۶۹	-۴,۲۴۴	۶۱,۱۷۸	AB		
۰,۰۰۰	۱,۳۳۳	۱۴۱۷۶,۲۹	۰,۰۰۰	-۶۴,۸۴۲	ABC		
۰,۹۹۹	۰,۰۰۳	-۰,۵۲۰	۰,۹۹۷۰	۰,۹۸۴۵	AG	مقادیر نرمال شده ویژگی‌ها	
۰,۹۹۶	۰,۰۰۴	-۰,۵۲۰	۱,۰	۱,۰	CG		
۰,۶۰۱	۰,۵۹۷	۰,۱۸۹	۰,۸۸۹۲	-۱,۰	BCG		
-۰,۹۹۹	۰,۹۹۹	-۰,۰۱۴	-۰,۹۹۹۵	۱,۰	AB		
-۱,۰	-۱,۰	۱,۰	۰,۰	-۱,۰	ABC		

پهنای باند ۰/۱ و ۰/۲ به ترتیب برابر ۹۹/۳۵٪ و ۱۰۰/۰٪ شده است. از آنجائی که در روش پیشنهادی از سیگنال‌های ولتاژ هم بهره گرفته شده است لذا دقت روش به ازای سطح اتصال کوتاه پایین‌تر دستخوش تغییر نشده است.

جدول ۳: تغییر پارامترهای سیستم نمونه جهت تولید داده‌های آموزش و تست

شرایط خطا	مقادیر متناظر	
	آموزش	تست
مقاومت خطا [Ω]	۰, ۲۰, ۴۰, ۶۰, ۸۰	۱۰, ۳۰, ۵۰, ۷۰
زاویه توان [°]	۲۰- و ۲۰	۱۵- و ۱۵
زاویه وقوع خطا [°]	۲۰, ۴۰, ۶۰, ۸۰	۱۰, ۳۰, ۵۰, ۷۰
مکان خطا [km]	۱۵, ۲۵, ۳۵, ۴۵, ۵۵, ۶۵	۲۰, ۴۰, ۶۰, ۸۰

جهت ارزیابی کامل‌تر، داده‌های مربوط به سیگنال ولتاژ حذف گردید و فرآیند فوق تکرار شد. با اعمال روش پیشنهادی دقت روش به ازای پهنای باند ۰/۱ و ۰/۲ به ترتیب برابر ۹۵/۶۲٪ و ۹۷/۵۰٪ شده است. از این‌رو استفاده از سیگنال ولتاژ هم می‌تواند به عنوان یک بخش از الگوریتم اصلی بکار رود و هم می‌تواند به عنوان یک افزونه طی



شکل ۸: فضای ویژگی‌های زاویه‌ای بعد از نرمال شدن به ازای انواع مختلف خطا

#### ۴-۲- تاثیر سطح اتصال کوتاه

روش پیشنهادی به ازای سطح اتصال کوتاه‌های پایین هم مورد ارزیابی واقع شده است. بدین منظور داده‌های آموزشی که به ازای سطح اتصال کوتاه ۸۵۰۰ و ۹۵۰۰ مگاوات‌آمپر تولید شده بودند ثابت نگه داشتند و داده‌های تست جدیدی با سطح اتصال کوتاه ۲۰۰۰ و ۲۵۰۰ مگاوات‌آمپر تولید شدند. با اعمال روش پیشنهادی دقت روش به ازای

ترانسفورماتور جریان به ترتیب برابر ۲ و ۵۰ کیلوهرتز است [۲۵]. از طرف دیگر فرکانس نمونه‌برداری مورد استفاده در مقاله ۱ کیلوهرتز است لذا طرح پیشنهادی با پاسخ فرکانسی مبدل‌های رایج نیز سازگار است.

#### ۴-۴- تاثیر نويز

در یک سیستم قدرت ترانسفورماتورهای ولتاژ، جریان، فیلترهای آنالوگ و مبدل‌های آنالوگ به دیجیتال منابع ایجاد نویز محسوب می‌شوند. به طور کلی در سیستم‌های قدرت، مقادیر سیگنال به نویز در محدوده ۲۷ تا ۵۰ دسی‌بل در نظر گرفته می‌شوند که در سطوح فشارقوی این نسبت بیش از ۴۰ دسی‌بل فرض می‌گردد [۲۶]. لذا در این مقاله محدوده ۲۰، ۳۰، و ۴۰ دسی‌بل جهت ارزیابی روش پیشنهادی انتخاب گردیده است. بدین منظور داده‌های آموزش بدون نویز نگه داشته می‌شوند و داده‌های تست نویزی می‌شوند. همانطور که از جدول ۵ ملاحظه می‌گردد، دقت‌های بدست آمده طی شرایط نویزی میزان قابل قبولی دارد.

#### ۴-۵- تاثیر انتخاب سيگنال ورودی

روش پیشنهادی تنها با استفاده از سیگنال جریان و همچنین تنها با استفاده از سیگنال ولتاژ مورد ارزیابی قرار گرفته است. بدین منظور در مراحل آموزش و تست وقتی از سیگنال جریان و ولتاژ به تنهایی استفاده شده است دقت روش پیشنهادی ۱۰۰/۰۰٪ بدست آمده است. بنابراین روش منحصراً به ازای وجود هر کدام از سیگنال‌ها دقت حداکثری دارد و این مزیت می‌تواند به ازای خطاهای با سطح اتصال کوتاه پایین و همچنین خطاهای با مقاومت بالا منجر به کارآمدی روش پیشنهادی گردد.

خطاهای با سطح اتصال کوتاه پایین مورد استفاده قرار گیرد. در این مقاله نتایج دقت روش پیشنهادی به ازای استفاده از سیگنال‌های ولتاژ و جریان به طور هم‌زمان ارائه شده است.

جدول ۴: تاثیر پارامتر پهنای باند بر دقت طبقه‌بندی روش

پیشنهادی

مقادیر پارامتر h	دقت طبقه‌بندی (%)
۰/۱	۱۰۰/۰۰
۰/۲	۱۰۰/۰۰
۰/۳	۹۸/۷۵
۰/۴	۹۷/۵۰
۰/۵	۹۶/۲۵
۰/۶	۹۶/۲۵
۰/۷	۹۵/۶۲
۰/۸	۹۵/۶۲
۰/۹	۹۵/۶۲
۱	۹۵/۶۲

جدول ۵: دقت‌های بدست آمده طی شرایط نویزی

سطح نویز (دسی‌بل)	دقت طبقه‌بندی (%)
۴۰	۹۸/۶۵
۳۰	۹۷/۳۵
۲۰	۹۶/۶۱

#### ۴-۳- تاثیر ترانسفورماتورهای اندازه‌گیری

مبدل‌های ولتاژ و جریان رایج محدودیت پاسخ فرکانسی دارند. مشخصه پاسخ فرکانسی ترانسفورماتور ولتاژ خازنی و

جدول ۶: مقایسه روش پیشنهادی با برخی از کارهای مشابه

مراجع	سیگنال‌های قابل استفاده	روش پردازش سیگنال	طبقه‌بندی کننده	فرکانس نمونه‌برداری (کیلوهرتز)
[۱۰]	فقط جریان	تبدیل موجک	بیز خطی	۵۰۰
[۷]	فقط جریان	تبدیل موجک	شبکه عصبی	۱۲/۷۷
[۹]	ولتاژ و جریان	تبدیل فوری	درخت تصمیم‌گیری	۱۰
[۱۷]	فقط جریان	تبدیل S	شبکه عصبی احتمالی	۱۲/۸
روش پیشنهادی	جریان و / یا ولتاژ	تبدیل فوری	بیز مبتنی بر کرنل	۱



## ۴-۶- تاثیر انتخاب طبقه‌کننده

در این بخش به ازای انواع مختلف طبقه‌بندی‌کننده‌ها روش پیشنهادی اجرا گردید. با توجه به شکل (۸) فضای ویژگی‌ها کاملاً به صورت غیرخطی است و لذا انتخاب طبقه‌بندی‌کننده مناسب از اهمیت بالایی برخوردار است. سه روش طبقه‌بندی به نام‌های ماشین بردار پشتیبان،  $k$ - نزدیک-ترین همسایه و درخت تصمیم‌گیری بدین منظور بکار گرفته شده است. از بین این سه روش تنها روش ماشین بردار پشتیبان با استفاده از کرنل غیرخطی تابع بردار شعاعی توانست به دقت حداکثر برسد و دو روش دیگر نتوانستند به دقتی بیش از ۳۰٪ دست پیدا کنند. ماشین بردار پشتیبان برای رسیدن به بهترین نتیجه علاوه بر انتخاب تابع کرنل و پارامتر مربوط به آن، نیاز به انتخاب پارامتر تاثیرگذار دیگری نیز دارد درحالی‌که روش پیشنهادی تنها نیاز به انتخاب یک پارامتر دارد.

## ۴-۷- مقایسه روش پیشنهادی

در این بخش، در جدول ۶ روش پیشنهادی با برخی از مقالات مقایسه شده است. در مقالات مورد مقایسه ساختار، سطح ولتاژ سیستم تحت مطالعه، و محل اندازه‌گیری سیگنال خطا مشابه این مقاله است. روش پیشنهادی هم با استفاده از سیگنال جریان و هم با استفاده از سیگنال ولتاژ و فرکانس نمونه‌برداری یک کیلوهرتز به دقت قابل قبولی دست یافته است. قابل ذکر است که فرآیند استخراج ویژگی برای هر دو نوع سیگنال یکسان است. درحالی‌که مراجع [۱۰]، [۷]، [۹] و [۱۷] به ترتیب هر کدام با استفاده از فرکانس نمونه‌برداری ۵۰۰، ۱۲۷۷، ۱۰، و ۱۲/۸ کیلوهرتز با حداکثر دقت انواع مختلف خطا را طبقه‌بندی کرده‌اند. علاوه بر این در روش پیشنهادی با استفاده از تبدیل فوریه مولفه پایه استخراج گردیده است در حالی‌که در [۱۰] و [۷] از روش تبدیل موجک با پیچیدگی‌های بیشتر استفاده شده است که نیاز به انتخاب نوع موجک و تعداد سطح تجزیه دارد و در [۱۷] با استفاده از تبدیل  $S$  که حجم محاسباتی بالایی دارد ویژگی‌های مورد نیاز استخراج شده است. در [۹]، روش پیشنهادی با استفاده از نوزده مولفه هارمونیک استخراجی از سیگنال‌های ولتاژ و جریان بطور همزمان به طبقه‌بندی خطا پرداخته است که وابستگی روش به حضور مولفه‌های فرکانسی مختلف می‌تواند دقت روش را به ازای برخی شرایط تحت تاثیر قرار دهد.

## ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله نشان داده شده است که استفاده از روش‌های شناسایی الگو به همراه توابع نظارتی مرسوم که برای حفاظت خطوط انتقال در رله‌های عددی امروزی بکار می‌رود منجر به بهبود طبقه‌بندی انواع مختلف خطا می‌شود. مهمترین نکاتی که از روش پیشنهادی قابل نتیجه‌گیری هستند عبارتند از:

- ویژگی‌های استخراجی از روابط بین زوایا و اندازه مولفه‌های توالی سیگنال جریان و ولتاژ با استفاده از ترانسفورماتورهای جریان و ولتاژ رایج قابل دسترس است.
- ساده و در دسترس بودن، موثر در طبقه‌بندی با قابلیت تفکیک‌پذیری قابل قبول، و سرعت استخراج مناسب (نیم سیکل) از جمله مزایای ویژگی‌های استخراجی می‌باشد.
- نرمال‌سازی ویژگی‌های زاویه‌ای با روش موثر و جدید بدون آنکه ویژگی تفکیک‌پذیری ویژگی‌ها از بین برود انجام شد.
- روش پیشنهادی هم با استفاده از سیگنال جریان و هم ولتاژ قابلیت اجرا دارد.
- طبقه‌بندی‌کننده بیز مبتنی بر کرنل با یک پارامتر تنظیمی کارآمد و موثر در فضای ویژگی غیر خطی است.

## ۶- مراجع

- [1] B. Kasztenny, B. Campbell, and J. Mazereeuw, "Phase selection for single-pole tripping-weak infeed conditions and cross country faults", In Proceedings of the 27th Annual Western Protective Relay Conference, October 2000, pp. 24 – 26.
- [2] G. E. Energy, "D60 Line Distance Protection System Instruction Manual", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. x, NO. xx, January 2014.
- [3] Z. Moravej, M. Pazoki, and M. Khederzadeh, "New pattern-recognition method for fault analysis in transmission line with UPFC", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 30, NO. 3, June 2015, pp. 1231 – 1242.
- [4] E. D. Alstom, "MiCOMho P445 Fast Multifunction Distance Protection Relay", in Technical Manual, 2011.
- [5] T. Bouthiba, "Fault detection and classification technique in EHV transmission lines based on artificial neural networks", European transactions on electrical power, Vol. 15, NO. 5, September 2002, pp. 443 – 454.
- [6] F. Gao, J. S. Thorp, S. Gao, A. Pal and K. A. Vance, "A Voltage Phasor Based Fault-classification Method for Phasor Measurement Unit Only State Estimator Output", Electric Power Components and Systems, Vol. 43, NO. 1, January 2015, pp. 22 – 31.
- [7] J. Upendar, C. P. Gupta, G. K. Singh, and G. Ramakrishna, "PSO and ANN-based fault classification for protective relaying", IET generation, transmission & distribution, Vol. 4, NO. 10, October 2010, pp. 1197 – 1212.
- [8] K. M. Silva, B. A. Souza, and N. S. Brito, "Fault detection and classification in transmission lines based on wavelet transform and ANN", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, NO. 4, October 2006, pp. 2058 – 2063.
- [9] 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, October 2010, pp. 2190 – 2196.
- [10] F. E. Perez, E. Orduna, and G. Guidi, "Adaptive wavelets applied to fault classification on transmission lines", IET generation, transmission & distribution, Vol. 5, NO. 7, July 2011, pp. 694 – 702.
- [11] A. A. Yusuff, A. A. Jimoh, and J. L. Munda, "Determinant-based feature extraction for fault detection and classification for power transmission lines", IET generation, transmission & distribution, Vol. 5, NO. 12, December 2011, pp. 1259 – 1267.
- [12] R. N. Mahanty, and P. D. Gupta, "Application of RBF neural network to fault classification and location in transmission lines", IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, Vol. 151, NO. 2, March 2004, pp. 201 – 212.
- [13] M. B. Hessine, H. Jouini, and S. Chebbi, "Fault detection and classification approaches in transmission lines using artificial neural networks", In Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), Beirut, Lebanon, 17th IEEE, April 2014, pp. 515 – 519.
- [14] E. Koley, R. Kumar, and S. Ghosh, "Low cost microcontroller based fault detector, classifier, zone identifier and locator for transmission lines using wavelet transform and artificial neural network: A hardware co-simulation approach", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 81, October 2016, pp. 346 – 360.
- [15] P. Ray, and D. P. Mishra, "Support vector machine based fault classification and location of a long transmission line", Engineering science and technology, an international journal, Vol. 19, NO. 3, September 2016, pp. 1368 – 1380.
- [16] S. R. Samantaray, P. K. Dash, and G. Panda, "Fault classification and location using HS-transform and radial basis function neural network", Electric Power Systems Research, Vol. 76, NO. 9-10, June 2006, pp. 897 – 905.
- [17] N. Roy, and K. Bhattacharya, "Detection, Classification, and Estimation of Fault Location on an Overhead Transmission Line Using S-transform and Neural Network", Electric Power Components and Systems, Vol. 43, NO. 4, February 2015, pp. 461 – 472.
- [18] N. Roy, and K. Bhattacharya, "Signal analysis-based fault classification and estimation of fault location of an unbalanced network using S-transform and neural network", IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 11, NO. 4, July 2016, pp. 401 – 409.
- [19] A. Yadav, and A. Swetapadma, "Enhancing the performance of transmission line directional relaying, fault classification and fault location schemes using fuzzy inference system", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 9, NO. 6, February 2015, pp. 580 – 591.
- [20] O. A. Youssef, "Combined fuzzy-logic wavelet-based fault classification technique for power system relaying", IEEE transactions on power delivery, Vol. 19, NO. 2, April 2004, pp. 582 – 589.

- [21] B. Liu, Y. Yang, G. I. Webb, and J. Boughton, "A comparative study of bandwidth choice in kernel density estimation for naive Bayesian classification", In Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Springer, Berlin, Heidelberg, April 2009, pp. 302 – 313.
- [22] A. Pérez, P. Larrañaga, and I. Inza, "Bayesian classifiers based on kernel density estimation: Flexible classifiers", International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 50, NO. 2, February 2009, p. 341.
- [23] S. C. Wang, R. Gao, and L. M. Wang, "Bayesian network classifiers based on Gaussian kernel density", Expert Systems with Applications, Vol. 51, June 2016, pp. 207 – 217.
- [24] G. Benmouyal, "Removal of DC-offset in current waveforms using digital mimic filtering", IEEE Transactions on power delivery, Vol. 10, NO. 2, April 1995, pp. 621 – 630.
- [25] A. G. Phadke, and J. S. Thorp, "Synchronized phasor measurements and their applications", New York: Springer, Vol. 1, January 2008.
- [26] P. F. Ribeiro, C. A. Duque, P. M. Ribeiro, and A. S. Cerqueira, "Power systems signal processing for smart grids", John Wiley & Sons, September 2013.