

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۳/۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۸/۲۴

تشخیص خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع با استفاده از تبدیل موجک ایستا

زهرا مروج^{۱*}، مهرداد قهرمانی^۲

^۱ استاد دانشکده مهندسی برق، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

zmoravej@semnan.ac.ir

^۲ دانشجو دکتری دانشکده مهندسی برق، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

mehrdad_ghahremani@semnan.ac.ir

چکیده: در این مقاله، روشی جدید برای تشخیص خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع ارائه شده است. در روش پیشنهادی، از تبدیل موجک ایستا (SWT) به منظور استخراج ویژگی‌ها استفاده شده است. الگوریتم تشخیص بروز اغتشاش در شبکه، با استفاده از تغییرات ویژگی‌های انتخاب شده در پنجره‌های داده پس از بروز خطا در مقایسه با پنجره‌های داده پیش از بروز خطا، خطای امپدانس بالا را شناسایی می‌کند. همچنین با استفاده از سیستم تصمیم‌گیری مبتنی بر رأی، بر اساس تجمیع خروجی طبقه‌بندی‌کننده PNN و استفاده از سه پنجره داده پساغتشاش، قابلیت اطمینان روش پیشنهادی بهبود بخشیده شده است. نتایج اجرای روش پیشنهادی برای تشخیص خطای امپدانس بالا بر روی شبکه ۳۴ گره IEEE در نرم‌افزار EMTP-RV بیانگر دقت، قابلیت اطمینان و امنیت در سطح بالایی است.

واژه‌های کلیدی: خطای امپدانس بالا، شبکه‌های توزیع، تبدیل موجک ایستا، تشخیص اغتشاش، شبکه عصبی احتمالی.

خطا استفاده می‌کنند، تعیین مقادیر آستانه برای هر ویژگی است؛ با توجه به پیچیدگی و غیرخطی بودن فضای ویژگی‌ها استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های هوشمند، راه‌حل مناسبی به‌جای استفاده از مقادیر آستانه است؛ که این طبقه‌بندی‌کننده‌ها شامل شبکه‌های عصبی [۸، ۱۴، ۱۸ و ۲۴]، ماشین بردار پشتیبان [۵، ۱۹، ۲۵ و ۲۶]، منطق فازی [۹ و ۲۷] و ترکیب روش‌های فازی و عصبی [۱۰ و ۱۱] است.

مشکل اصلی در تشخیص خطای امپدانس بالا، شناسایی و تشخیص خطای امپدانس بالا از سایر وقایع غیر خطای HIF شبکه مانند قطع و وصل بارهای خطی، یک‌سوسازها، بانک خازنی و... می‌باشد که با افزایش استفاده از ابزارهای الکترونیک قدرت در مصارف خانگی و صنایع کوچک و سایر بارهای غیرخطی و هارمونیک در شبکه‌های توزیع، تشخیص ایمن این خطا با چالش‌های جدی مواجه شده است. با توجه به این شرایط نمی‌توان از ویژگی‌های یگانه برای تشخیص خطا استفاده کرد، لذا به‌منظور افزایش دقت تشخیص خطا و تمایز بین خطای HIF از سایر وقایع شبکه، باید از ترکیب چند ویژگی استفاده شود [۶].

در این مقاله، روش جدیدی برای تشخیص خطای امپدانس بالا در حضور سایر رخداد‌های شبکه ارائه شده است؛ روش پیشنهادی شامل مراحل زیر است.

- استفاده از تبدیل موجک ایستا^۲ برای استخراج ویژگی‌ها (به دلیل حساس بودن تبدیل موجک گسسته^۳ نسبت به جابه‌جایی در حوزه زمان و عدم حساس بودن تبدیل موجک ایستا به جابه‌جایی) و اعمال آن‌ها به طبقه‌بندی‌کننده PNN^۴ برای تشخیص خطا؛
- استفاده از یک سیستم تصمیم‌گیری مبتنی بر رأی بر اساس تجمیع خروجی طبقه‌بندی‌کننده PNN (برای بهبود دقت تصمیم‌گیری در مورد خطای HIF از داده‌های سه پنجره پسااختشاش^۵ استفاده شده است).

به‌منظور ارزیابی روش پیشنهادی، شبکه ۳۴ گره IEEE انتخاب و همچنین سایر رویدادهای شبکه در نرم‌افزار EMTP-RV شبیه‌سازی شده است. نرخ نمونه‌برداری مورد استفاده توسط الگوریتم ۶۴۰۰ هرتز یا ۱۲۸ نمونه در سیکل برای فرکانس ۵۰ هرتز است. در بخش ۲ به ویژگی‌های انتخاب‌شده با استفاده از

خطای امپدانس بالا^۱ در شبکه‌های توزیع انرژی الکتریکی در اثر اتصال هادی برق‌دار با زمین، از طریق یک جسم با امپدانس نسبتاً بزرگ به وجود می‌آید و معمولاً همراه با قوس الکتریکی است [۱]. به دلیل ولتاژ کم شبکه و بالا بودن امپدانس بین زمین شبکه و هادی برق‌دار، جریان جاری در محل خطا کم خواهد بود و از مرتبه جریان‌های بار خطوط است [۲ و ۳]؛ که در مراجع مختلف جریان خطای امپدانس بالا بین ۰/۵ تا ۷۵ آمپر [۴] و گاه تا ۱۰۰ آمپر [۵] گزارش شده است. بر همین اساس، حفاظت‌های مبتنی بر مقدار جریان در شبکه توزیع قادر به تشخیص این نوع خطاها نیستند. از ویژگی‌های خطای امپدانس بالا به کم بودن مقدار جریان جاری در محل خطا، قوس الکتریکی، غیر سینوسی بودن جریان خطا، عدم تقارن در شکل موج جریان و... می‌توان اشاره کرد. از آنجا که جریان خطای امپدانس بالا در محدوده جریان‌های مجاز تجهیزات شبکه است، این خطا موجب آسیب جدی به تجهیزات شبکه نمی‌شود. انگیزه اولیه برای تشخیص این نوع خطا در شبکه‌های توزیع، جلوگیری از صدمه دیدن افراد و سپس جلوگیری از آتش‌سوزی، پیشگیری از وقوع خاموش‌های احتمالی و کاهش مدت‌زمان خاموشی است. مقالات چاپ‌شده در سال‌های اخیر نشان‌دهنده اهمیت تشخیص خطای امپدانس بالا به‌عنوان یکی از چالش‌های شرکت توزیع انرژی الکتریکی است [۶] که باید به‌سرعت این خطا شناسایی و رفع شود. تحقیقات برای شناسایی خطاهای امپدانس بالا تقریباً از اواسط دهه ۷۰ میلادی شروع شد [۷]؛ که روش‌های ارائه‌شده برای تشخیص خطای HIF از دو مرحله اصلی شامل استخراج ویژگی‌ها و تصمیم‌گیری تشکیل شده است. منظور از فرایند استخراج ویژگی‌ها، انتخاب و محاسبه کمیت‌های عددی از داده‌های اندازه‌گیری یا شبیه‌سازی شده برای تشخیص است که می‌تواند در قالب حوزه زمان [۸-۱۰]، حوزه فرکانس مانند روش‌های مبتنی بر تبدیل فوری [۱۱-۱۳] و تبدیل‌های مبتنی بر حوزه زمان-فرکانس [۱۴-۲۱] طبقه‌بندی شده است.

پس از استخراج ویژگی‌های لازم، باید در مورد وقوع خطای HIF تصمیم‌گیری شود. یکی از روش‌های ساده برای تشخیص خطا، تصمیم‌گیری با استفاده از مقادیر آستانه است [۲۰، ۲۲ و ۲۳]. مشکل اصلی روش‌هایی که از مقادیر آستانه برای تشخیص

2. Stationary Wavelet Transform
3. Discrete Wavelet Transform
4. Probabilistic Neural Network
5. Post-Disturbance

1. High Impedance Fault

$$WP_{A_j}^{(VI)} = \frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} a_j^{(V)}(n) a_j^{(I)}(n) \quad (3)$$

که $a_j^{(V)}, d_j^{(V)}, a_j^{(I)}, d_j^{(I)}$ به ترتیب ضرایب تقریبی پنجره‌های داده ولتاژ و جریان و ضرایب دقیق پنجره‌های داده ولتاژ و جریان در سطح تجزیه هستند.

- توان راکتیو (W_Q): با استفاده از توان ظاهری (رابطه ۴) و توان اکتیو، می‌توان توان راکتیو در سطح تجزیه را به دست آورد.

$$W_{S_{D_j}}^{(VI)} = rms(d_j^{(V)}(n)) \cdot rms(d_j^{(I)}(n)) \quad (4)$$

$$W_{Q_{D_j}}^{(VI)} = \sqrt{W_{S_{D_j}}^{(VI)2} - W_{P_{D_j}}^{(VI)2}} \quad (5)$$

- انحراف معیار استاندارد (W_{Std}): انحراف معیار استاندارد ضرایب دقیق موجک در سطح تجزیه را برای پنجره داده S به صورت زیر است:

$$W_{Std_{D_j}}^{(VI)} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} (d_j^{(s)}(n) - \overline{d_j^{(s)}})^2} \quad (6)$$

$$\overline{d_j^{(s)}} = \frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} d_j^{(s)}(n) \quad (7)$$

- آنتروپی نسبی موجک (W_{EE}): انرژی نسبی هر یک از ضرایب دقیق در سطح Jام تجزیه به صورت زیر است [۳۰]:

$$P_{d_j^{(s)}}(n) = \frac{(d_j^{(s)}(n))^2}{W_{E_{D_j}}^{(s)}} \quad (8)$$

$$W_{E_{D_j}}^{(s)} = \frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} (d_j^{(s)}(n))^2 \quad (9)$$

انرژی نسبی هر ضریب $P_{d_j^{(s)}}(n)$ یک تابع توزیع احتمال برای انرژی است. آنتروپی انرژی موجک ضرایب دقیق در سطح J تجزیه را می‌توان به صورت زیر محاسبه کرد:

$$W_{EE_{D_j}}^{(s)} = -\sum_{n=1}^{N_j} d_j^{(s)}(n) \cdot \log_e P_{d_j^{(s)}}(n) \quad (10)$$

۳. طرح پیشنهادی برای تشخیص خطای HIF

طرح کلی پیشنهادی برای تشخیص خطای امپدانس بالا در شکل (۱) نشان داده شده است. الگوریتم طرح پیشنهادی شامل ۳ مرحله اصلی است؛ تشخیص اغتشاش و تشکیل پنجره داده، استخراج ویژگی‌ها و تصمیم‌گیری است؛ که هر کدام از این مراحل در ادامه توضیح داده خواهد شد.

تبدیل موجک ایستا پرداخته خواهد شد. در بخش ۳ به ارائه طرح پیشنهادی و نحوه استخراج ویژگی‌های نرمال‌شده و سیستم تصمیم‌گیری پیشنهادی (PNN) پرداخته خواهد شد. در بخش ۴ به جزئیات مدل‌سازی و شبیه‌سازی خطای امپدانس بالا و سیستم توزیع پرداخته خواهد شد و در بخش ۵ به نتایج ارائه‌شده روش پیشنهادی برای تشخیص خطای HIF و مقایسه آن با سایر روش‌های اختصاص‌یافته، پرداخته خواهد شد.

۲. ویژگی‌های انتخاب‌شده برای تشخیص خطای HIF

در این قسمت، تبدیل موجک ایستا (SWT) به عنوان ابزار اصلی برای استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود.

تبدیل موجک انواع مختلفی مانند تبدیل موجک پیوسته (CWT)، تبدیل موجک گسسته (DWT)، تبدیل موجک ایستا (SWT) دارد که هر یک از این تبدیل‌ها ویژگی‌های مخصوص به خود را دارد.

در فرایند تجزیه سیگنال در هر سطح برای حذف افزونگی ضرایب به دست‌آمده، کاهش نمونه داده می‌شوند که این امر موجب حساس بودن تبدیل موجک گسسته به جابجایی در حوزه زمان می‌شود. حساس بودن تبدیل موجک گسسته به انتقال، کیفیت ویژگی‌های استخراج‌شده را کاهش می‌دهد؛ راه‌حل این مشکل، تبدیل موجک ایستا و عدم کاهش نمونه‌ها به هنگام تجزیه است. در ابتدا ولتاژها و جریان‌های نمونه‌برداری‌شده توسط SWT تجزیه و سپس کمیت‌های تجزیه‌شده در سطوح مختلف بررسی می‌شوند؛ این ویژگی‌ها شامل:

- مقدار مؤثر جریان (W_{rms}): مقدار مؤثر جریان ضرایب دقیق در سطح تجزیه J برای پنجره داده S به صورت زیر است:

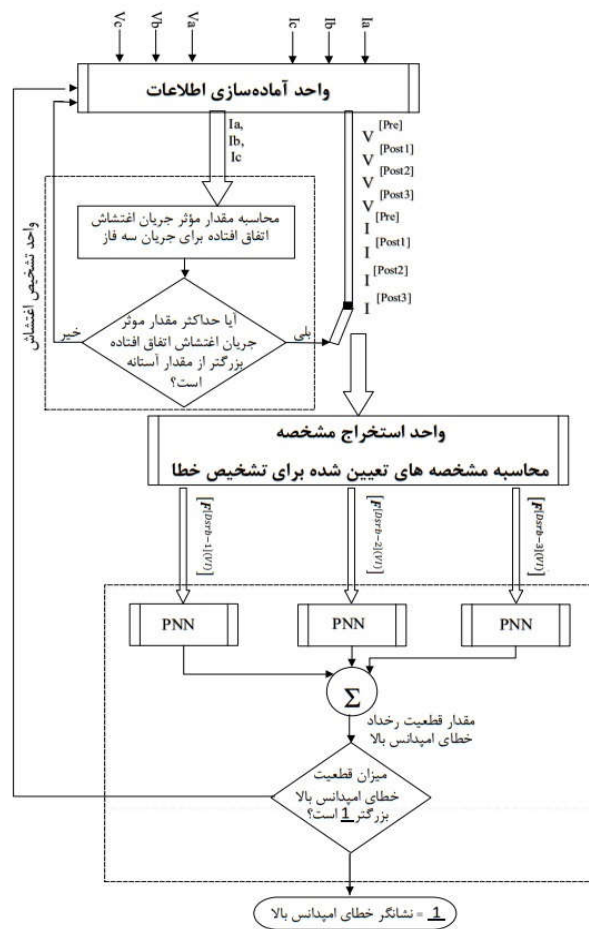
$$W_{rms_{D_j}}^{(s)} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} (d_j^{(s)}(n))^2} \quad (1)$$

که $d_j^{(s)}(n)$ ضرایب دقیق تجزیه و N_j تعداد ضرایب (نمونه‌ها) در سطح تجزیه J است.

- توان اکتیو (W_p): با استفاده از تبدیل موجک می‌توان اکتیو در سطح تجزیه J را با استفاده از رابطه زیر به دست آورد [۲۸ و ۲۹]:

$$W_{P_{D_j}}^{(VI)} = \frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} d_j^{(V)}(n) d_j^{(I)}(n) \quad (2)$$

1. Continuous Wavelet Transform



شکل (۱): روند نمای کلی تشخیص خطای امپدانس بالا

۱.۳. تشخیص اغتشاش و تشکیل پنجره داده

منظور از اغتشاش در این مقاله، بروز هر نوع واقعه‌ای در شبکه به‌جز خطای HIF است. یکی از روش‌هایی که با آن بتوان تمامی اغتشاشات مورد نیاز سیستم را شناسایی کرد، اندازه‌تغییر مقدار مؤثر جریان‌های فاز در دو نیم سیکل متوالی جریان فاز است. برای این منظور، ابتدا پنجره‌های داده مورد نیاز با استفاده از نمونه‌های جریان تشکیل می‌شود. هر پنجره داده برای تشخیص بروز اغتشاش ($S^{[Dsrb]}$ در شکل ۲) شامل یک سیکل نمونه‌های جریان فاز می‌شود. داده‌های هر پنجره به دو قسمت مساوی تقسیم می‌شود که هر قسمت شامل نیم سیکل داده است. مقدار مؤثر جریان در هر نیم سیکل برای هر فاز مطابق زیر محاسبه می‌شود:

$$rms(S^{[Dsrb-1]}) = \sqrt{\frac{1}{N_s/2} \sum_{n=1}^{N_s/2} (S(n))^2} \quad (11)$$

$$rms(S^{[Dsrb-2]}) = \sqrt{\frac{1}{N_s/2} \sum_{n=(N_s/2)+1}^{N_s} (S(n))^2} \quad (12)$$

که $rms(S^{[Dsrb-1]})$ مقدار مؤثر پنجره داده پیش از وقوع اغتشاش و $rms(S^{[Dsrb-2]})$ مقدار مؤثر پنجره داده پس از وقوع اغتشاش است. اندازه‌تغییر مقدار مؤثر در هر پنجره داده برای هر فاز مطابق زیر به دست می‌آید:

$$E_{Dsrb} - S = |R = rms(S^{[Dsrb-1]}) - rms(S^{[Dsrb-2]})| \quad (13)$$

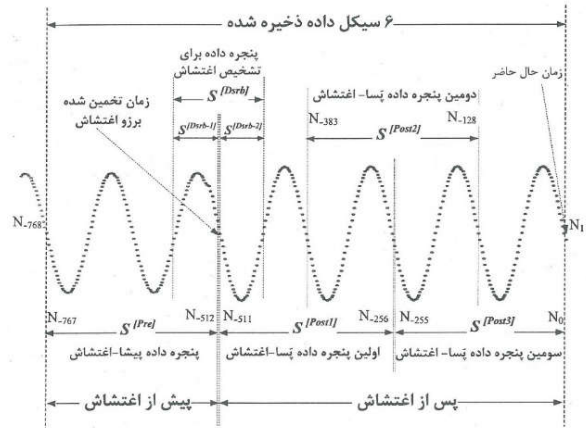
مقدار آستانه برای تشخیص اغتشاش را بر اساس حساسیت مورد نیاز برای حفاظت می‌توان تعیین کرد؛ با توجه به اینکه در این مقاله، هدف تشخیص خطاهای امپدانس بالا با مقدار مؤثر بزرگ‌تر از ۲ آمپر می‌باشد، مقدار آستانه برابر با یک در نظر گرفته شده است [۱۵]. اگر اندازه‌تغییر مقدار مؤثر محاسبه‌شده برای هر یک از فازهای جریان از مقدار آستانه تعیین‌شده برای تشخیص اغتشاش بزرگ‌تر باشد، فازی که دارای بیشترین تغییر باشد، به‌عنوان فاز دچار خطا تعیین می‌شود. بعد از تشخیص بروز اغتشاش نقطه میانی پنجره داده تشکیل شده ($S^{[Dsrb]}$) به‌عنوان لحظه بروز اغتشاش تعیین شده و به‌همراه فاز خطا به واحد آماده‌سازی پنجره‌های داده اطلاعات ارسال می‌شود.

در این رابطه، G نشانگر کمیت مورد نظر و زیرنوشته آن یعنی D_j بیانگر این است که کمیت با استفاده از ضرایب دقیق (برای ضرایب تقریبی A استفاده شده است)، سطح λ م حاصل از تبدیل موجک ایستا می‌باشد. زبرنوشته $[D_{srb}]$ در بالای هر کمیت نشانگر این است که این کمیت مربوط به تغییر در مقدار ویژگی انتخاب شده بعد از بروز یک اغتشاش است. با توجه به این رابطه، مجموعه تغییرات نرمال شده ویژگی‌های محاسبه شده برای استفاده در طبقه‌بندی کننده که با $F^{[D_{srb}]}(VI)$ نشان داده شده، در جدول (۱) ارائه شده است.

برای به کارگیری سیستم تصمیم‌گیری مبتنی بر رأی و استفاده از داده‌های سه پنجره پسااغتشاش برای استخراج ویژگی‌ها، ابتدا نمونه‌های ولتاژ و جریان در هریک از چهار پنجره داده $S^{[Pre]}$ ، $S^{[Post1]}$ ، $S^{[Post2]}$ و $S^{[Post3]}$ تا پنج سطح توسط تبدیل موجک تجزیه می‌شوند و بعد از تجزیه، با به کارگیری تغییر نرمال شده برای هر کمیت که در جدول (۱) ذکر شده است، برای پنجره داده پسااغتشاش $S^{[Post1]}$ در مقایسه با پنجره داده پسااغتشاش $S^{[Pre]}$ محاسبه شده و به صورت مجموعه ویژگی‌های اولین پنجره داده اغتشاش به واحد تصمیم‌گیری فرستاده می‌شود. این فرایند برای $S^{[Post2]}$ و $S^{[Post3]}$ نیز انجام می‌شود تا ویژگی‌های پنجره داده اغتشاش دوم و سوم نیز محاسبه و به واحد تصمیم‌گیری فرستاده شود.

جدول (۱): ویژگی‌های محاسبه شده با استفاده از تبدیل موجک

نماد ویژگی	شرح
$F_{Wrms}^{[D_{srb}]}(I) = [Wrms_{D_2}^{[D_{srb}]}(I), Wrms_{D_3}^{[D_{srb}]}(I), Wrms_{D_4}^{[D_{srb}]}(I), Wrms_{D_5}^{[D_{srb}]}(I)]$	تغییر نرمال شده مقدار مؤثر جریان ضرایب دقیق سطوح مختلف تجزیه
$F_{WP}^{[D_{srb}]}(VI) = [WP_{D_2}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_3}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_4}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_5}^{[D_{srb}]}(VI)]$	تغییر نرمال شده توان اکتیو ضرایب دقیق در سطوح مختلف تجزیه
$F_{WP}^{[D_{srb}]}(VI) = [WP_{D_2}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_3}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_4}^{[D_{srb}]}(VI), WP_{D_5}^{[D_{srb}]}(VI)]$	تغییر نرمال شده توان راکتیو در سطوح مختلف تجزیه
$F_{W_{Std}}^{[D_{srb}]}(I) = [W_{Std_{D_2}}^{[D_{srb}]}(I), W_{Std_{D_3}}^{[D_{srb}]}(I), W_{Std_{D_4}}^{[D_{srb}]}(I), W_{Std_{D_5}}^{[D_{srb}]}(I)]$	تغییر نرمال شده انحراف معیار استاندارد سیگنال جریان در سطوح مختلف تجزیه
$F_{W_{EE}}^{[D_{srb}]}(I) = [W_{EE_{D_2}}^{[D_{srb}]}(I), W_{EE_{D_3}}^{[D_{srb}]}(I), W_{EE_{D_4}}^{[D_{srb}]}(I), W_{EE_{D_5}}^{[D_{srb}]}(I)]$	تغییر نرمال شده آنتروپی نسبی موجک در سطوح مختلف تجزیه سیگنال جریان



شکل (۲): تشکیل پنجره‌های داده برای تصمیم‌گیری در مورد بروز خطای امپدانس بالا

به دلیل وجود خطا در زمان تخمین زده شده بروز اغتشاش و مقادیر کوچک تر جریان خطای امپدانس بالا در سیکل‌های اول امکان تشخیص اشتباه بر مبنای داده‌های اولین پنجره پسااغتشاش وجود دارد. برای افزایش قابلیت اطمینان در الگوریتم پیشنهادی از سه پنجره پسااغتشاش برای تشخیص خطای امپدانس بالا استفاده شده است. هریک از این پنجره‌ها شامل دو سیکل داده هستند و هر دو پنجره متوالی پسااغتشاش در یک سیکل داده همپوشانی دارند. طول داده‌های مورد نیاز برای الگوریتم پیشنهادی شش سیکل در نظر گرفته شده که دو سیکل آن قبل از لحظه بروز اغتشاش و چهار سیکل آن پس از لحظه بروز اغتشاش است. طبق گزارش‌های منتشر شده، در شبکه‌های توزیع بعد از گذشت چندین سیکل امکان صفر شدن جریان به دلیل تغییر مشخصات امپدانس مسیر عبور جریان خطا وجود دارد؛ لذا در روش پیشنهادی، از داده‌های اندازه‌گیری شده در سیکل‌های بعدی (بعد از چهار سیکل) بعد از زمان اغتشاش تشخیص داده استفاده نمی‌شود.

۲.۳. استخراج ویژگی‌ها

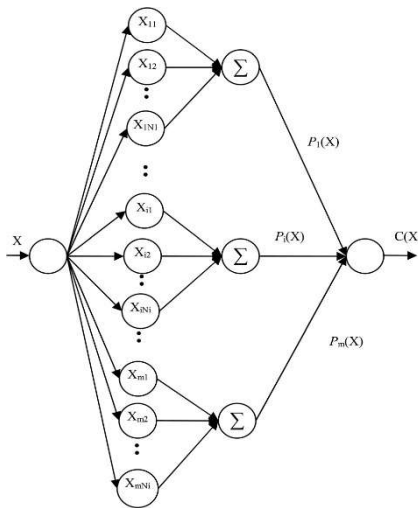
برای محاسبه ویژگی اغتشاش واقع شده، مقدار کمیت انتخاب شده در پنجره پسااغتشاش از مقدار آن کمیت در پنجره پسااغتشاش کاسته می‌شود و برای نرمال کردن آن، حاصل تفریق به دست آمده بر مقدار کمیت محاسبه شده با استفاده از ضرایب تقریبی به دست آمده در سطح آخر تجزیه (سطح پنج) تقسیم می‌شود [۱۵]؛ به عبارت دیگر:

$$WG_{D_j}^{[D_{srb}]}(VI) = \frac{WG_{D_j}^{[Post]}(VI) - WG_{D_j}^{[Pre]}(VI)}{WG_{A_5}^{[D_{srb}]}(VI)} \quad (14)$$

$$WG_{A_5}^{[D_{srb}]}(VI) = WG_{A_5}^{[Post]}(VI) - WG_{A_5}^{[Pre]}(VI) \quad (15)$$

۳.۳. تصمیم‌گیری

پس از استخراج ویژگی‌ها، مجموعه ویژگی‌های آماده‌شده به PNN که توسط نرم‌افزار MATLAB آموزش دیده، وارد می‌شوند تا در مورد وجود یا عدم وجود خطای امپدانس بالا تحلیل و تشخیص صورت پذیرد [۸، ۱۴، ۱۸ و ۲۴]. PNN یکی از انواع شبکه‌های عصبی پیش‌خور است. ساختار اصلی آن بر پایه تخمین تابع توزیع چگالی احتمالی و قانون طبقه‌بندی بیز است. در یک PNN چهار لایه وجود دارد (لایه ورودی، لایه الگوی، لایه جمع‌بندی و لایه تصمیم‌گیری (لایه خروجی)) که در شکل (۳) نشان داده شده است. آموزش مورد نیاز برای PNN خیلی سریع‌تر از انواع شبکه‌های عصبی دیگر است و هیچ‌گونه تکراری برای تعدیل وزن نیاز نیست. به‌منظور بهبود دقت تصمیم‌گیری در مورد وقوع خطای امپدانس بالا از سه پنجره داده پساغتشاش استفاده شده است. برای این منظور، سه بردار ویژگی برای سه پنجره داده پساغتشاش، یعنی $F^{[Dsrb-1](VI)}$ ، $F^{[Dsrb-2](VI)}$ و $F^{[Dsrb-3](VI)}$ به سه PNN آموزش دیده برای تشخیص خطا وارد می‌شود. خروجی PNN برای هر مجموعه ویژگی به صورت یک یا صفر است؛ یک نشان می‌دهد که احتمال تعلق داده‌های ورودی به دسته خطای امپدانس بالا بیشتر از عدم تعلق آن است. حاصل جمع خروجی PNNها برای سه بردار ویژگی محاسبه بین صفر و سه خواهد بود که به‌عنوان مقدار قطعیت بروز خطای امپدانس بالا تعیین می‌شود. اگر برای داده‌های استخراج‌شده از دو پنجره پساغتشاش، خروجی PNN برابر یک باشد، خطای امپدانس بالا تشخیص داده شده و نشانگر مربوط به خطای امپدانس بالا فعال می‌شود. تشخیص خطا وارد می‌شود. خروجی PNN برای هر مجموعه ویژگی به صورت یک یا صفر می‌باشد؛ یک نشان می‌دهد که احتمال تعلق داده‌های ورودی به دسته خطای امپدانس بالا بیشتر از عدم تعلق آن است. حاصل جمع خروجی PNNها برای سه بردار ویژگی محاسبه بین صفر و سه خواهد بود که به‌عنوان مقدار قطعیت بروز خطای امپدانس بالا تعیین می‌شود. اگر برای داده‌های استخراج‌شده از دو پنجره پساغتشاش، خروجی PNN برابر یک باشد، خطای امپدانس بالا تشخیص داده شده و نشانگر مربوط به خطای امپدانس بالا فعال می‌شود.



لایه تصمیم‌گیری لایه جمع‌بندی لایه الگو لایه ورودی

شکل (۳): ساختار شبکه عصبی احتمالی (PNN)

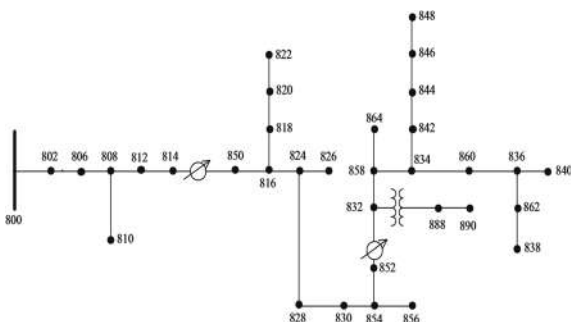
۴. مدل‌سازی و شبیه‌سازی

برای ارزیابی الگوریتم تشخیص خطای HIF، شبکه ۳۴ گره IEEE انتخاب و در نرم‌افزار EMTP-RV که نمودار تک‌خطی آن در شکل (۴) نشان داده شده، شبیه‌سازی شده است. در این شبکه از پنج خط هوایی سه‌فاز و تک‌فاز با چهار نوع هادی مختلف استفاده شده که آرایش خطوط و مشخصات هادی‌ها در هر بخش مطابق با مقادیر ارائه‌شده در [۳۱] است.

یک ترانسفورماتور توزیع (۲۵۰۰ KVA، ۶۹ KV / ۲۴/۹) در پست

(گره ۸۰۰) و ۲ تنظیم‌کننده ولتاژ (KV ۲۴/۹) که هر تنظیم‌کننده ولتاژ توسط ۳ ترانسفورماتور تک‌فاز شبیه‌سازی شده‌اند. تمامی بارهای شبکه (تک‌فاز و سه‌فاز) با امپدانس سری هر گره بر اساس اطلاعات توان بار و ولتاژ نامی سیستم ۲۴/۹ KV با استفاده از رابطه (۱۶) شبیه‌سازی شده‌اند. برای کسب اطلاعات بیشتر درباره این سیستم به مرجع [۳۱] مراجعه کنید.

$$Z_{Load} = R_{Load} + jX_{Load} = \frac{(V_{Nominal})^2}{P_{Load} - jQ_{Load}} \quad (16)$$



شکل (۴): نقشه تک‌خطی شبکه ۳۴ گره IEEE

۱.۴. مدل سازی بار

تمام بارهای سیستم به عنوان بارهای نقطه‌ای در نظر گرفته شده‌اند. دو بار یک سوساز شش پالسه در باس‌های ۸۳۰ و ۸۴۸ در نظر گرفته شده‌اند که بیانگر بارهای هارمونیکی سیستم هستند؛ این بارها به طور مداوم در شبیه‌سازی‌های مختلف به طور تصادفی در محدوده $\pm 10\%$ تغییر می‌کنند. تمامی بارهای مورد استفاده در سیستم در جدول (۲) ذکر شده است.

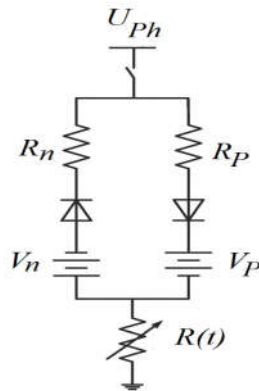
جدول (۲): مقدار متوسط بارهای سیستم شبیه‌سازی شده

Load no.	Node	Phase a		Phase b		Phase c	
		KW	KVAR	KW	KVAR	KW	KVAR
L1	۸	۱۳۵	۱۰۵	۱۳۵	۱۰۵	۱۳۵	۱۰۵
L2	۸۹۰	۷۵	۴۰	۷۵	۴۰	۷۵	۴۰
L3	۸۹۰	۷۵	۳۵	۷۵	۳۵	۷۵	۳۵
L4	۸۳۰	۷	۴	۷	۴	۷	۴
L5	۸۴۸	۶	۳	۶	۳	۶	۳
L6	۸۳۰	۲	۲	۲	۲	۲	۲
L7	۸۴۰	۹	۷	۹	۷	۹	۷
L8	۸۴۸	۲	۳	۲	۳	۲	۳
L9	۸۶۰	۲	۸	۶	۱۰	۹۶	۵۵
L10	۸۴۰	۱۸	۹	۲۲	۱۱	۰	۰
L11	۸۰۶	۰	۰	۳۰	۱۵	۲۵	۱۴
L12	۸۱۰	۰	۰	۱۶	۸	۰	۰
L13	۸۲۰	۳۴	۱۷	۰	۰	۰	۰
L14	۸۲۲	۱۳۵	۷۰	۰	۰	۰	۰
L15	۸۲۴	۰	۰	۵	۲	۴	۲
L16	۸۲۶	۰	۰	۴	۲۰	۰	۰
L17	۸۲۸	۷	۳	۰	۰	۰	۰
L18	۸۵۶	۰	۰	۴	۲	۰	۰
L19	۸۳۴	۴	۲	۱	۸	۱۳	۷
L20	۸۶۴	۲	۱	۰	۰	۰	۰
L21	۸۳۶	۳۰	۱۵	۱	۶	۴۲	۲۲
L22	۸۳۸	۰	۰	۲	۱۴	۰	۰
L23	۸۴۴	۲۸	۱۴	۰	۰	۰	۰
L24	۸۴۶	۰	۰	۲	۱۲	۲۰	۱۱
L25	۸۴۸	۰	۰	۲	۱۱	۰	۰
Total		۵۷۱	۳۳۸	۵	۳۱۸	۵۱	۳۱۰

۲.۴. مدل سازی خطای امپدانس بالا

این مدل به دلیل سادگی و توانایی ارائه مشخصات اصلی خطای امپدانس بالا که در بخش ۱ به معرفی آن‌ها پرداخته شد، توسط محققان بسیاری استفاده شده است [۸، ۱۲ و ۱۳]؛ که در شکل (۵) نشان داده شده است. در این مدل، V_n و V_p مقادیر ولتاژ آستانه شروع خطا به ترتیب در نیم سیکل‌های مثبت و منفی هستند که با منابع ولتاژ DC در نرم‌افزار مدل شده‌اند ($V_p < V_n$). در نیم سیکل مثبت ولتاژ، اگر مقدار ولتاژ محل خطا از V_p بزرگ‌تر باشد و همچنین در نیم سیکل منفی اگر مقدار ولتاژ محل خطا از V_n کوچک‌تر باشد، جریان خطا جاری می‌شود؛ در غیر این صورت ($V_n < V_{Fault} < V_p$) جریان خطا برابر با صفر می‌شود. R_n و R_p

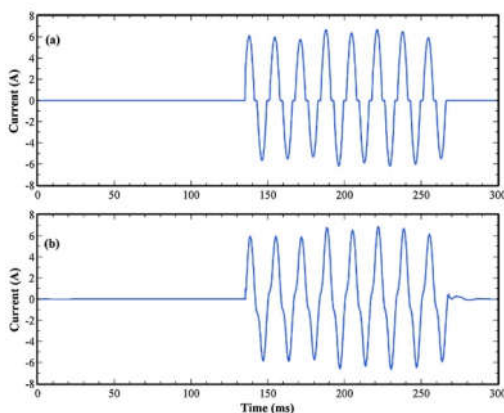
مقاومت قوس هستند و در شبیه‌سازی‌های مختلف به گونه‌ای تعیین شده‌اند که مقدار مؤثر جریان خطا بین ۱٪ تا ۱۵٪ جریان بار کامل سیستم باشد. $R(t)$ یک مقاومت متغیر با زمان است که مقدار آن به صورت تصادفی در هر سیکل تغییر می‌کند. بازه تغییرات مقادیر تعیین شده برای این پارامترها در جدول (۳) نشان داده شده است؛ در نتیجه نوع سطح زمین و تغییرات شرایط محیطی تأثیر آنچنانی ندارد. در شکل (۶)، نمونه‌ای از جریان خطای HIF در گره ۸۳۰ و جریان گره ۸۰۰ به دلیل رخداد این خطا در گره ۸۳۰ نشان داده شده است.



شکل (۵): مدل مداری خطای امپدانس بالای شبیه‌سازی شده

جدول (۳): بازه تغییرات مقادیر پارامترهای مدل خطای امپدانس بالا در شبیه‌سازی‌ها

پارامتر مدل خطای امپدانس بالا	بازه تغییرات پارامتر در شبیه‌سازی‌ها
R_p	۱ (K Ω) تا ۰/۰۹
R_n	۱ (K Ω) تا ۰/۱
$R(t)$	$\pm 0.1(t) \cdot R_p$
V_p (KV)	۴ تا ۷
V_n (KV)	۵ تا ۸/۵
مقدار مؤثر جریان خطا	۳ تا ۵۰ (A)



شکل (۶): نمونه‌ای از شکل موج جریان خطای HIF شبیه‌سازی شده (a) در محل خطا (گره ۸۳۰)؛ (b) جریان گره ۸۰۰ به دلیل رخداد خطا در گره ۸۳۰

۳.۴. شبیه‌سازی وقایع شبکه

علاوه بر خطای امپدانس بالا، وقایع دیگری نیز در شبکه‌های توزیع اتفاق می‌افتد که این رخدادها در شبیه‌سازی‌ها در نظر گرفته شده است تا بتوان عملکرد روش تشخیص خطا را از وقایع دیگر شبکه توزیع به‌درستی ارزیابی کرد. فهرست تعداد وقایع شبیه‌سازی و تعداد موارد تشخیص داده‌شده توسط الگوریتم تشخیص اغتشاش در جدول (۴) ذکر شده است.

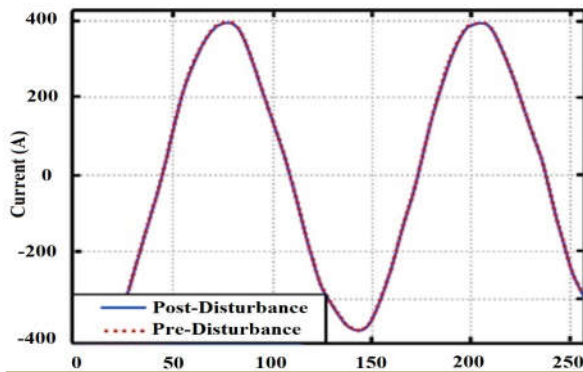
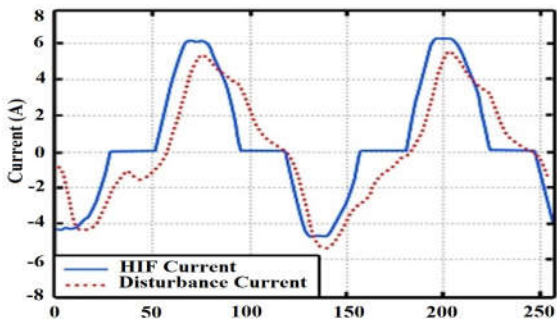
جدول (۴): مجموعه وقایع شبیه‌سازی‌شده برای آموزش و ارزیابی

روش پیشنهادی

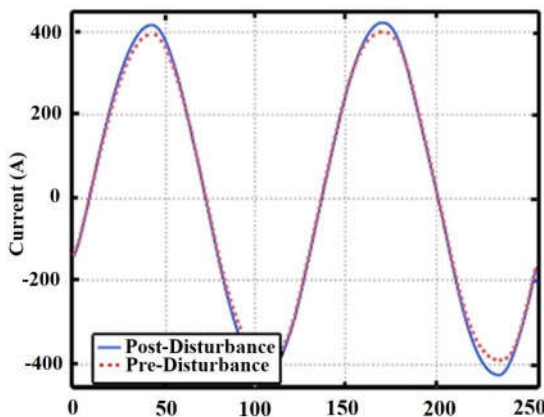
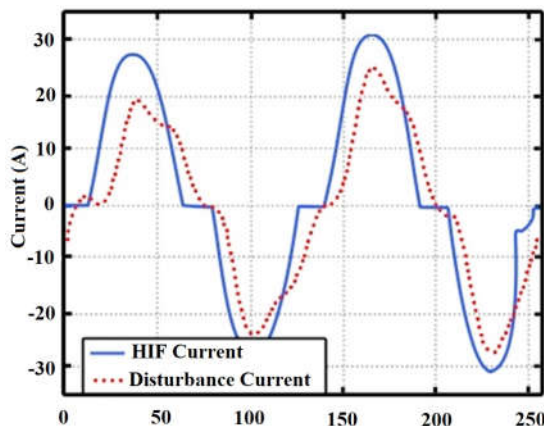
تعداد موارد تشخیص داده‌شده توسط الگوریتم تشخیص اغتشاش	تعداد موارد شبیه‌سازی‌شده	وقایع شبیه‌سازی‌شده
۵۵	۵۵	خطای امپدانس بالا شبیه‌سازی‌شده
۲۷	۳۰	قطع و وصل بارهای خطی
۱۲	۱۴	قطع و وصل یک‌سوسازها
۱۶	۱۶	قطع و وصل بانک‌های خازنی
۲۹	۲۹	خطای امپدانس پایین (بدون قوس)
۱۳۹	۱۴۴	جمع کل موارد شبیه‌سازی‌شده

بازه زمانی در شبیه‌سازی‌ها ۸۶۸ نانوثانیه انتخاب شده و سیگنال‌های ولتاژ و جریان در محور اصلی تغذیه شبکه (گره ۸۰۰) با نرخ ۱۵۰ ذخیره شده‌اند. این نرخ معادل فرکانس نمونه‌برداری ۶۴۰۰ هرتز یا ۱۲۸ نمونه در سیکل برای فرکانس ۵۰ هرتز است [۱۵]. همچنین زمان شروع خطا به‌صورت تصادفی بین ۱۰۰ تا ۱۴۰ میلی‌ثانیه پس از شروع شبیه‌سازی‌ها در نظر گرفته شده است.

در شکل (۷ و ۸) به ترتیب سیگنال جریان یک خطای امپدانس بالا شبیه‌سازی‌شده در فاز b گره ۸۵۸ و سیگنال جریان خطای امپدانس بالا شبیه‌سازی‌شده در فاز c گره ۸۶۰ و اختلاف جریان اندازه‌گیری‌شده در محل تغذیه اصلی شبکه بعد از وقوع خطا (سیگنال اغتشاش) در مقایسه با قبل از وقوع خطا را نشان می‌دهد. در شکل (۹) و (۱۰) نیز سیگنال‌های جریان وصل بانک خازنی و وصل یک‌سوساز را نشان می‌دهد.



شکل (۷): خطای امپدانس بالا شبیه‌سازی‌شده با دامنه کم در فاز b گره ۸۵۸



شکل (۸): خطای امپدانس بالا شبیه‌سازی‌شده با دامنه متوسط در فاز c گره ۸۶۰

۵. نتایج عددی

در این بخش، نتایج به کارگیری روش پیشنهادی تشخیص خطای امپدانس بالا ارائه خواهد شد. برای این منظور باید از شاخص‌های مناسبی برای تحلیل نتایج استفاده کرد. دقت یکی از مهم‌ترین شاخص‌های ارزیابی یک طبقه‌بندی‌کننده است و با تقسیم مواردی که صحیح طبقه‌بندی شده‌اند، به تعداد کل موارد مورد آزمایش محاسبه می‌شود؛ اما دقت به تنهایی معیار مناسبی برای تعیین عملکرد طبقه‌بندی‌کننده نیست؛ لذا از دو شاخص قابلیت اطمینان طرح حفاظتی (تقسیم تعداد خطاهای امپدانس بالا تشخیص داده‌شده به تعداد کل خطاهای امپدانس بالا در مجموعه داده‌های استفاده‌شده) و امنیت (تقسیم تعداد وقایع غیرخطا که خطا تشخیص داده شده‌اند، به تعداد کل وقایع غیرخطا در مجموعه داده‌های استفاده‌شده) استفاده شده است.

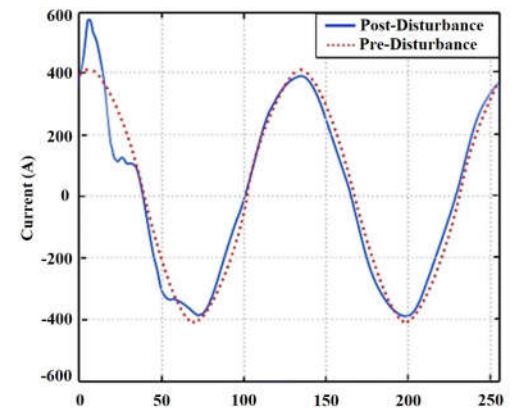
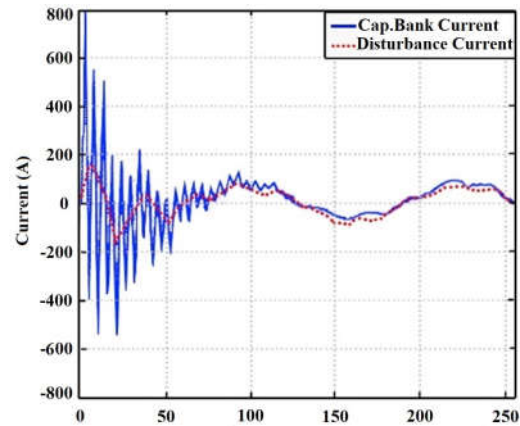
در این مقاله، برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده PNN از روش ارزیابی متقابل پنج‌بخشی برای محاسبه شاخص‌ها استفاده شده است [۳۲] و همه شاخص‌های ارائه‌شده در این قسمت، میانگین نتایج پنج بار آموزش و آزمایش طبقه‌بندی‌کننده PNN می‌باشد؛ به این معنی که در هر مرحله، ۸۰٪ مجموعه داده فراهم‌شده از وقایع شبیه‌سازی‌شده در جدول (۴) برای آموزش استفاده شده و ۲۰٪ برای آزمایش و این کار پنج بار تکرار شده است. نتایج حاصل از عملکرد کلی روش پیشنهادی تشخیص خطای امپدانس بالا در جدول (۵) نشان داده شده است.

در جدول (۶)، مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی و برخی از مقالات پراستناد منتشرشده سال‌های اخیر در زمینه تشخیص خطای امپدانس بالا، در شبکه‌های توزیع ارائه شده است. با توجه به نتایج هر مقاله بر روی شبکه‌های توزیع مختلف که هرکدام ویژگی‌های خاص خود را دارند، بارها و رویدادهای غیرخطای HIF شبیه‌سازی‌شده و شرایط کار مختلف، مقایسه روش‌ها صرفاً با نتایج کمی، روش قابل اعتمادی نیست. از مشاهده جدول (۶) می‌توان مشاهده کرد که روش پیشنهادی نتایج قابل قبولی از خود ارائه کرده است.

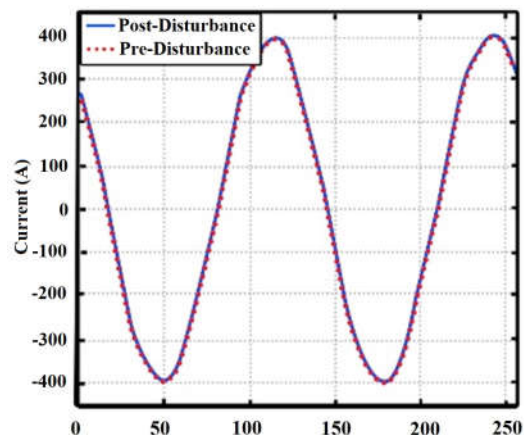
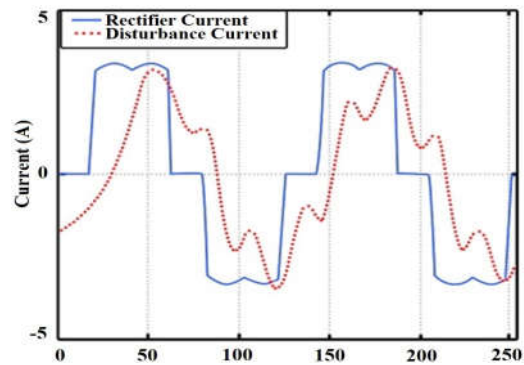
جدول (۵): عملکرد کلی روش پیشنهادی تشخیص خطای امپدانس

بالا

مجموعه داده‌های آموزشی (۱۱۱ مورد)			مجموعه داده‌های آزمایش (۲۸ مورد)		
دقت	قابلیت اطمینان	امنیت	دقت	قابلیت اطمینان	امنیت
۹۸/۴	۹۹/۱	۹۷/۶	۹۷/۲	۹۸/۸	۹۵/۵



شکل (۹): وصل بانک خازنی (بانک خازنی متصل به گره ۸۲۴)



شکل (۱۰): وصل یک یک‌سوساز (یک‌سوساز متصل به گره ۸۴۸)

جدول (۷): نمونه داده‌های مورد استفاده در سیگنال اصلی و نویزهای ۱۰ تا ۴۰ دسی‌بل برای تأثیر بر روی دقت الگوریتم

دامنه	موج اصلی (A)	نویز (dB)			
		۱۰	۲۰	۳۰	۴۰
۰	۰	۰	۰	۰	۰
۵۰	۲۸/۸۱۷۸	۲۹/۶۱۸۹	۲۹/۵۲۱	۲۹/۴۰۶۸	۲۹/۳۴۲۳
۱۰۰	-۲/۲۱۲۷	-۲/۲۷۴۲	-۲/۲۶۶	-۲/۲۵۸۱	-۲/۲۵۳۰
۱۵۰	-۲۲/۷۰۱۳	-۲۳/۳۳۲۴	-۲۳/۲۵۵	-۲۳/۱۶۶۶	-۲۳/۱۱۴۴
۲۰۰	۲۷/۳۵۱۳	۲۸/۱۱۱۷	۹۴/۰۸۸	۲۷/۹۱۲۰	۲۷/۸۴۹۱
۲۵۰	۰/۶۳۷۶۹۱	۰/۶۵۵۴۱۹	۰/۶۵۳۲	۰/۶۵۰۷	۰/۶۴۹۲
۳۰۰	-۳۴/۲۹۷۰	-۳۵/۲۵۰۵	-۳۵/۱۳۳۹	-۳۵/۰۰۰۱	-۳۴/۹۲۱
	خطا/%	۲/۷۸	۲/۴۳۹	۲/۰۵	۱/۸۱۹

۶. نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی دقیق و ایمن برای تشخیص خطای امپدانس بالا ارائه شده است. روش پیشنهادی با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده ناشی از ولتاژ و جریان از طریق تبدیل موجک ایستا (SWT)، تفاوت بین خطای امپدانس بالا را با سایر وقایع سیستم توزیع به درستی تشخیص داده و همچنین با استفاده از سیستم تصمیم‌گیری مبتنی بر رأی، قابلیت اطمینان طرح پیشنهادی را به‌طور چشمگیری افزایش داده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، شبکه ۳۴ گره IEEE همراه با سایر رویدادهای شبکه در محیط نرم‌افزاری EMTP-RV شبیه‌سازی شده که نتایج حاصل از روش پیشنهادی نشان‌دهنده عملکرد مطلوب این روش برای تشخیص و تمایز خطای امپدانس بالا با سایر وقایع شبکه است.

جدول (۶): مقایسه نتایج برخی از روش‌های منتشر شده با روش

پیشنهادی

روش	دقت	قابلیت اطمینان	امنیت	پنجره‌های داده
روش پیشنهادی	۹۸/۴	۹۹/۱	۹۷/۶	۴ سیکل
[۸]	۹۷/۳	۹۸/۳	۹۶/۳	۱/۵ سیکل
[۹]	۹۹/۴	۹۹/۷۸	۹۹/۰۷	۱ سیکل
[۱۰]	۹۹/۳۴	۹۸/۷۷	۱۰۰	۲ سیکل
[۱۱]	-	۹۶/۴	۹۸/۰	-
[۱۲]	-	۹۶/۵	۹۶/۰	-
[۱۳]	۹۴/۹	۹۰/۰	۹۰/۹	۱/۵ سیکل
[۱۴]	۹۶/۱	۹۸/۵	۹۳/۵	۲ سیکل
[۱۵]	۹۵/۲	۹۶/۳	۹۴	۴ سیکل
[۱۶]	۹۸/۳	۹۵/۰	۱۰۰	۴ سیکل
[۱۷]	۹۸/۷	۹۷/۱	۱۰۰	۱ سیکل
[۲۲]	-	۹۹/۸۰	۹۹/۲۴	-
[۲۴]	-	۱۰۰	۱۰۰	-
[۲۵]	۹۳/۶	۱۰۰	۸۱/۵	۱ سیکل

۱.۵. تأثیر نویز بر روی دقت الگوریتم تشخیص

خطای HIF

برای تأثیر نویز بر روی دقت الگوریتم از داده‌های اندازه‌گیری شده نویز گاوسی سفید بین ۱۰ تا ۴۰ دسی‌بل استفاده شده است؛ با توجه به مقادیر اندازه‌گیری شده و نتایج حاصل از جدول (۷)، نویز گاوسی ۱۰ دسی‌بل باعث بیشترین کاهش دقت الگوریتم مورد استفاده برای تشخیص خطای امپدانس بالا به میزان ۲/۷۸٪ می‌باشد و کمترین تأثیر بر روی دقت الگوریتم نویز گاوسی ۴۰ دسی‌بل است.

مراجع

- [1] Aucoin, B.M. and Russell, B.D., "Distribution high impedance fault detection utilizing high frequency current components", IEEE Trans. Power Appar. Syst., Vol. PER-2, No. 6, pp. 46 - 47, 1982.
- [2] Mamishev, A.V., Russell, B.D. and Benner, C.L., "Analysis of high impedance faults using fractal techniques", IEEE Trans. Power Syst., Vol. 11, No. 1, pp. 435-440, 1996.
- [3] Benner, C.L. and Russell, B.D., "Practical high-impedance fault detection on distribution feeders", IEEE Trans. Ind. Appl., Vol. 33, No. 3, pp. 635-640, 1997.
- [4] Gautam, S. and Brahma, S.M., "Detection of high impedance fault in power distribution systems using mathematical morphology", IEEE Trans. Power Syst., Vol. 28, No. 2, pp. 1226 - 1234, 2013.
- [5] Lazkano, A., Ruiz, J., Aramendi, E., Leturiondo, L.A. and Gonzalez, J.A., "Study of high impedance fault detection in Levante area in Spain", Ninth International Conference. Harmonics. Quality. Power. Proceedings (Cat. No. 00EX441), pp. 1011-1016, 2002.
- [6] Ghaderi, A., Ginn III, H.L. and Mohammadpour, H.A., "High impedance fault detection: A review", Electr. Power Syst. Res., Vol. 143, pp. 376-388, 2017.
- [7] Aucoin, B.M., and Jones, R.H., "High impedance fault detection implementation issues", IEEE Trans. Power Delivery., Vol. 11, No. 1, pp. 139 - 148, 1996.

- [8] Sarlak, M. and Shahrtash, S.M., "High impedance fault detection using combination of multi-layer perceptron neural networks based on multi-resolution morphological gradient features of current waveform", IET. Gener. Transm. Dis., Vol. 5, No. 5, pp. 588 - 595, 2011.
- [9] Sekar, K. and Mohanty, N.K., "A fuzzy rule base approach for High Impedance Fault detection in distribution system using Morphology Gradient filter", J. King Saud Univ. Eng. Sci., Vol. 32, No. 3, pp. 177-185, 2020.
- [10] Sekar, K. and Mohanty, N.K., "Data mining-based high impedance fault detection using mathematical morphology", Comput. Electr. Eng., Vol. 69, pp. 129-141, 2018.
- [11] Silva, S., Costa, P., Santana, M. and Leite, D., "Evolving neuro fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification", Neural Comput. Appl., Vol. 32, No. 12, pp. 7597-7610, 2020.
- [12] Aziz, M.A., Hassan, M.M. and Zahab, E.A., "High-impedance faults analysis in distribution networks using an adaptive neuro fuzzy inference system", Electr. Power. Compon. Syst., Vol. 40, No. 11, pp. 1300-1318, 2012.
- [13] Sahoo, S. and Baran, M.E., "A method to detect high impedance faults in distribution feeders", IEEE PES. Trans. Dis. Conf. Exposition., pp. 1-6, 2014.
- [14] Moravej, Z., Mortazavi, S.H. and Shahrtash, S.M., "DT-CWT based event feature extraction for high impedance faults detection in distribution system", Int Trans. Electr. Energ. Syst., Vol. 25, No. 12, pp. 3288-3303, 2015.
- [15] Mortazavi, S.H., Moravej, Z. and Shahrtash, S.M., "A hybrid method for arcing faults detection in large distribution networks", Int. J. Electr. Power Energy Syst., Vol. 94, pp. 141-150, 2018.
- [16] Zhang, S., Xiao, X. and He, Z., "Detection of high impedance fault in distribution network based on time-frequency entropy of wavelet transform", IEEJ Trans. Electr. Electron. Eng., Vol. 15, No. 6, pp. 844-853, 2020.
- [17] Mishra, M., Routray, P. and Kumar Rout, P., "A universal high impedance fault detection technique for distribution system using S-transform and pattern recognition", Tech. Econ. Smart Grids. Sustain Energy, Vol. 1, No. 9, 2016.
- [18] AsghariGovar, S., Pourghasem, P. and Seyedi, H., "High impedance fault protection scheme for smart grids based on WPT and ELM considering evolving and cross-country faults", int. j. Electr. Power energy syst., Vol. 107, pp. 412-421, 2019.
- [19] Mohammadnian, Y., Amraee, T. and Soroudi, A., "Fault detection in distribution networks in presence of distributed generations using a data mining-driven wavelet transform", IET Smart Grid., Vol. 2, No. 2, pp. 163-171, 2019.
- [20] Gadanayak, D.A. and Mallick, R.K., "Interharmonics based high impedance fault detection in distribution systems using maximum overlap wavelet packet transform and a modified empirical mode decomposition", Int. J. Electr. Power Energy Syst., Vol. 112, pp. 282-293, 2019.
- [21] Torres-Garcia, V., Guillen, D., Olveres, J., Escalante-Ramirez, B. and Rodriguez-Rodriguez, J.R., "Modelling of high impedance faults in distribution systems and validation based on multiresolution techniques", Comput. Electr Eng., Vol. 83, 2020.
- [22] Silva, S., Costa, P., Gouvea, M., Lacerda, A., Alves, F. and Leite, D., "High impedance fault detection in power distribution systems using wavelet transform and evolving neural network", Electr. Power Syst., Vol. 154, pp. 474-483, 2018.
- [23] Soheili, A., Sadeh, J. and Bakhshi, R., "Modified FFT based high impedance fault detection technique considering distribution non-linear loads: Simulation and experimental data analysis", Int. J. Electr. Power Energy Syst., Vol. 94, pp. 124-140, 2018.
- [24] Gautam, S. and Brahma, S.M., "Detection of high impedance fault in power distribution systems using mathematical morphology", IEEE Trans. Power Syst., Vol. 28, No. 2, pp. 1226 - 1234, 2013.
- [25] Ghaderi, A., Mohammadpour, H.A., Ginn, H.L. and Shin, Y.J., "High-impedance fault detection in the distribution network using the time-frequency-based algorithm", IEEE Trans. Power Delivery., Vol. 30, No. 3, pp. 1260 - 1268, 2015.
- [26] Sarwar, M., Mehmood, F., Abid, M., Khan, A.Q., Gul, S.T. and Khan, A.S., "High impedance fault detection and isolation in power distribution networks using support vector machines", J. King Saud Univ. Eng. Sci., 2019.
- [27] Cui, Q. and Weng, Y., "Enhance High Impedance Fault Detection and Location Accuracy via μ -PMUs", IEEE Trans. Smart Grid., Vol. 11, No. 1, pp. 797 - 809, 2020.
- [28] Yoon, W.K. and Devaney, M.J., "Reactive power measurement using the wavelet transform", IEEE Trans. Instrum. Meas., Vol. 49, No. 2, pp. 246 - 252, 2000.
- [29] Morsi, W.G. and El-Hawary, M.E., "A new perspective for the IEEE standard 1459-2000 via stationary wavelet transform in the presence of nonstationary power quality disturbance", IEEE Trans. Power Delivery., Vol. 23, No. 4, pp. 2356 - 2365, 2008.
- [30] Adewole, A.C., Tzoneva, R., and Behardien, S., "Distribution network fault section identification and fault location using wavelet entropy and neural networks", Applied soft computing, Vol. 46, pp. 296-306, 2016.
- Distribution Test Feeders, IEEE PES Distribution System Analysis Subcommittee's, Distribution Test Feeder Working Group, August 2013. <http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/feeder34>.

- [31] Japkowicz, N. and Shah, M., *Evaluating learning algorithms: A classification perspective*, Cambridge University Press, 2011.