

## **Fault Location in the Transmission Network based on Zero-sequence Current Analysis using Discrete Wavelet Transform and Artificial Neural Network**

**Masoud Dashtdar<sup>1</sup>, Mostafa Esmailbeag<sup>2</sup>, Mojtaba Najafi<sup>3</sup>**

<sup>1</sup> PhD Candidate, Department of Electrical Engineering, Islamic Azad University, Bushehr Branch, Bushehr, Iran

<sup>2</sup> Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Islamic Azad University, Bushehr, Iran

<sup>3</sup> Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Islamic Azad University, Bushehr, Iran

### **Abstract:**

In this paper, in order to fault locate in the transmission network, a discrete wavelet transform is used to extract the fault characteristics from the zero sequence current, in order to train the artificial neural network. Initially, Fortescue transform, the zero-sequence current seen from both terminals is calculated. By the wavelet transform of the high-frequency information stored in the horizontal component of zero-sequence current from both terminals, and finally by calculating the stored energy in the horizontal components, as well as extracting the maximum scale of horizontal component, we can identify certain features of fault that are suitable for training the neural network. The simulation results show that the horizontal components maximum scale as well as the energy stored in these components strongly depend on the fault resistance, type of fault and fault location. Therefore, educational data should be selected to make these changes well so that the neural network does not suffer from its diagnosis. Finally, the proposed method is implemented on the test grid whose results show the performance of the method with overall accuracy of 98.6% and maximum estimation error of 0.1666%.

**Keywords:** Wavelet Transform; Fault Location; ANN; WEE.

## مکان‌یابی خطا در شبکه انتقال مبتنی بر آنالیز جریان توالی صفر با استفاده از تبدیل موجک

### گسسته و شبکه عصبی مصنوعی

مسعود دشت‌دار<sup>۱</sup>، مصطفی اسمعیل بیگ<sup>۲</sup>، مجتبی نجفی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی برق - واحد بوشهر - دانشگاه آزاد اسلامی - بوشهر - ایران

dashtdar.masoud@gmail.com

۲- استادیار، گروه مهندسی برق - واحد بوشهر - دانشگاه آزاد اسلامی - بوشهر - ایران

Me\_beag@iaubushehr.ac.ir

۳- استادیار، گروه مهندسی برق - واحد بوشهر - دانشگاه آزاد اسلامی - بوشهر - ایران

mojtabanajafi2000@yahoo.com

**چکیده:** در این مقاله به منظور مکان‌یابی خطا در شبکه انتقال از تبدیل موجک گسسته برای استخراج ویژگی‌های خطا، برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در واقع اساس کار، مبتنی بر آنالیز جریان به دست آمده از اطلاعات ثبت شده بعد از خطا در ابتدا و انتهای خط بوده و با رله دریافت شده و برای کاهش داده‌ها از فرایند تبدیل جریان سه فاز به جریان توالی صفر استفاده شده است. در ادامه، به کمک تبدیل موجک، با تجزیه دو سطحی جریان توالی صفر، مؤلفه‌های افقی این جریان استخراج می‌شود. در نهایت، با محاسبه انرژی ذخیره شده در این مؤلفه‌ها و نیز استخراج مقیاس‌های ماکزیمم این مؤلفه‌ها ویژگی‌های مشخصی از خطا نمایان می‌شوند که به منظور آموزش شبکه عصبی مناسب خواهند بود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند این ویژگی‌ها به شدت به مقاومت خطا، نوع خطا، زاویه وقوع خطا و مکان خطا وابسته‌اند؛ بنابراین، داده‌های آموزشی باید به گونه‌ای انتخاب شوند که این تغییرات را به خوبی نمایان کنند تا شبکه عصبی در تشخیص خود دچار مشکل نشود. روش پیشنهادی روی شبکه تست پیاده‌سازی شد که نتایج آن نشان‌دهنده عملکرد مناسب روش پیشنهادی با دقت کلی ۹۸/۶٪ و حداکثر خطای تخمین ۰/۱۶۶۶٪ بوده است.

**واژه‌های کلیدی:** تبدیل موجک، مکان‌یابی خطا، ANN، WEE

### ۱- مقدمه

برق باعث خسارت اقتصادی سنگین به صنایع و اختلال در زندگی روزمره مشترکین خواهد شد. همچنین، امکان رخداد انواع خطاهای تصادفی و پیش‌بینی‌ناپذیر در شبکه سراسری برق وجود دارد که با کاهش زمان تشخیص مکان خطا خسارت ناشی از قطع برق حداقل می‌شود. تا کنون روش‌های گوناگونی برای مکان‌یابی خطا به منظور سرعت بخشیدن به ترمیم شبکه و بهبود قابلیت اطمینان ارائه شده است [۱]. علاوه بر روش‌های مکان‌یابی خطا، روش‌هایی به منظور تعیین بخش یا فاصله خطا به خصوص در شبکه‌های توزیع ارائه شده است [۲].

هدف نهایی سیستم قدرت، انتقال انرژی مداوم به مصرف‌کنندگان است. امروزه با توجه به وابستگی شدید صنایع و مصرف‌کنندگان شهری به انرژی الکتریکی، قطع

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۱۱/۰۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۴/۰۵

نام نویسنده مسئول: مجتبی نجفی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - بوشهر - دانشگاه آزاد اسلامی

واحد بوشهر - دانشکده فنی و مهندسی

خطا نیز کاربرد مهمی می‌تواند داشته باشد؛ برای نمونه، با اعمال تبدیل موجک روی نمونه‌های فرکانس بالای سیگنال خطای سیار ثبت شده در ابتدای فیدرهای فشار متوسط و نقاط انتهایی آنها، مکان دقیق خطا تعیین می‌شود. نخستین بار در مرجع [۹] نشان داده شد با ثبت خطا در دو انتهای یک خط انتقال ساده بدون در نظر گرفتن بار در طول خط، با تبدیل موجک، محل دقیق خطا به روش امواج سیار تعیین می‌شود. روشی ارائه شده است که در آن از تبدیل موجک برای تعیین محل خطا با استفاده از امواج سیار در سیستم قدرت استفاده می‌شود. همچنین، امکان تبدیل موجک با رزولوشن زمانی زیاد برای مؤلفه‌های فرکانس بالای گذراهای خطا را ممکن می‌کند و در ادامه با تبدیل سیگنال‌های ولتاژ سه فاز به مؤلفه‌های مدال و انجام تبدیل موجک روی سیگنال‌های مدال از مؤلفه جزئی مد ناحیه‌ای در فرکانس‌های بالا امکان تعیین محل انواع خطاها ممکن می‌شود [۹].

در این مقاله نیز از تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی برای مکان‌یابی خطا در خط انتقال استفاده شده است. در ضمن باید اشاره کرد در روش‌های امواج سیار به ثبات‌ها با هزینه‌های زیاد برای ثبت سیگنال‌های ارسالی از محل خطا نیاز است؛ اما در طرح پیشنهادی فقط براساس داده‌های جریان ثبت شده با رله، به راحتی با تبدیل موجک گرفتن از آن، استخراج یک‌سری ویژگی‌های مشخص از مؤلفه‌های افقی به دست آمده و با آموزش شبکه عصبی، مکان دقیق خطا تخمین زده می‌شود.

در بخش دوم روش پیشنهادی بر مبنای تبدیل موجک و شبکه عصبی، توصیف و در بخش سوم، پیاده‌سازی شبکه و الگوریتم مکان‌یابی خطا ارائه می‌شود. در بخش چهارم نیز نتایج این رویکرد آورده شده است و در نهایت، نتیجه‌گیری در بخش پنجم ارائه می‌شود.

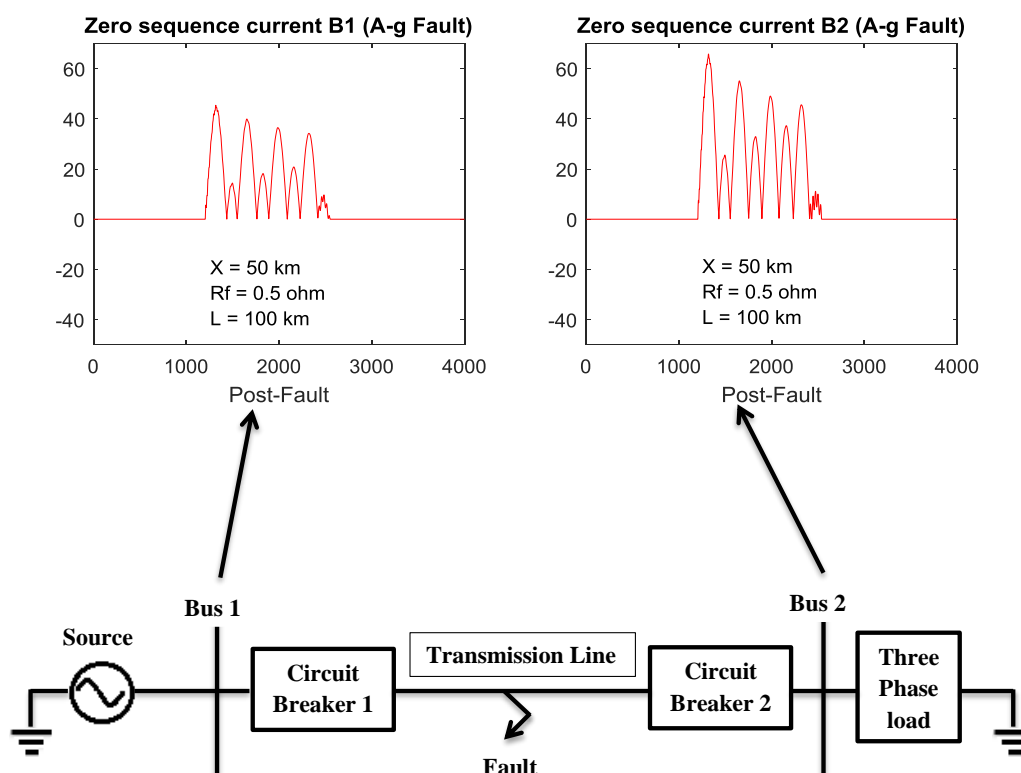
تکنیک‌های مکان‌یابی خطا به روش‌های امیدانسی، امواج سیار و مؤلفه‌های فرکانس بالای جریان و ولتاژ خطا و روش‌های هوشمند مبتنی بر یادگیری تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های امواج سیار، ساختاری پیچیده دارند و به تجهیزات جانبی نیازمندند [۳].

در کنار روش‌های موجود، روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری نیز به عنوان گزینه جایگزین برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال استفاده می‌شوند. استراتژی‌های مبتنی بر یادگیری در صورت اجرای مناسب، در شرایط مختلف و با وجود قطعیت‌ها در سیستم، انعطاف و عملکرد پذیرفتنی از خود نشان می‌دهند. استخراج ویژگی‌های کارآمد و به کارگیری الگوریتم یادگیری مناسب، دو مسئله اصلی و تأثیرگذار در پایه‌ریزی روش‌های مبتنی بر یادگیری محسوب می‌شوند [۲،۳].

همچنین، روش‌های مؤلفه‌های فرکانس بالا به دلیل استفاده از فیلترهای نمونه برداری با نرخ بالا هزینه سنگینی خواهند داشت [۴]. روش‌های امیدانسی، ساختاری به نسبت ساده دارند و به کارگیری آنها در رله‌های حفاظتی به راحتی امکان پذیر است؛ در نتیجه، رایج‌ترین روش مکان‌یابی خطا، روش امیدانسی است. این روش‌ها از مؤلفه‌های فازور فرکانس ولتاژ و جریان برای مکان‌یابی خطا استفاده می‌کنند [۵]. روش‌های امیدانسی به دو روش تک‌پایانه‌ای و دوپایانه‌ای تقسیم شده‌اند. در روش‌های تک‌پایانه‌ای فقط از داده‌های اندازه‌گیری شده در پایانه محل نصب رله‌ها استفاده می‌شود که مزیت آن سادگی روابط است. دقت این روش‌ها به اندازه مقاومت خطا، همگن بودن خط (ثابت بودن امیدانسی بر واحد طول خط) و تشخیص نوع خطا وابسته است [۶]. در روش دوپایانه‌ای از داده‌های اندازه‌گیری شده در دو پایانه محلی و دور استفاده می‌شود. این روش به دلیل نداشتن وابستگی به مقاومت خطا و نوع خطا از روش‌های تک‌پایانه‌ای دقیق‌تر خواهد بود [۷،۸].

یکی از پرکاربردترین توابع در بحث پردازش سیگنال، تبدیل موجک است که امکان استخراج مؤلفه‌های فرکانس بالا و پایین سیگنال را به ما می‌دهد و در بحث مکان‌یابی

## روش پیشنهادی



شکل (۱): جریان توالی صفر دیده شده از دو سمت خط بعد از خطا در شبکه نمونه

وقوع خطا، نوع خطا وابسته‌اند؛ بنابراین، داده‌های آموزشی باید به شکل هدفمند انتخاب شوند تا بتوان این تغییرات را به صورت مشخص به شبکه عصبی آموزش داد تا شبکه عصبی در تشخیص خود دچار مشکل نشود.

### ۲-۱- جریان توالی صفر

خطاهای نامتقارن خطوط انتقال مانند اتصال کوتاه‌ها، امپدانس بین خطوط، امپدانس معادل یک یا دو خط با زمین، یا قطع هادی‌های یک خط به کمک روش فورتسکیو تحلیل می‌شوند. روش فورتسکیو ثابت می‌کند هر سیستم  $n$  فازه نامتعادل وابسته بهم را به  $n$  سیستم فازی متعادل می‌توان تجزیه کرد. طبق این قضیه، هر سیستم سه فاز نامتعادل به سه سیستم سه فاز متعادل به شرح زیر تجزیه می‌شود:

(۱) سیستم مؤلفه‌های توالی مثبت شامل سه فاز بردار با اختلاف فاز  $120^\circ$  درجه و ترتیب فاز مشابه فازهای نامتعادل اصلی؛

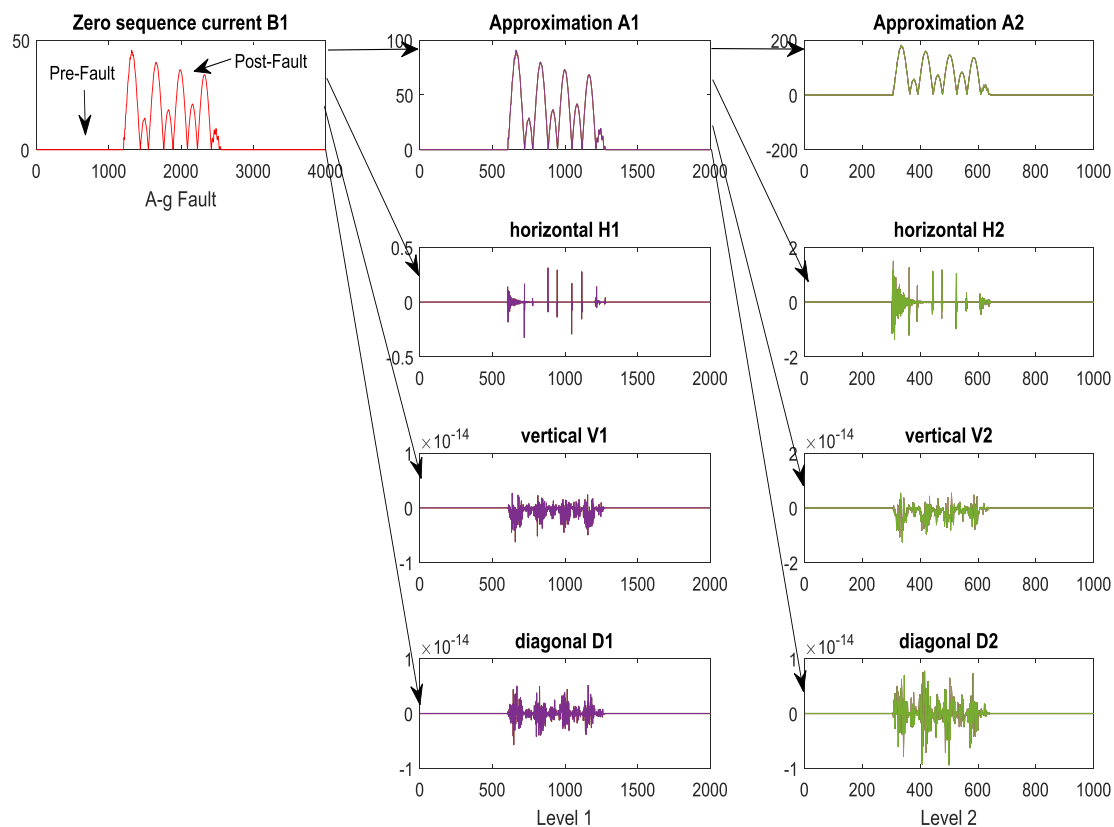
در این مقاله اساس کار مبتنی بر آنالیز جریان توالی صفر به دست آمده از اطلاعات ثبت شده بعد از خطا در ابتدا و انتهای خط است که با رله دریافت شده است. پس در نخستین گام با گرفتن تبدیل فورتسکیو از جریان سه فاز ثبت شده با رله، مطابق شکل (۱) جریان توالی صفر در هر دو پایانه به دست می‌آید. در ادامه، به منظور استخراج یک سری ویژگی‌های مشخص از خطا، باید از جریان توالی صفر در هر دو پایانه تبدیل موجک گرفت که نتیجه آن چهار مؤلفه تقریبی، افقی، عمودی و مورب به ازای هر سطح تجزیه خواهد بود. در این مقاله توجه روی مؤلفه‌های افقی سطح دو تجزیه سیگنال قرار دارد. در اقدام بعدی باید مقیاس‌های ماکزیمم مؤلفه‌های افقی در هر دو سمت خط استخراج شود و با محاسبه انرژی ذخیره شده در هر مؤلفه افقی، چهار داده ورودی به شبکه عصبی شامل دو انرژی ذخیره شده در مؤلفه افقی و دو مقیاس ماکزیمم از مؤلفه افقی در هر دو طرف خط وجود خواهد داشت. این داده‌های آموزشی به شدت به تغییرات مقاومت خطا، زاویه

برای انجام این تبدیل از ماتریس تبدیل مؤلفه‌های متقارن استفاده می‌کنند که با رابطه (۱) نمایش داده می‌شود. در این مقاله، توجه روی مؤلفه‌های توالی صفر است.

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

(۲) سیستم مؤلفه‌های توالی منفی شامل سه فاز بردار با اختلاف فاز ۱۲۰ درجه و ترتیب فاز مخالف فازهای نامتعادل اصلی؛

(۳) سیستم مؤلفه‌های توالی صفر شامل سه فاز بردار که هیچ اختلاف فازی با هم ندارند.



شکل (۲): تجزیه دو سطحی جریان توالی صفر دیده‌شده از پایانه ۱

### ۲-۲- تبدیل موجک - آنالیز انرژی موجک

تبدیل موجک به نمایش سیگنال با تکنیک پنجره‌بندی نواحی با سایزهای مختلف قادر است؛ به طوری که امکان استفاده از پنجره‌های زمانی بزرگ در مواقع نیاز به اطلاعات دقیق در فرکانس‌های پایین و پنجره‌های زمانی کوچک‌تر را هنگام نیاز به اطلاعات فرکانس بالا مقدور می‌کند. یکی از پیشرفت‌های اصلی که با تبدیل موجک انجام می‌گیرد، قابلیت تحلیل محلی (Local Analysis) سیگنال است که امکان تحلیل یک ناحیه کوچک از سیگنال وسیع را میسر می‌کند. در واقع،

در ابتدا به منظور استخراج ویژگی‌های خطا، به صورت همزمان روی جریان سه فاز دریافتی با رله، پردازش انجام می‌گردد که مزیت آن کاهش داده‌های آموزشی به‌ازای زوایای مختلف خطا بوده است؛ اما همچنان به دلیل پردازش همزمان سه فاز، نرخ داده‌های آموزشی تولید شده بالا بوده است. در این مقاله به منظور کاهش این داده‌ها از فرایند تبدیل جریان سه فاز به جریان توالی صفر استفاده شده است تا از این طریق فقط با پردازش جریان توالی صفر بتوان نرخ داده‌های آموزشی را کاهش داد و دقت الگوریتم را نیز بهبود بخشید؛ بنابراین در این طرح، توجه روی جریان توالی صفر دیده‌شده در دو سمت خط (یعنی  $I_0(B_1)$  و  $I_0(B_2)$ ) است.

[A1,H1,V1,D1] = dwt2(I0,'db4'); % level-signal decomposition

[A2,H2,V2,D2] = dwt2(A1,'db4'); % level-Two decomposition

که در آن:

A1, A2: به ترتیب مؤلفه تقریبی سطح یک و دو تجزیه

سیگنال

H1, H2: به ترتیب مؤلفه افقی سطح یک و دو تجزیه

سیگنال

V1, V2: به ترتیب مؤلفه عمودی سطح یک و دو تجزیه

سیگنال

D1, D2: به ترتیب مؤلفه مورب سطح یک و دو تجزیه

سیگنال

I<sub>0</sub>: جریان توالی صفر

db4: موجک مادر

بنابراین، مطابق شکل (۲) می توان جریان توالی صفر را

به فرم حاصل جمع مؤلفه‌ها به صورت رابطه (۳) نوشت:

$$I_0 = A_1 + (H_1 + V_1 + D_1) \quad (3)$$

$$= (A_2 + H_2 + V_2 + D_2) + (H_1 + V_1 + D_1)$$

ویژگی مؤلفه‌های جزئی موجک، وجود اطلاعات فرکانس بالا در آن است و از آنجا که در زمان وقوع خطا مؤلفه‌های فرکانس بالا ایجاد می شود، در این طرح بیشتر توجه روی مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر قرار دارد. گفتنی است یک سری ویژگی هایی از مؤلفه‌های افقی استخراج می شود که از این طریق شبکه عصبی به خوبی آموزش داده می شود تا در تشخیص خود دچار مشکل نشود. یکی از این راه‌ها استفاده از آنتروپی انرژی موجک برای محاسبه انرژی مؤلفه‌های افقی است. در ضمن بررسی‌ها نشان داده که پیک (یا ماکزیمم مقیاس) مؤلفه‌های افقی به ازای خطاهای مختلف، متفاوت بوده است.

انرژی موجک از مجموع ضرایب جزئی به دست می آید و مقدار آن به ازای جریان‌های مختلف، متفاوت خواهد بود. در این مقاله، انرژی موجک مؤلفه افقی جریان توالی صفر در مقیاس  $j$  و لحظه  $k$  به صورت رابطه (۴) به دست می آید [۱۰-۱۲]:

$$E_{jk} = |H_j(k)|^2 \quad (4)$$

موجک یک شکل موج با مدت زمانی محدود است که مقدار مؤثر صفر دارد. موجک‌ها بی‌قاعده و نامتقارن‌اند و در ضمن انرژی در آنها متمرکز، محدود و حول یک نقطه است. تبدیل موجک شامل شکستن یک سیگنال به سیگنال‌های انتقال داده شده و تغییر مقیاس داده شده سیگنال موجک اصلی (موجک مادر) است؛ بنابراین، تحلیل سیگنال‌های با تغییرات نیز به کمک موجک‌ها بهتر از تحلیل فوریه با موج‌های سینوسی است و می توان نتیجه گرفت تغییرات محلی نیز با موجک‌ها بهتر انجام می شوند.

تبدیل موجک، مشخصه‌ای به نام موجک مادر با انواع مختلف دارد. این تبدیل در ابتدا بین کل امواج موجود، موجی را جدا کرده است که با موجک مادر شباهت دارد و سپس موج جدا شده را براساس انواع مؤلفه‌های فرکانس بالا تا پایین تشکیل دهنده آن مرتب می کند؛ به طوری که با جمع آنها موج اولیه به دست می آید؛ برای نمونه در شکل (۲) جداسازی امواج تشکیل دهنده سیگنال جریان توالی صفر دیده شده از پایانه ۱، به ترتیب با یک و دو سطح تجزیه به کمک db4 نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می کنید در هر سطح تجزیه دو مؤلفه تقریبی و جزئی (شامل افقی، عمودی، مورب) به دست آمده است که به ترتیب مربوط به اطلاعات فرکانس پایین و فرکانس بالای سیگنال است؛ بنابراین، به کمک تبدیل موجک، اطلاعات پنهان خطا نمایان می شود. در این مقاله، بیشتر توجه روی مؤلفه افقی سطح دو تجزیه (H2) قرار دارد.

تبدیل موجک یک تبدیل خطی است که تخصیص زمانی را در مؤلفه‌های فرکانسی مختلف سیگنال داده شده حفظ می کند. پس می توان با در نظر گرفتن یک تابع مقیاس  $x$  و یک تابع موجک  $\psi$  به صورت رابطه (۲) نوشت:

$$DWT\psi f(m,k) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_n X(n)\psi\left[\frac{k-n_0b_0a^m}{a_0^m}\right] \quad (2)$$

که در آن،  $\psi$  موجک مادر،  $a_0^m$  پارامتر مقیاس،  $a^m$  و  $b_0$  پارامترهای انتقال‌اند. در ضمن، در این مقاله از موجک مادر db4 (daubechies-4) استفاده شده است و به کمک دستور زیر، فرایند تبدیل موجک گرفتن از جریان توالی صفر در نرم افزار متلب پیاده سازی می شود:

انرژی موجک نسبی در [۱۲] به صورت رابطه (۶) داده شده که نشان‌دهنده توزیع انرژی است:

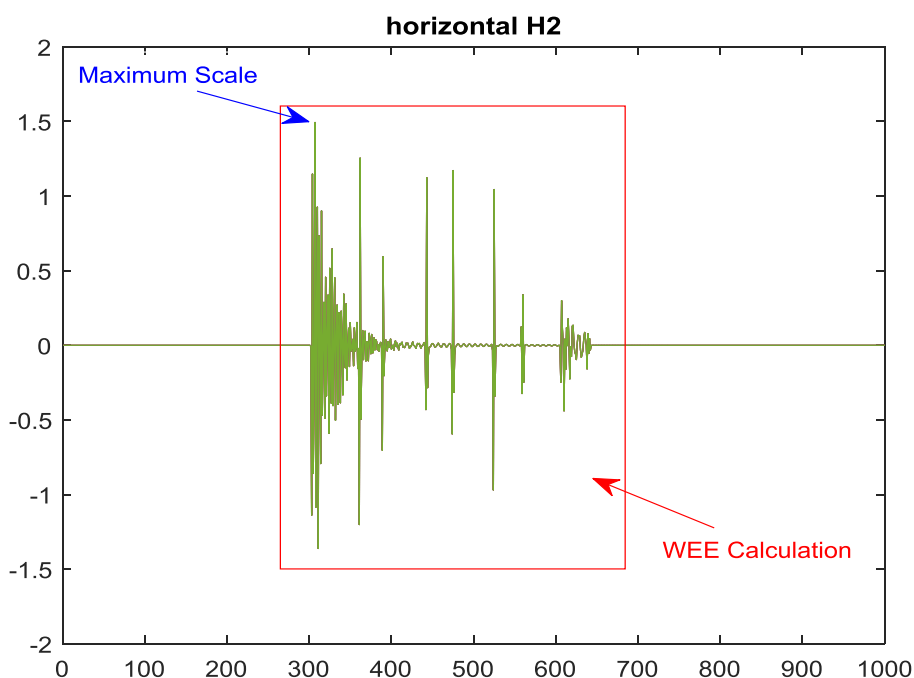
$$P_{jk} = \frac{E_{jk}}{E_j}, j = \overline{1, L} \quad (6)$$

بنابراین، آنالیز انرژی موجک (WEE) مؤلفه افقی جریان توالی صفر را می‌توان به صورت رابطه (۷) به دست آورد [۱۲، ۱۳]:

$$W_{EEj0} = -\sum_k P_{jk0} \log P_{jk0}, j = \overline{1, L} \quad (7)$$

یک سیگنال به روش‌های مختلفی ارزیابی می‌شود. یکی از الگوریتم‌های راحت در تجزیه بهینه سیگنال، آنالیز است. آنالیز مقدار اطلاعاتی را نشان می‌دهد که در سیگنال ذخیره شده است. فرض کنید در مقیاس  $k$  با  $k = 1, 2, 3, \dots, N$  تعداد لحظات (ضرایب) در مقیاس  $k$  و  $L$  تعداد سطوح تجزیه شده باشد. در مجموع، طیف انرژی موجک مؤلفه افقی در مقیاس  $k$  را می‌توان به صورت رابطه (۵) نوشت:

$$E_j = \sum_k E_{jk}, j = \overline{1, L} \quad (5)$$



شکل (۳): مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر

از سه لایه ورودی، خروجی و پنهان تشکیل شده است. هر لایه شامل گروهی از نورون‌هاست که عموماً با کلیه نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط‌اند، مگر اینکه کاربر، ارتباط بین نورون‌ها را محدود کند؛ اما نورون‌های هر لایه با سایر نورون‌های همان لایه ارتباطی ندارند. در واقع، اساس کار شبکه عصبی مبتنی بر آموزش و یادگیری است؛ بنابراین، به منظور آموزش شبکه عصبی در بحث مکان‌یابی خطا باید یک سری ویژگی‌های خطا را استخراج کرد تا شبکه عصبی به خوبی وجود خطا و مکان خطا را در سیستم تشخیص دهد.

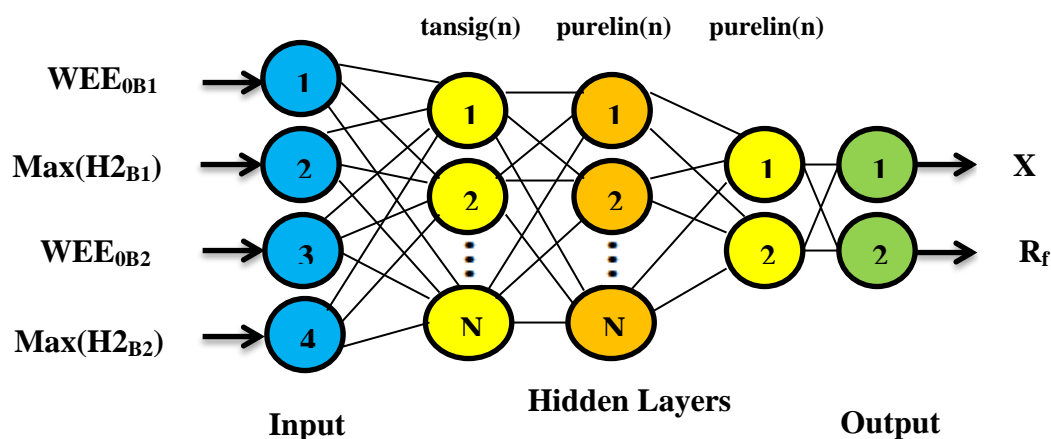
بنابراین، مطابق شکل (۳) در این طرح، دو ویژگی از مؤلفه افقی استخراج می‌شود: ۱- ماکزیمم مقیاس مؤلفه افقی، ۲- محاسبه آنالیز انرژی موجک.

### ۲-۳- طراحی شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی یک روش محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست‌آمده برای پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده است که ویژگی آن ایجاد ساختاری جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. یک شبکه عصبی مصنوعی،

ویژگی‌های خطا، به‌طور همزمان پردازش روی سه فاز جریان صورت می‌گرفت که در این مقاله به‌منظور کاهش تعداد داده‌های آموزشی، فقط روی جریان توالی صفر دیده‌شده از دو سمت خط انتقال پردازش صورت می‌گیرد.

همان‌طور که در بخش قبل اشاره شد، در این مقاله از دو ویژگی یعنی مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی و آنتروپی انرژی موجک مؤلفه افقی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. در مرجع [۱۴] به‌منظور استخراج



شکل (۴): ساختار شبکه عصبی مصنوعی

که در آن:

- $WEE_{0B1}$ : آنتروپی انرژی موجک مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر دیده‌شده از پایانه ۱.
- $Max(H2_{B1})$ : مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر دیده‌شده از پایانه ۱.
- $WEE_{0B2}$ : آنتروپی انرژی موجک مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر دیده‌شده از پایانه ۲.
- $Max(H2_{B2})$ : مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی سطح دو تجزیه جریان توالی صفر دیده‌شده از پایانه ۲.

اکنون سؤال این است که آیا استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی با سه لایه پنهان به‌جای سه شبکه عصبی مجزا برای خطاهای مختلف، افزایش پیچیدگی و بالارفتن زمان آموزش را موجب می‌شود. باید اشاره کرد این چنین طرحی ممکن است به‌ظاهر پیچیده باشد؛ اما اگر مطابق آنچه در این مقاله ارائه شده است، داده‌های آموزشی هدفمند انتخاب شوند - به‌گونه‌ای که ویژگی هر نوع خطا برای شبکه عصبی فهم‌پذیر شود - این پیچیدگی از بین خواهد رفت و شبکه عصبی در تشخیص خود دچار مشکل نمی‌شود. ضمناً درخصوص زمان پردازش نیز گفتنی است در هر طرحی که

در شکل (۴) ساختار شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی نشان داده شده است. همان‌طور که اشاره شد، ورودی شبکه عصبی شامل دو آنتروپی انرژی موجک و دو مقیاس ماکزیمم از مؤلفه‌های افقی به‌دست‌آمده از دو سمت خط است و از آنجا که نتایج بررسی‌ها نشان‌دهنده وابستگی شدید ورودی‌های شبکه عصبی به مقاومت خطا است، در این طرح علاوه بر مکان خطا ( $X$ )، مقاومت خطا ( $R_f$ ) نیز در خروجی شبکه عصبی قرار داده شده است تا دقت الگوریتم افزایش یابد. در ضمن، در این شبکه از سه لایه پنهان استفاده شده است که اندازه لایه اول و دوم، تغییرپذیر و اندازه لایه سوم برابر با خروجی شبکه عصبی است که علت آن وجود دو خروجی در شبکه عصبی است که دست ما را در تغییر اندازه لایه سوم بسته است؛ بنابراین، با قراردادن لایه اول و دوم به‌راحتی می‌توان با تغییر اندازه لایه‌ها دقت الگوریتم را بالا برد. در این طرح، اندازه لایه اول ۱۲، لایه دوم ۸ و لایه سوم ۲ در نظر گرفته شده است. در ضمن باید اشاره کرد در این طرح به‌جای استفاده از سه شبکه عصبی مجزا برای خطاهای تک فاز، دو فاز و سه فاز از یک شبکه عصبی با سه لایه پنهان برای مکان‌یابی خطا استفاده شده است.

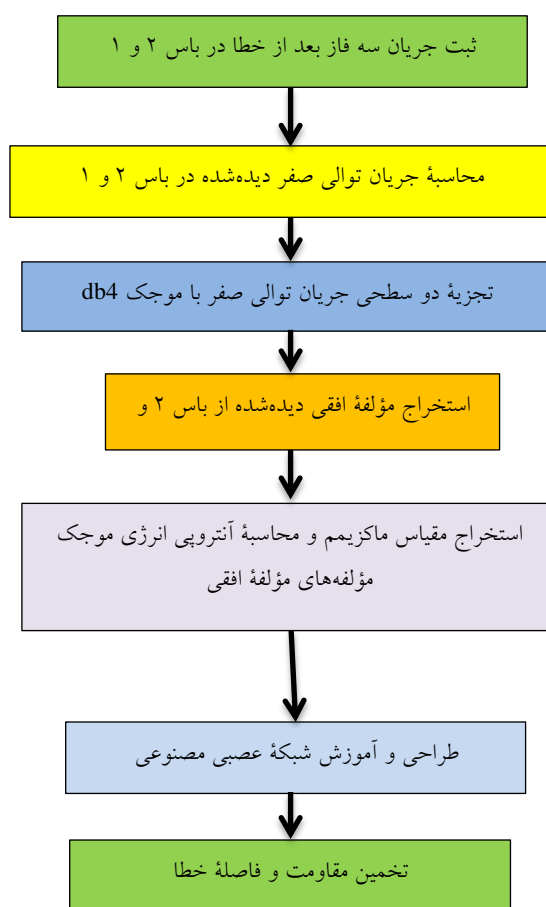


انتهای خط MVA ۳۰۰۰۰ با زاویه فاز ۲/۰۸۹۲- درجه و طول خط ۱۰۰ کیلومتر پیاده‌سازی شده است. شبکه مورد مطالعه همان شبکه انتقال استاندارد طراحی شده با G. Sybille (Hydro-Quebec) است که با وارد کردن دستور power\_3phseriescomp.mdl در محیط نرم‌افزار MATLAB مشاهده می‌شود. در جدول (۱) اطلاعات مربوط به ساختار شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. در نهایت، فلوجارت کامل الگوریتم مکان‌یاب پیشنهادی در شکل (۵) نشان داده شده است.

از شبکه عصبی استفاده می‌شود، فقط یک مرتبه شبکه عصبی آموزش می‌بیند و پس از آموزش (در زمان تست) و استفاده از شبکه عصبی به آموزش نیاز نیست و شبکه عصبی بلافاصله نتایج را ارائه می‌دهد. در این طرح، زمان آموزش، ۴ دقیقه و فقط یک بار انجام شده است.

### ۳- پیاده‌سازی شبکه

در این مقاله الگوریتم پیشنهادی روی شبکه انتقال kV ۷۳۵ با فرکانس ۶۰ HZ، زاویه فاز منبع صفر درجه، بار



شکل (۵): فلوجارت الگوریتم مکان‌یاب پیشنهادی

ابتدا و انتهای خط متفاوت بوده است و وابستگی زیادی به مقاومت خطا و نوع خطا دارد. در اینجا به صورت مختصر نتایج بررسی‌ها روی پایانه ۱ و پایانه ۲ در شکل (۶) تا شکل (۱۱) ارائه شده است.

### ۴- نتایج شبیه‌سازی

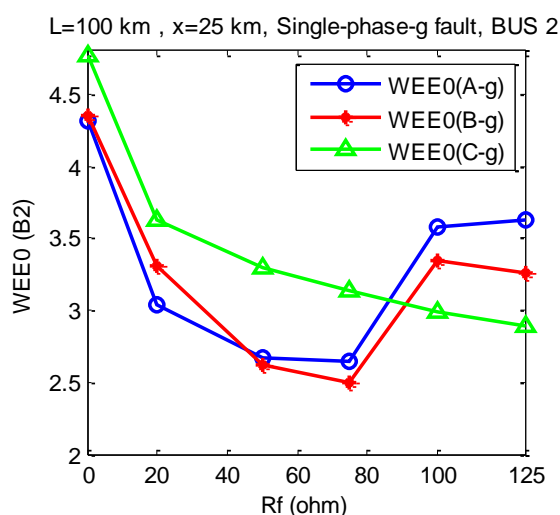
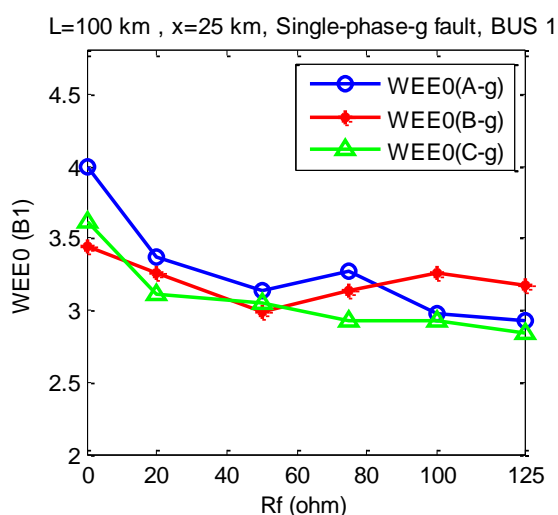
در ابتدا به منظور استخراج و تولید داده‌های آموزشی، خط انتقال شکل (۱) در شرایط وقوع انواع خطاها بررسی شد. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهند مقیاس ماکزیمم مؤلفه‌های افقی و آنترپی موجک این مؤلفه‌ها در

جدول (۱): پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی

Parameters	ANN
Input	4
Output	2
Training algorithm function	traingdm
Hidden layer 1 function	tansig(n)
Hidden layer 2 function	purelin(n)
Hidden layer 3 function	purelin(n)
Size of hidden layer 1	12
Size of hidden layer 2	8
Size of hidden layer 3	2
Weight update method	Batch-mode
Train parameter goal	1e-4
Learning rate	0.05
Performance function	MSE (mean squared error)

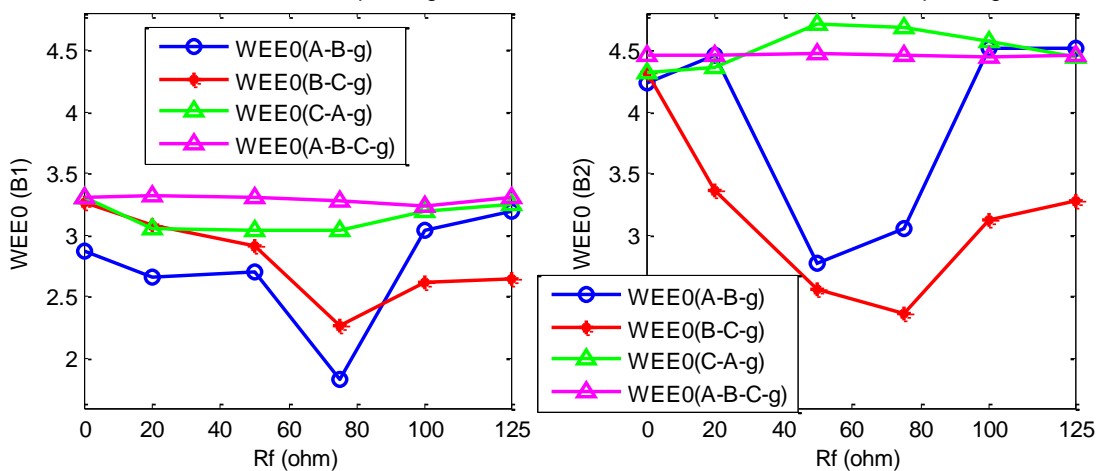
خطای بین ۱۵ تا ۸۵ کیلومتر نشان داده شده‌اند. در ضمن، در زمان وقوع خطا زاویه فازهای a، b و c به ترتیب ۴۰-، ۱۶۰- و ۲۸۰- درجه است. در این طرح به دلیل پردازش همزمان جریان سه فاز و تبدیل آن به جریان توالی صفر عملاً به محاسبه آنروپی به ازای زوایای مختلف نیاز نیست و فقط همان سه زاویه فازها در زمان وقوع خطا کافی است؛ به شرطی که همزمان پردازش روی سه فاز صورت گیرد.

در شکل‌های (۶) تا (۸)، تغییرات آنروپی انرژی موجک و در شکل‌های (۹) تا (۱۱)، تغییرات مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی به ازای خطاهای مختلف نشان داده شده‌اند. در شکل‌های (۶)، (۷)، (۹) و (۱۰) به ترتیب تغییرات آنروپی انرژی موجک و مقیاس ماکزیمم به ازای مقاومت خطای ۰/۵ تا ۱۲۵ اهم در فاصله خطای ۲۵ کیلومتری از خط و در شکل (۸) و (۱۱) به ترتیب تغییرات آنروپی انرژی موجک و مقیاس ماکزیمم به ازای فاصله



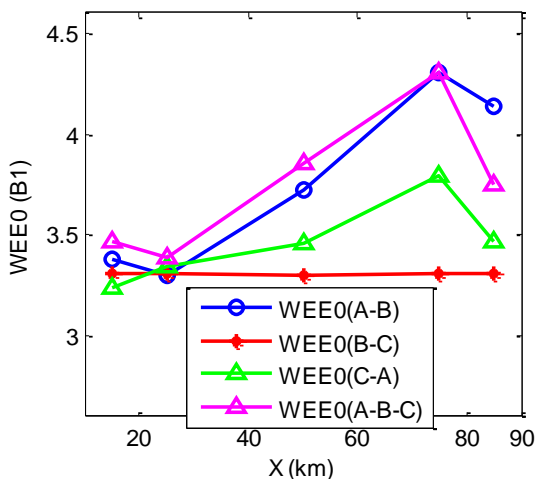
شکل (۶): آنروپی انرژی موجک برای خطای تک فاز به زمین

L=100 km , x=25 km, Two-Three-phase-g fault, BUS 1 L=100 km , x=25 km, Two-Three-phase-g fault, BUS 2

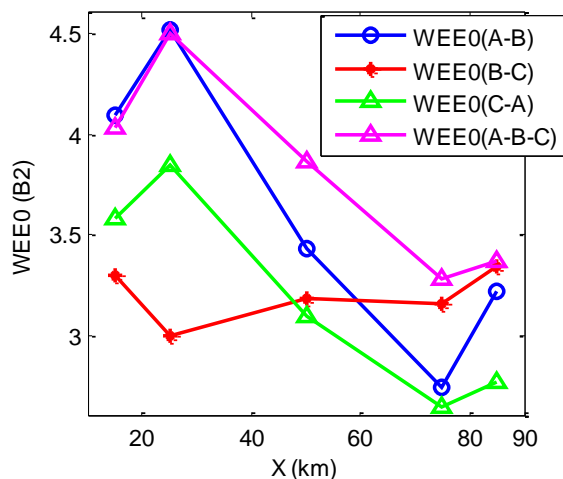


شکل (۷): آنالیز انرژی موجک برای خطای دو فاز و سه فاز به زمین

L=100 km , Two-Three-phase fault, BUS 1

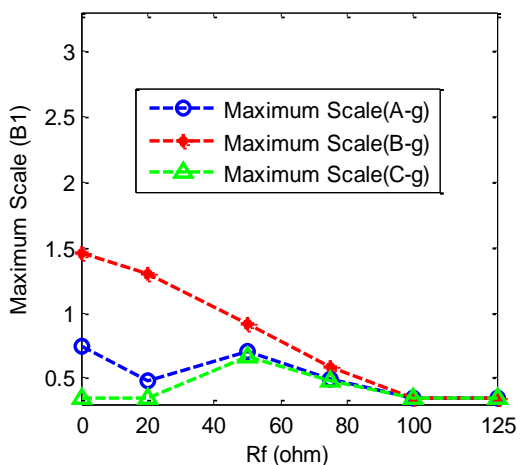


L=100 km , Two-Three-phase fault, BUS 2

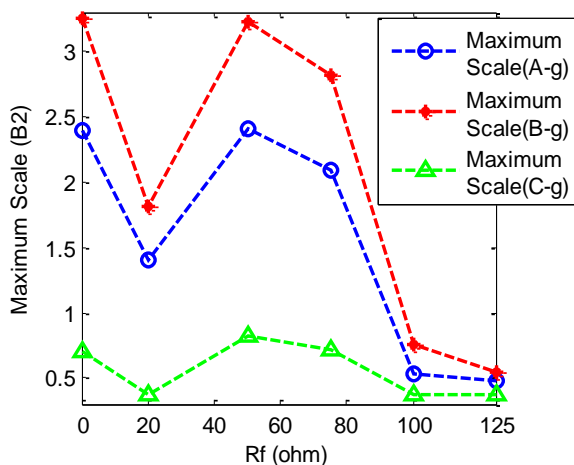


شکل (۸): آنالیز انرژی موجک برای خطای دو فاز و سه فاز

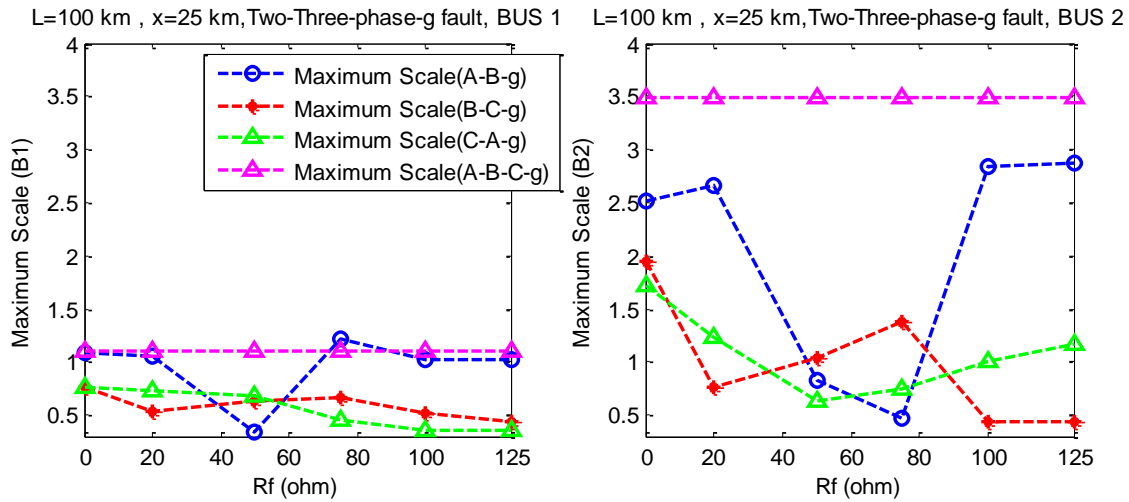
L=100 km , x=25 km, Single-phase-g fault, BUS 1



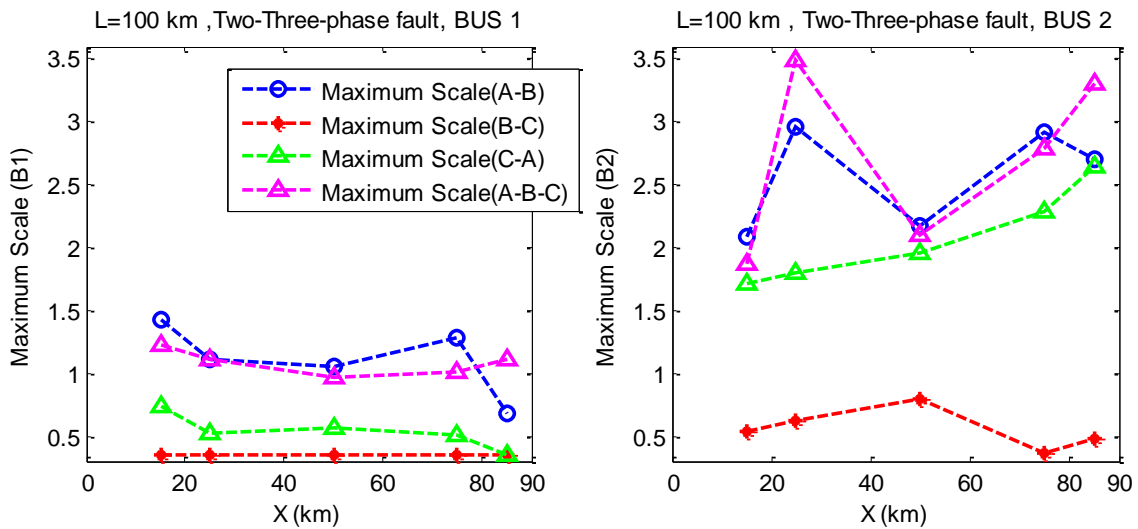
L=100 km , x=25 km, Single-phase-g fault, BUS 2



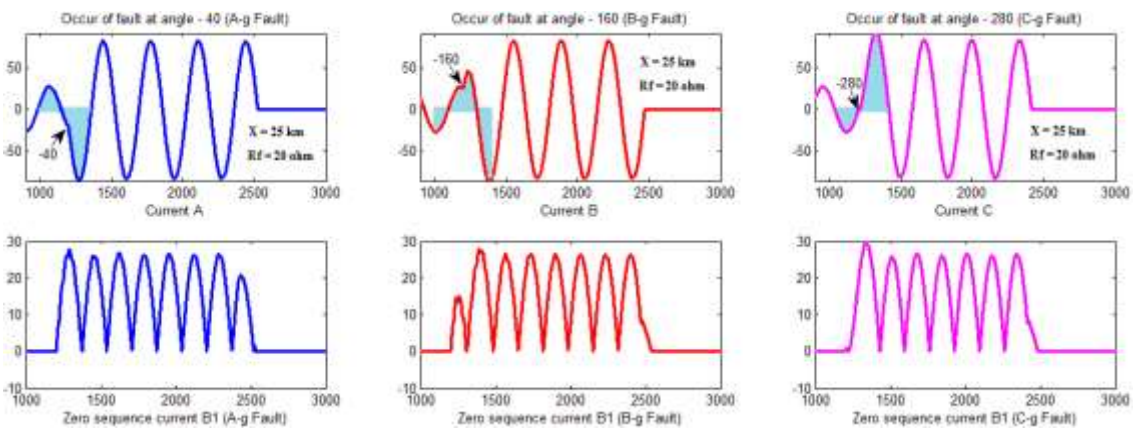
شکل (۹): مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی برای خطای تک فاز به زمین



شکل (۱۰): مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی برای خطای دو فاز و سه فاز به زمین



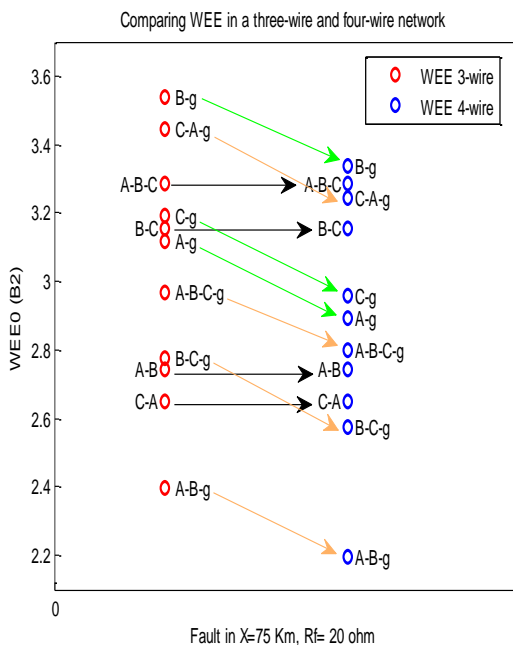
شکل (۱۱): مقیاس ماکزیمم مؤلفه افقی برای خطای دو فاز و سه فاز



شکل (۱۲): تغییرات سطح زیر منحنی جریان سه فاز و جریان توالی صفر در زمان وقوع خطا به ازای زوایای  $-۴۰^\circ$ ،  $-۱۶۰^\circ$ ،  $-۲۸۰^\circ$  درجه

در سیستم‌های برق، از اتصال زمین یا اتصال عملیاتی به منظور حفظ عایق‌بندی، تأمین صحت کار دستگاه‌های الکتریکی و محدود کردن اضافه ولتاژها و همچنین کمک به عملکرد صحیح لوازم مدارها در زمان قطع مدارهای معیوب استفاده می‌شود. در ادامه، طرح پیشنهادی روی شبکه چهار سیمه با سیم نول، پیاده‌سازی و نتایج آن با شبکه سه سیمه مقایسه شده است. در شکل (۱۳) مقدار آنالیز انرژی موجک (WEE0) برای شبکه سه سیمه و چهار سیمه در سمت پایانه B2 به ازای خطاهای مختلف نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل (۱۳) مشاهده می‌شود، تغییرات WEE0 به ازای خطاهای فاز به فاز برای هر دو شبکه یکسان‌اند، اما برای خطاهای زمین متفاوت‌اند؛ به گونه‌ای که مقدار WEE0 برای شبکه چهار سیمه کمتر از شبکه سه سیمه به دست آمده است و علت آن، وجود سیم زمین بوده که کاهش جریان خطا را سبب شده است. از آنجا که مطالعه ما روی جریان توالی صفر است، این تغییرات توجیح‌پذیر خواهند بود.

همان‌طور که از نتایج دیده می‌شود، تغییرات مقدار آنالیز انرژی موجک و مقیاس ماکزیمم مؤلفه‌های افقی، به فاز خطادیده، نوع خطا، فاصله خطا و مقدار مقاومت خطا وابستگی شدیدی دارند. در شکل‌های (۶) و (۹)، تغییرات داده‌های آموزشی به‌ازای خطاهای تک‌فاز به زمین نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در این نوع خطا، بیشترین مقدار مؤلفه افقی در خطای B-g رخ داده که زاویه آن ۱۶۰- درجه است؛ اما بیشترین آنالیز انرژی موجک در خطای A-g ایجاد شده که زاویه آن ۴۰- درجه است؛ علت آن با مشاهده شکل (۱۲) به دست می‌آید که تغییرات سطح زیر منحنی جریان در شرایط وقوع خطا به‌ازای زاویای مختلف را نشان می‌دهند. از شکل (۱۲) مشخص است آنالیز انرژی موجک محاسبه‌شده به‌ازای زاویه ۴۰- درجه بیشترین مقدار را خواهد داشت، اما همیشه اینگونه نیست؛ زیرا فاصله و مقاومت خطا باعث کاهش آنالیز انرژی موجک می‌شود؛ به طوری که در خطای C-g آنالیز انرژی موجک محاسبه‌شده از باس ۱، کمتر از باس ۲ به دست آمده است.



شکل (۱۳): مقایسه WEE0 به دست آمده به ازای خطاهای

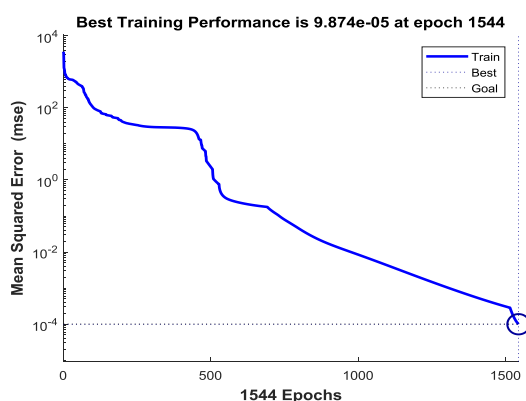
مختلف در شبکه سه سیمه و چهار سیمه

در شکل‌های (۷) و (۱۰)، تغییرات داده‌های آموزشی به‌ازای خطاهای دو فاز و سه فاز به زمین نشان داده شده‌اند. در این حالت همان‌طور که مشاهده می‌شود، داده‌های آموزشی به‌ازای خطای سه فاز به زمین بیشترین مقدار را دارد که شدیدترین نوع خطا محسوب می‌شود. در شکل‌های (۸) و (۱۱)، تغییرات داده‌های آموزشی به‌ازای خطاهای دو فاز و سه فاز نشان داده شده‌اند. در این حالت نیز مشابه حالت قبل، داده‌های آموزشی خطای سه فاز بیشترین مقدار را دارد. در ضمن، از مقایسه داده‌های آموزشی خطای دو فاز و سه فاز با خطای دو فاز و سه فاز به زمین به خوبی تأثیر مقاومت بر داده‌های آموزشی مشاهده می‌شود؛ به گونه‌ای که وجود مقاومت خطا باعث کاهش داده‌های آموزشی شده است. بنابراین، برای تولید داده‌های آموزشی باید نوع خطا، مکان خطا و محدوده مقاومت‌ها مناسب انتخاب شوند تا تغییرات داده‌های آموزشی به صورت دقیق به شبکه عصبی ارائه شوند و شبکه عصبی نیز قادر باشد از طریق توابع انتقال ارائه‌شده در جدول (۱)، الگوریتمی مناسب برای مکان‌یابی خطا طراحی کند.

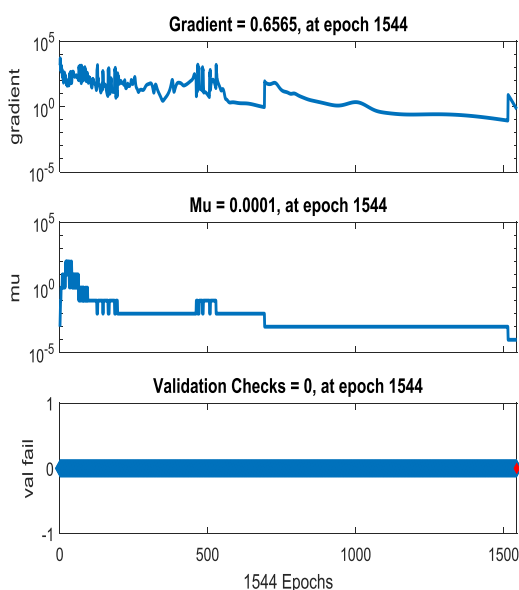
جدول (۲): پارامترهای در نظر گرفته برای تولید داده‌های آموزشی

پارامترهای مؤثر بر خطا			نوع خطا				
مکان خطا (km)	مقاومت خطا (ohm)	زاویه خطا (D)	1 Ph.g	2 Ph.g	2 Ph	3 Ph.g	3 Ph
15	0.5	-40	A.g	A.B.g	A.B	A.B.C.g	A.B.C
25	20	-160	B.g	B.C.g	B.C		
50	50	-280	C.g	C.A.g	C.A		
75	75						
85	100						
	125						

نشان داده شده است. این نمودار، تعداد تکرارها و همچنین میانگین مربعات خطای (mse) شبکه را نشان می‌دهد که در این طرح در تکرار ۱۵۴۴ به مقدار  $9.874e-0.05$  رسیده است.



شکل (۱۴): نمودار Performance شبکه عصبی



شکل (۱۵): نمودار Training State شبکه عصبی

بنابراین، در این طرح با استفاده از اطلاعات جدول (۲)، داده‌های آموزشی ارائه شده در شکل‌های (۶) تا (۱۱) تولید می‌شوند و در نهایت به کمک توابع انتقال نشان داده شده در جدول (۱)، یک رابطه بین ورودی و خروجی ایجاد می‌کند تا از این طریق بتوان شبکه عصبی را آموزش داد. در جدول (۳) تعداد داده‌های تولید شده برای آموزش شبکه عصبی به‌زای خطاهای مختلف نشان داده شده است.

جدول (۳): تعداد داده‌های تولید شده برای آموزش شبکه عصبی

Fault type	Number of training data =	
	$N_{location}$	$N_{resistance} \times N_{fault}$
1 ph.g	3	$6 \times 3 = 54$
2 ph.g	3	$6 \times 3 = 54$
3 ph.g	3	$6 \times 1 = 18$
2 Ph	5	$3 = 15$
3 Ph	5	$1 = 5$
Total		146

طبق جدول (۳)، داده‌های آموزشی برای خطاهای به زمین، به دلیل وجود مقاومت خطا بیشتر در نظر گرفته شده‌اند. در نهایت، کل داده‌های در نظر گرفته شده در این طرح، ۱۴۶ مورد است که برای یک خط انتقال به‌زای خطاهای مختلف و فقط با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی مناسب است. در ادامه، این داده‌ها برای آموزش به شبکه عصبی ارائه می‌شوند که نتایج عملکرد شبکه عصبی نشان‌دهنده دقت زیاد آن در بحث مکان‌یابی خطا بوده است.

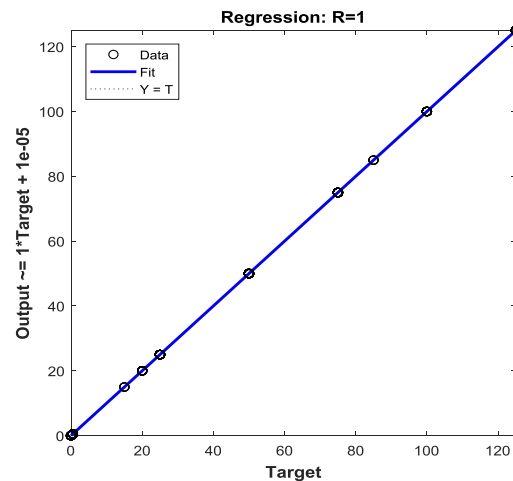
در نرم‌افزار MATLAB نمودارهای مختلفی برای بررسی و نشان‌دادن عملکرد شبکه عصبی مصنوعی وجود دارد. در شکل (۱۴) نمودار Performance شبکه عصبی

در شکل (۱۷) نمودار confusion matrix شبکه عصبی ارائه شده است. در نمودار ماتریس confusion، ردیف‌ها به کلاس پیش‌بینی شده (Output Class) و ستون‌ها به کلاس واقعی (Class Target) مربوط‌اند. سلول‌های مورب به مشاهداتی مربوط‌اند که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند. سلول‌های خارج از مورب به مشاهدات نادرست طبقه‌بندی شده مربوط‌اند. هر دو تعداد مشاهدات درصد کل مشاهدات در هر سلول نشان داده شده‌اند. ستون سمت راست نمودار، درصد تمام نمونه‌های پیش‌بینی شده متعلق به هر کلاس را نشان می‌دهد که درست و نادرست طبقه‌بندی شده‌اند. این معیارها بیشتر به ترتیب دقت (یا مقدار پیش‌بینی مثبت) و میزان کشف اشتباه نامیده می‌شوند. ردیف انتهایی نمودار، درصد تمام نمونه‌هایی را نشان می‌دهد که به هر کلاس درست و نادرست طبقه‌بندی شده مربوط است. این معیارها بیشتر به عنوان فراخوانی (یا نرخ مثبت واقعی) و نرخ منفی اشتباه نامیده می‌شوند. سلول سمت راست پایین نمودار، دقت کلی شبکه عصبی را نشان می‌دهد که در این طرح دقت کلی شبکه ۹۸/۶٪ به دست آمده و فقط دو مورد اشتباه داشته است که در این دو مورد فقط در تخمین مقاومت خطا دچار اشتباه شده و مکان خطا را دقیق پیش‌بینی کرده است.

در ادامه، پس از آموزش شبکه عصبی، از الگوریتم پیشنهادی به‌ازای خطاهای مختلف در فواصل مختلف خط انتقال، تست گرفته شده است که نتایج آن در جدول (۴) نشان داده شده‌اند. در ضمن، درصد خطای تخمین از رابطه (۸) محاسبه می‌شود که نتایج آن در جدول (۴) قرار داده شده‌اند.

$$RE = \frac{|Actual - Estimated|}{Length\ of\ Line} \times 100\% \quad (۸)$$

در شکل (۱۵)، نمودار Training State شبکه عصبی ارائه شده است. در این نمودار مقدار خطاها مشاهده می‌شود. نحوه عملکرد اینگونه است که اگر "val fail" در ۶ بار پی‌پی بهبود نداشته باشد و به‌صورت صعودی بالا رود، فرایند آموزش متوقف می‌شود که در این طرح، همواره در حالت بهبود بوده و خطا به مقدار ۰/۰۰۰۱ در تکرار ۱۵۴۴ رسیده است.



شکل (۱۶): نمودار Regression شبکه عصبی

در شکل (۱۶) نمودار Regression شبکه ارائه شده است. این نمودار خروجی شبکه عصبی و مقدار واقعی را روی هم می‌اندازد و اگر این دو بر هم منطبق باشد دال بر کیفیت خوب شبکه عصبی است. که در این طرح خروجی شبکه عصبی با تقریب خوب  $1 * Target - 1e-5$  به مقدار واقعی نزدیک شده است.

	Target Class 1	Target Class 2	
Output Class 1	47 32.2%	0 0.0%	100% 0.0%
Output Class 2	2 1.4%	97 66.4%	98.0% 2.0%
	95.9% 4.1%	100% 0.0%	98.6% 1.4%
	1	2	Target Class

شکل (۱۷): confusion matrix شبکه عصبی

جدول (۴): نتایج به دست آمده از تست الگوریتم پیشنهادی

نوع خطا	مقادیر واقعی		مقادیر تخمین زده شده		RE (%)
	Rf (اهم)	X (km)	Rfe (ohm)	Xe (km)	
A-g	0.4	40	0.3981	40.0543	0.0543
A-B-g	7	20	6.8639	20.1315	0.1315
A-B-C	-	50	-	50.0147	0.0147
C-g	85	65	84.9200	65.0605	0.0605
A-C-g	100	80	99.9410	80.0354	0.0354
B-C	-	10	-	9.9601	0.0399
B-g	75	40	75.0341	40.1666	0.1666
B-C-g	150	80	157.123	79.9487	0.0513
A-C	-	30	-	29.8389	0.1611
A-B	-	90	-	90.0972	0.0972
A-g	15	15	14.9964	15.1298	0.1298
A-C-g	95	90	95.0576	90.0623	0.0623
A-B-C-g	20	35	20.4321	35.1207	0.1207

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله از تکنیک‌های پردازش سیگنال و شبکه عصبی مصنوعی به منظور مکان‌یابی خطا در شبکه انتقال استفاده شده است؛ به گونه‌ای که در ابتدا از فرایند تبدیل جریان سه فاز به جریان توالی صفر به منظور کاهش داده‌ها استفاده شده است. در ادامه، ویژگی‌های خطا به کمک تبدیل موجک و ریاضی کاربردی از جریان توالی صفر استخراج شده است تا اطلاعات نهفته درون آنها، خارج و به صورت تفکیک شده برای آموزش به شبکه عصبی ارائه شود. از آنجا که ورودی‌های به دست آمده برای آموزش شبکه عصبی به شدت به نوع خطا، مقاومت خطا و مکان خطا وابسته‌اند، داده‌های آموزشی به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که این تفاوت‌ها را به خوبی ارائه کنند تا شبکه عصبی در تشخیص خود دچار مشکل نشود؛ بنابراین، انتخاب تابع پردازش سیگنال، طیف داده‌ها و در پی آن، پارامترهای ریاضی و ترکیب آنها بسیار مهم خواهد بود. بنابراین، در این پروژه به صورت هدفمند داده‌های آموزشی انتخاب شده‌اند تا از این طریق ویژگی‌های خطا به صورت دقیق به شبکه عصبی شناسانده شوند.

همچنین، در این الگوریتم به جای استفاده از سه شبکه عصبی مجزا برای خطاهای تک فاز، دو فاز و سه فاز از یک شبکه عصبی مصنوعی با سه لایه پنهان استفاده شده و به گونه‌ای طراحی شده است که به ازای خطاهای مختلف با مقاومت خطاهای متفاوت، عملکرد خوبی از خود نشان دهد و توانسته است علاوه بر مکان خطا، مقاومت خطا را نیز

تخمین بزنند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند دقت کلی شبکه برابر با ۹۸/۶٪ و حداکثر خطای تخمین در این طرح ۰/۱۶۶۶٪ به دست آمده است.

## مراجع

- [1] De Andrade, L., and T. Ponce de Leão. "Impedance-based fault location analysis for transmission lines." *Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), 2012 IEEE PES*. IEEE, 2012.
- [2] Dashtdar, Masoud, Rahman Dashti, and Hamid Reza Shaker. "Distribution network fault section identification and fault location using artificial neural network." *2018 5th International Conference on Electrical and Electronic Engineering (ICEEE)*. IEEE, 2018.
- [3] Lopes, Felipe Vigolvinio, Bernard Fernandes Kusel, and Kleber Melo Silva. "Traveling wave-based fault location on half-wavelength transmission lines." *IEEE Latin America Transactions* 14.1 (2016): 248-253.
- [4] Bo, Z. Q., G. Weller, and M. A. Redfern. "Accurate fault location technique for distribution system using fault-generated high-frequency transient voltage signals." *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution* 146.1 (1999): 73-79.
- [5] Rao A, Bogale B, "Accurate Fault Location Technique on Power Transmission Lines with use of Phasor Measurements", *International Journal of Engineering Research and Technology*. Vol. 4. No. 02 (February-2015). ERSRA Publications, 2015.
- [6] Xu, Zhihan, and Zhiying Zhang. "What accuracy can we expect from the single-ended fault locator?." *Protective Relay Engineers, 2015 68th Annual Conference for*. IEEE, 2015.
- [7] Venugopal, Mahesh, and Chandrakant Tiwari. "A novel algorithm to determine fault location in a transmission line using PMU measurements." *Smart*



- wavelet singular entropy." *IEEE transactions on Power Delivery* 25.4 (2010): 2156-2163.
- [12] Ekici, Sami, Selcuk Yildirim, and Mustafa Poyraz. "Energy and entropy-based feature extraction for locating fault on transmission lines by using neural network and wavelet packet decomposition." *Expert Systems with Applications* 34.4 (2008): 2937-2944.
- [13] J. Sadeh, H. Afradi, "A new and accurate fault location algorithm for combined transmission lines using adaptive network-based fuzzy inference system", *Electr. Power Syst. Res.* 79 (2009) 1538–1545.
- [14] Dashtdar, Masoud. "Fault Location in Distribution Network Based on Fault Current Analysis Using Artificial Neural Network." *Journal of Electrical & Computer Engineering* 1.2 (2018): 18-32.
- Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA), 2013 IEEE International Conference on.* IEEE, 2013.
- [8] Elkalashy, Nagy I., et al. "Unsynchronized fault-location technique for double-circuit transmission systems independent of line parameters." *IEEE Transactions on Power Delivery* 31.4 (2016): 1591-1600.
- [9] Magnago, Fernando H., and Ali Abur. "Fault location using wavelets." *IEEE Transactions on Power Delivery* 13.4 (1998): 1475-1480.
- [10] Samantaray, S. R., B. K. Panigrahi, and P. K. Dash. "High impedance fault detection in power distribution networks using time-frequency transform and probabilistic neural network." *IET generation, transmission & distribution* 2.2 (2008): 261-270.
- [11] He, Zhengyou, et al. "Fault detection and classification in EHV transmission line based on