

## تشخیص و مکان‌یابی خطا در شبکه توزیع به کمک مدل آماری مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اساسی

احسان اکبری

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه علوم و فنون مازندران، بابل، ایران  
e.akbari@ustmb.ac.ir

### چکیده

شبکه‌های توزیع به دلیل گستردگی و تنوع ساختار، در معرض بروز انواع خطاها قرار دارند. تشخیص و مکان‌یابی خطاهای مختلف در شبکه‌های توزیع می‌تواند از بروز خاموشی‌های گسترده و تحمیل خسارات سنگین به شبکه جلوگیری کند. این مقاله به منظور تشخیص و مکان‌یابی خطا در شبکه توزیع، یک روش ساده و سریع را پیشنهاد می‌دهد که بر اساس تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) حاصل از جریان خطوط پیاده‌سازی می‌گردد. در این روش، مؤلفه‌های جریان باس‌های شبکه به صورت آنلاین نمونه‌برداری شده و به تشخیص گر خطا مبتنی بر PCA اعمال می‌شود. سپس تشخیص خطا با استخراج مؤلفه‌های اساسی و محاسبه آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  انجام می‌گیرد. نمودار مشارکت حاصل از مؤلفه‌های اساسی نیز به منظور مکان‌یابی خطا به دست خواهد آمد. سرعت بالای الگوریتم پیشنهادی تشخیص و مکان‌یابی خطا و امکان پیاده‌سازی آن به صورت آنلاین، از ویژگی‌های متمایز این روش است. شبیه‌سازی‌ها روی یک سیستم استاندارد ۱۴ باس IEEE به عنوان سیستم تست، در محیط MATLAB برای سه سناریوی مختلف خطا انجام شده و نتایج آن مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

### کلمات کلیدی

تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)، تشخیص و مکان‌یابی خطا، شبکه توزیع، آماره‌های  $T^2$  و  $Q$ ، نمودار مشارکت.

### ۱- مقدمه

به منظور خطایابی در سیستم قدرت به صورت اتوماسیون، روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی معرفی شده است. هر یک از این روش‌ها دارای یک سری مزایا و معایب هستند. اولین دسته از الگوریتم‌های تشخیص خطا و یافتن سرمنشأ آن در سیستم‌های قدرت، روش‌های مبتنی بر امپدانس هستند که در مراجع [۱-۴] به آن پرداخته شده است. اندازه‌گیری ولتاژ و جریان در این روش به منظور محاسبه مشخصه‌های خط انتقال و با استفاده از روش‌های ریاضی صورت می‌گیرد؛ اما این روش به واسطه محدودیت‌هایی نظیر تخمین‌های چندگانه در شبکه‌های توزیع که به دلیل فاصله زیاد بخش‌های مختلف از هم اجتناب‌ناپذیر هستند، چندان کارآمد نیست. پیاده‌سازی روش‌های مبتنی بر امپدانس به دلیل حجم بالای محاسبات، برای شبکه‌های گسترده و پیچیده، دشوار بوده و نمی‌تواند در زمان مقتضی، کارآمد باشد.

شبکه توزیع به دلیل گستردگی، تنوع بالای تجهیزات و ساختارهای مختلف، در معرض خطاهای گوناگونی قرار دارد که می‌تواند عملکرد کل سیستم را تحت تأثیر قرار دهد. از سوی دیگر، قابلیت اطمینان و امنیت شبکه توزیع به دلیل اتصال مستقیم به بار مصرفی، از اهمیت بالایی برخوردار است. به این منظور، روش‌های مختلف تشخیص و مکان‌یابی خطا در شبکه‌های توزیع مورد استفاده قرار گرفته است. تشخیص و شناسایی خطا در سیستم‌های قدرت از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است، مخصوصاً زمانی که فعالیت‌های سیستم از راه دور کنترل می‌شود یا سیستم در مکان‌های دور از دسترس که امکان مشاهده مستقیم و کنترل در آن‌ها وجود ندارد، فعالیت می‌کند. تشخیص به موقع خطا می‌تواند در زمان و هزینه تعمیر یک سیستم یا تولید یک محصول صرفه‌جویی کند.

شده و در نتیجه تشخیص خطا در زمان مناسب، چالش بزرگی را به وجود می‌آورد. از طرفی، در سیستم‌هایی که با میزان نفوذ بالای منابع تولید پراکنده مواجه هستند، به خاطر تعدد منابع تولیدی و نیز بارهای موجود در سیستم، حجم داده‌ها و نیز مکان‌های مستعد برای بروز خطا افزایش خواهد یافت. به منظور حل این چالش‌ها، مدل تشخیصی و مکان‌یابی خطا بر اساس تحلیل مؤلفه‌های اساسی پیاده‌سازی خواهد شد. در ادامه نیز مدل پیشنهادی روی یک سیستم ۱۴ باس IEEE تحت سناریوهای مختلف خطا پیاده‌سازی شده و نتایج آن مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

این مقاله به این صورت تقسیم‌بندی شود: در بخش دوم، به بررسی روش PCA پرداخته و در بخش سوم الگوریتم PCA روی سیستم ۱۴ باس IEEE پیاده‌سازی می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی و تحلیل آن‌ها نیز در ادامه بخش سوم مقاله ارائه خواهد شد. در نهایت جمع‌بندی و نتیجه‌گیری در بخش چهارم بیان می‌شود.

## ۲- مدل آماری مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)

تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) یک تکنیک کاهش ابعاد بدون از دست دادن اطلاعات است. اگرچه ایده استفاده از این روش، برای اولین بار در سال ۱۸۸۹ مطرح شد، اما هنوز مطالعه و تحقیق در این زمینه ادامه دارد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی روشی است که برای مجزا سازی سیگنال‌ها استفاده می‌شود و در تشخیص سرمنشأ خطا نقش کلیدی دارند، همچنین این یک روش آماری است که تا حد زیادی در تشخیص چهره، فشرده‌سازی تصویر و سایر کاربردهای پردازش سیگنال استفاده می‌شود و مورد استفاده برای پیدا کردن الگوی داده‌های دارای ابعاد زیاد می‌باشد. مؤلفه‌های اصلی با استفاده از داده‌های خام تعیین می‌شود؛ که تعدادی از متغیرهای همبسته را به تعدادی از متغیرهای مجزا (ناهمبسته) تبدیل می‌کند. به این ترتیب ابعاد مسئله تقلیل می‌یابد و در نتیجه بیان و بررسی آن آسان‌تر خواهد شد [۱۵ و ۱۶]. نکته قابل توجه این است که در صورتی که داده‌ها همبستگی دوجه‌دو نداشته باشند، تحلیل مؤلفه‌های اصلی نمی‌تواند کاهش مرتبه را که یکی از اهداف اصلی آن است انجام دهد. هدف از PCA، دست‌یابی به متغیرهای جدید (به ترتیب کاهش اهمیت) است. اگر مجبور باشیم مهم‌ترین متغیر و یا یک تعداد محدودی از متغیرها را در یک مجموعه انتخاب کنیم، از این روش کمک می‌گیریم. تحلیل مؤلفه‌های اصلی همچنین می‌تواند برای پیدا کردن سیگنال‌ها در اطلاعات نویز دار نیز به کار رود. فرض کنید که  $x_i$  یک داده ورودی  $n$  بعدی باشد به گونه‌ای که  $i=1,2,\dots,N$ . در این صورت ماتریس کواریانس  $x_i$  به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود [۲۴].

با پیشرفت‌های اخیر در حوزه فناوری و محاسبات، روش‌های مبتنی بر موج‌های رونده و نیز روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی، در شبکه‌های قدرت مطرح شده‌اند. تحقیقات انجام شده در [۵ و ۶]، بر مبنای مؤلفه‌های فرکانس بالا می‌باشد که معمولاً اندازه‌گیری و ثبت این مؤلفه‌ها در سیستم‌های قدرت دشوار است. به منظور حل این مشکل و مقابله با این محدودیت، فناوری‌های ثبت موج رونده، سیستم‌های موقعیت‌یاب جهانی (GPS)، کانال‌های ارتباطی سرعت بالا و غیره، مطرح شده‌اند. استفاده از روش‌های هوش محاسباتی نیز با پیشرفت و توسعه روش‌های محاسبه و پردازش سیگنال، مطرح شده‌اند. از این رو، این روش‌های خاص موضوع بسیاری از تحقیقات سال‌های اخیر قرار گرفته‌اند. در مراجع [۷-۱۰] به این موضوع پرداخته شده است. روش‌های موجود برای تشخیص خطا در خطوط توزیع و انتقال و تعیین سرمنشأ خطا معمولاً به روش‌های مبتنی بر امپدانس یا فرکانس اصلی، روش‌های مبتنی بر مؤلفه‌های فرکانس بالا یا موج‌های رونده و روش‌های مبتنی بر آگاهی تقسیم‌بندی می‌شوند [۱۱-۱۴]. روش‌های مبتنی بر امپدانس و مؤلفه‌های فرکانس بالا به روش‌های متکی بر داده معروف هستند. این روش‌ها عموماً تنها از داده‌های موجود برای تشخیص خطا استفاده می‌کنند و در بسیاری از فرآیندهای صنعتی نیز کاربرد دارند. داده موجود به یک سری بانک اطلاعاتی خاص قابل تبدیل است که این کار به روش‌های مختلفی انجام می‌گیرد. این فرآیند معمولاً استخراج ویژگی‌ها نیز می‌نامند. استخراج ویژگی‌ها با روش‌های استاتیکی یا غیر استاتیکی قابل پیاده‌سازی است. از مرسوم‌ترین روش‌های استاتیکی استخراج ویژگی‌ها نیز می‌توان به تحلیل مؤلفه‌های اساسی، تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) [۱۵-۲۰] و تبدیل موجک [۲۱-۲۳] اشاره کرد. این روش‌ها به دلیل سادگی پیاده‌سازی، از دقت و سرعت بالایی در تخمین‌های آنلاین برخوردار هستند. از سوی دیگر، روش‌های مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اساسی به دلیل قابلیت تفکیک سیگنال‌های خطای اندازه‌گیری شده و کاهش ویژگی‌های استخراجی از شبکه، برای شبکه‌های توزیع گسترده با ساختار تودرتو مناسب هستند.

در این مقاله، از روش آماری تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) برای ساخت مدل تشخیصی و مکان‌یابی خطا در یک شبکه توزیع استفاده می‌شود. این روش معمولاً برای مواردی که در آن، سیستم قدرت دارای دینامیک‌های کم و حجم داده‌های زیاد است، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این گونه سیستم‌ها، کنترل‌کننده‌هایی به صورت بی‌وقفه وجود دارند که وظیفه آن‌ها برقراری پایداری سیستم بعد از بروز خطا است. اثر اغتشاش، نویز و اختلال در سیستم به کمک این کنترل‌کننده‌ها به حداقل می‌رسد. همچنین، پارامترهای الکتریکی نظیر ولتاژ، جریان، توان و غیره نیز در سیستم به صورت لحظه‌ای اندازه‌گیری می‌شوند. با در نظر گرفتن تمام این پروسه‌ها و متغیرهای مربوط به آن‌ها، حجم بالایی از داده‌ها تشکیل

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[ \frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (9)$$

در روابط فوق،  $a$  تعداد مؤلفه‌های اساسی است،  $n$  تعداد داده‌های نمونه‌برداری شده است،  $F_{(a,n-a,\alpha)}$  مقدار بحرانی در توزیع  $F$  است.

همچنین  $h_0 = 1 - 2\theta_1\theta_3/3\theta_2^2$  و  $\theta_i = \sum_{j=a+1}^m \lambda_j^i, i=1,2,3$  برقرار است. مقادیر آستانه آماره‌های  $T^2$  و  $Q$ ، محاسبه شده بر اساس روابط (۸) و (۹)، به همراه سایر پارامترهای مفروض PCA در جدول (۱) ارائه شده است. در نهایت، پس از تشخیص خطا و تعیین زمان وقوع آن، نمودار مشارکت تحت عنوان  $Q$ -Contribution برای تعیین مکان خطا مورد استفاده قرار می‌گیرد. این شاخص که بر اساس رابطه (۱۰) قابل محاسبه است، متناسب با هر متغیر اندازه‌گیری شده یک مقدار را به صورت نمودار ستونی نشان می‌دهد. متغیری که بیشترین مقدار را از نظر اندازه داشته باشد، بیشترین مشارکت را در بروز خطا دارد، به عبارت دیگر منشأ خطا همان مکانی است که متغیر مورد نظر اندازه‌گیری شده است.

$$Q - Contribution = \frac{\sum_{i=1}^n r_i}{Q} \quad (10)$$

که در رابطه فوق،  $r_i$  بردار خطای تخمینی است که اختلاف بین متغیر واقعی و متغیر پیش‌بینی شده را متناظر با تأمین مشاهده نشان می‌دهد، یعنی  $r_i = x_i - \hat{x}_i$ .

جدول (۱): پارامترهای PCA

مقدار	نماد	پارامتر
۲	$a$	تعداد مؤلفه‌های اساسی
۱۰۰۰۰	$n$	تعداد داده‌های نمونه‌برداری شده
۰.۱	$\alpha$	سطح اهمیت توزیع $F$
۲.۳۰۲۵۹	$F_{(a,n-a,\alpha)}$	مقدار بحرانی توزیع $F$
~۵	$T_\alpha^2$	مقدار آستانه آماره $T^2$
~۰.۵	$Q_\alpha$	مقدار آستانه آماره $Q$

## ۲- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، روش پیشنهادی تشخیص و مکان‌یابی خطا بر اساس الگوریتم PCA روی سیستم تست ۱۴ باس IEEE در که شکل (۱) نشان داده شده است، پیاده‌سازی می‌گردد. در این سیستم، مجموع جریان‌های ورودی به هر ترمینال به کمک واحد اندازه‌گیری فازوری (PMU) اندازه‌گیری خواهد شد. از آنجایی که ۱۴ جریان سه فاز اندازه‌گیری می‌شود، ۴۲ مؤلفه جریان به الگوریتم تشخیص خطا اعمال می‌گردد. همچنین نرخ نمونه‌برداری در شبیه‌سازی انجام شده برابر  $10^{-4}$  است که طی زمان شبیه‌سازی ۱ ثانیه، تعداد ۱۰۰۰۰ نمونه را نتیجه می‌دهد.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (1)$$

که در آن  $\bar{\mathbf{x}}$  مقدار متوسط داده نمونه‌برداری شده است. PCA مسئله تعیین مقادیر ویژه را برای ماتریس کواریانس  $C$  به صورت زیر حل می‌کند:

$$C\mathbf{v}_i = \lambda_i \mathbf{v}_i \quad (2)$$

که در آن  $\lambda_i$  مقادیر ویژه و  $\mathbf{v}_i$  نیز بردارهای ویژه متناظر با این مقادیر ویژه مربوط به ماتریس  $C$  هستند. برای آنکه داده‌های نمونه‌برداری شده به صورت برداری با ابعاد کمتر نمایش داده شوند، کافی است که  $m$  بردار ویژه (که بردارهای اصلی نامیده می‌شوند) متناظر با  $m$  مقدار ویژه بزرگ‌تر، محاسبه شوند. مشخص است که واریانس نگاهت‌های بردارهای ویژه به فضای مؤلفه‌های اصلی، از خود بردارهای اصلی واقعی بزرگ‌تر است. فرض کنید  $\Phi$  ماتریس مربعی حاوی  $m$  بردار ویژه بوده و  $\Lambda$  نیز ماتریس قطری حاوی  $m$  مقدار ویژه باشد. در این صورت داریم،

$$\Phi = [v_1, v_2, \dots, v_m], \Lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m] \quad (3)$$

$$C\Phi = \Phi\Lambda \quad (4)$$

بنابراین بردار ویژگی‌ها (مشاهدات ورودی) با ابعاد کمتر با عنوان  $\mathbf{x}_f$  به صورت رابطه (۵) قابل محاسبه است.

$$\mathbf{x}_f = \Phi^T \mathbf{x} \quad (5)$$

پس از کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها، نوبت به محاسبه شاخص‌های آماری می‌رسد. به این منظور، مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر با آن‌ها به صورت نزولی مرتب‌سازی می‌گردد. به این معنی که مقادیر ویژه بزرگ‌تر نشان‌دهنده مؤلفه‌های اساسی هستند که از اهمیت بیشتری برخوردارند. سپس آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  بر اساس روابط (۶) و (۷) محاسبه می‌شوند.

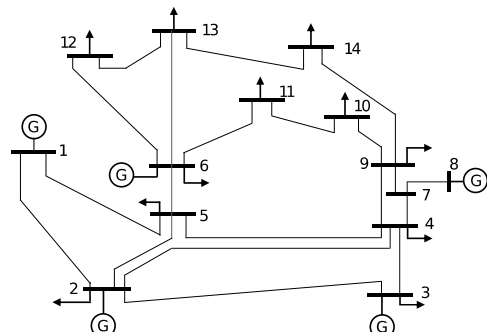
$$T^2 = \mathbf{x}_f^T \Phi \Lambda^{-1} \Phi^T \mathbf{x}_f \quad (6)$$

$$Q = \left\| \mathbf{x}_f (\mathbf{I} - \Phi \Phi^T) \right\|^2 \quad (7)$$

که در رابطه (۷)،  $\mathbf{I}$  ماتریس همانی با ابعاد  $m \times m$  است. برای هر یک از آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  یک مقدار آستانه قابل تعریف است. این آماره‌ها تحت شرایط عملیاتی نرمال نزدیک به صفر هستند، اما تحت شرایط بروز خطا روی خطوط شبکه توزیع، این آماره‌ها از مقدار آستانه فراتر خواهند رفت. شماره نمونه‌ای که در آن، آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  از مقدار آستانه بیشتر شوند، معادل با زمان بروز خطا در شبکه است. مقادیر آستانه آماره‌های فوق بر اساس توزیع ریاضی  $F$  و مطابق با روابط (۸) و (۹) قابل محاسبه است. [۲۷-۲۵]

$$T_\alpha^2 = \frac{a(n-1)}{n-a} F_{(a,n-a,\alpha)} \quad (8)$$

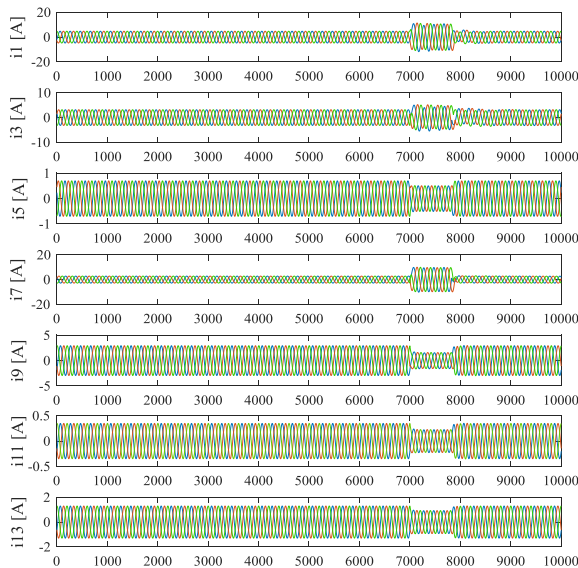
و همچنین نمودار مشارکت  $Q$  برای تشخیص و مکان‌یابی خطا به دست می‌آیند. جریان‌های ۱۴ باس سیستم در شکل (۲) ترسیم شده‌اند. همچنین شکل‌های (۳) و (۴) به ترتیب آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  را نشان می‌دهند. همان‌طور که در این دو شکل مشاهده می‌شود، آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  در نمونه شماره ۷۰۰۰ از مقدار آستانه فراتر می‌روند، که این نمونه با در نظر گرفتن نرخ نمونه‌برداری  $10^{-4}$  معادل با زمان ۰.۷ ثانیه است. به این ترتیب تشخیص خطا و تعیین زمان آن به کمک این دو آماره انجام می‌گیرد. در ادامه، نمودار مشارکت متناظر با مؤلفه‌های جریان اندازه‌گیری شده بر اساس رابطه (۱۰) محاسبه و در شکل (۵) ترسیم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مؤلفه جریان شماره ۲۲ بیشترین اندازه را در بین سایر مؤلفه‌های جریان نشان می‌دهد که به این معنی است که این جریان، همان جریان اندازه‌گیری شده در منشأ خطا است. با توجه به تعداد باس‌های سیستم تست (۱۴ باس)، مکان خطا روی باس ۸ بوده و فاز اول این باس دچار خطا شده است.



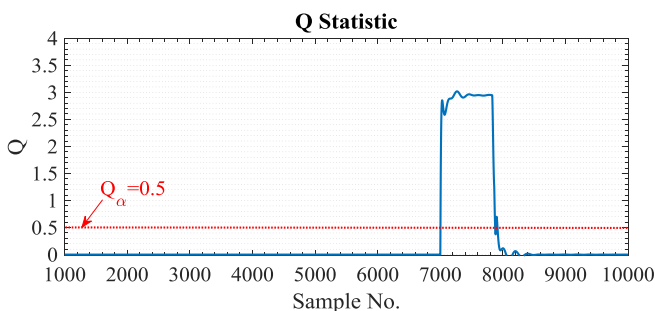
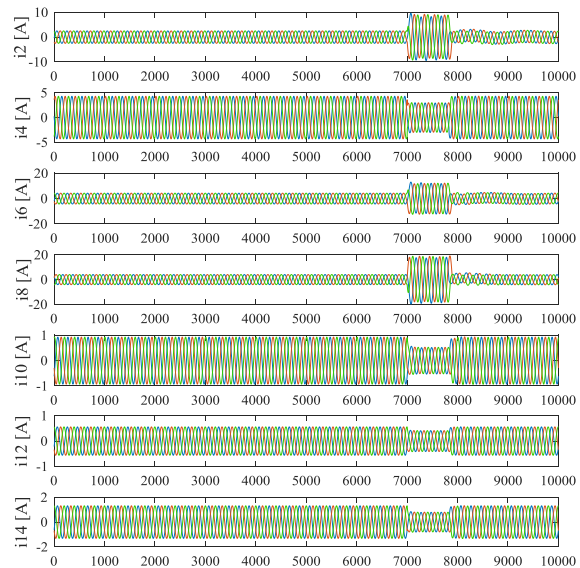
شکل (۱): سیستم استاندارد ۱۴ باس IEEE

### ۳-۱- سناریوی ۱: خطای گذرا با مقاومت خطای کوچک

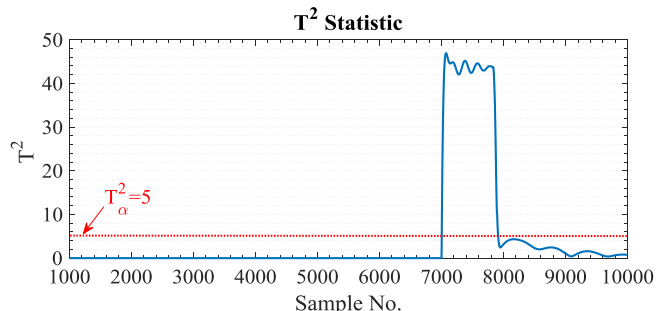
در این سناریو، یک خطای گذرای تک فاز به زمین با مقاومت ۰.۱ اهم در یکی از باس‌های سیستم رخ داده و پس از ۰.۰۹ ثانیه رفع می‌شود. در هر باس یک سنسور جریان قرار گرفته و ۱۴ جریان سه فاز از سیستم اندازه‌گیری شده و به عنوان داده اولیه به الگوریتم اعمال می‌گردد. در نهایت ۴۲ مؤلفه جریان اندازه‌گیری می‌شود که به الگوریتم تشخیص و مکان‌یابی خطا اعمال می‌گردد. با اجرای الگوریتم PCA، آماره‌های  $T^2$  و  $Q$



شکل (۲): جریان‌های اندازه‌گیری شده روی ۱۴ باس سیستم تست - سناریوی خطای ۱

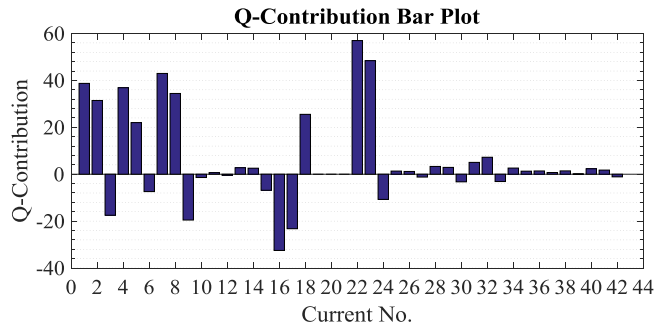


شکل (۴): آماره  $Q$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۱



شکل (۳): آماره  $T^2$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۱

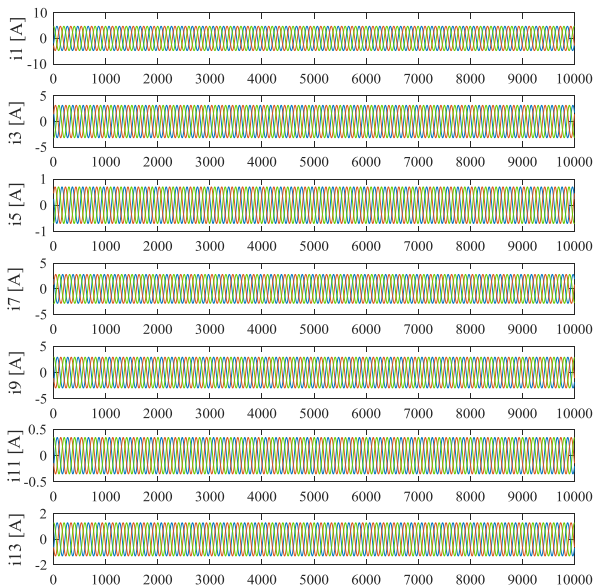
باس‌های شبکه در این حالت از نظر ظاهری هیچ تفاوتی با شرایط نرمال نداشته و تشخیص خطا از روی جریان باس‌های غیرممکن است. این جریان‌ها در شکل (۶) ترسیم شده‌اند. در این حالت، با اجرای الگوریتم PCA، آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  مطابق با شکل‌های (۷) و (۸) به دست می‌آیند. همچنین نمودار مشارکت متناسب با این سناریو، در شکل (۹) ترسیم شده است. همان‌طور که شکل‌های (۷) و (۸) نشان می‌دهند، در نمونه ۶۰۰۰، مقادیر عددی آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  از مقادیر آستانه متناظر خود بیشتر می‌شوند که نشان‌دهنده بروز خطا است. بنابراین زمان بروز خطا در شبکه لحظه ۰.۶ ثانیه است که با مشاهده مستقیم جریان‌های شبکه، قابل تشخیص نمی‌باشد. همچنین آماره‌های  $T^2$  و  $Q$  مشخص می‌کنند که خطا دائمی بوده و تا پایان زمان شبیه‌سازی ادامه دارد زیرا انحراف این شاخص‌ها نسبت به مقادیر آستانه تا پایان نمونه‌برداری ادامه دارد. بررسی نمودار مشارکت در شکل (۹) نیز نشان می‌دهد که مؤلفه جریانی که بیشتر از همه تحت تأثیر بروز خطا قرار گرفته است، مؤلفه جریان شماره ۳۵ است که معادل با جریان فاز دوم اندازه‌گیری شده روی باس ۱۲ است.



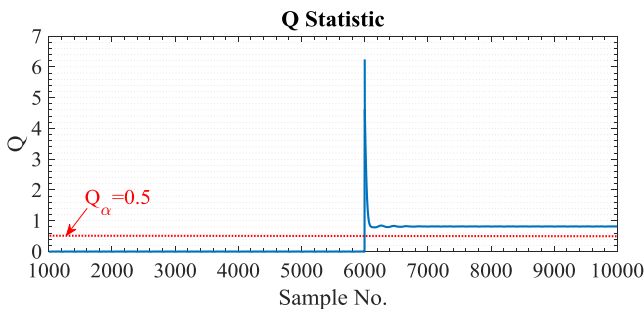
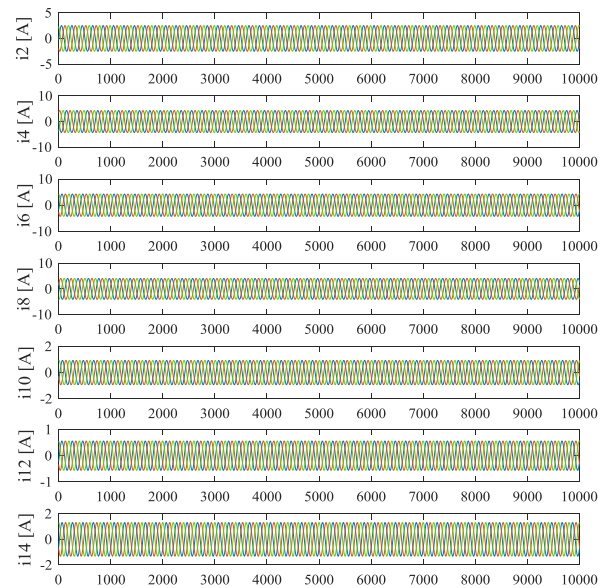
شکل (۵): نمودار مشارکت متناظر با مؤلفه جریان اندازه‌گیری شده از سیستم تست - سناریوی خطای ۱

### ۳-۲- سناریوی ۲: خطای دائمی با مقاومت خطای بزرگ

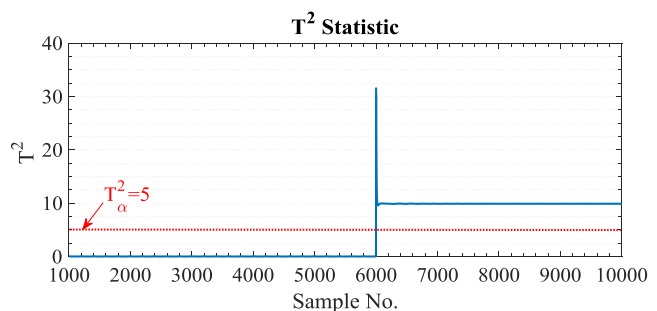
به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی PCA در تشخیص و مکان‌یابی خطا، یک خطای تک‌فاز به زمین به صورت دائمی با مقاومت ۱۰۰۰ اهم در یکی از باس‌های سیستم تست رخ می‌دهد و تا پایان شبیه‌سازی ادامه می‌یابد. به دلیل بزرگ بودن مقاومت خطا، جریان اندازه‌گیری شده از



شکل (۶): جریان‌های اندازه‌گیری شده روی ۱۴ باس سیستم تست - سناریوی خطای ۲

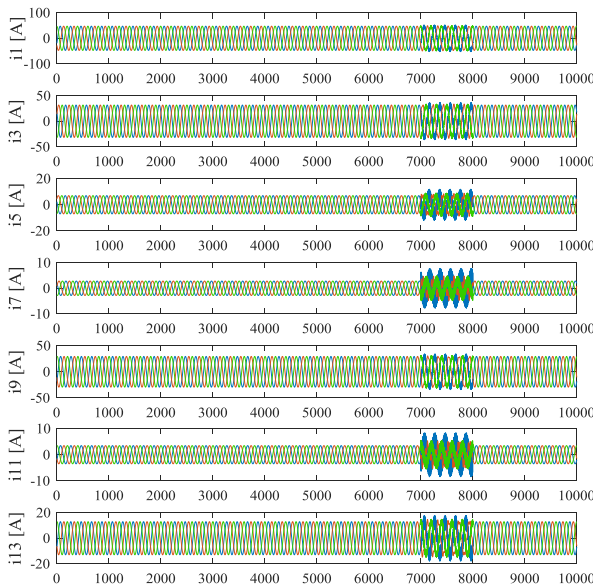


شکل (۸): آماره  $Q$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۲



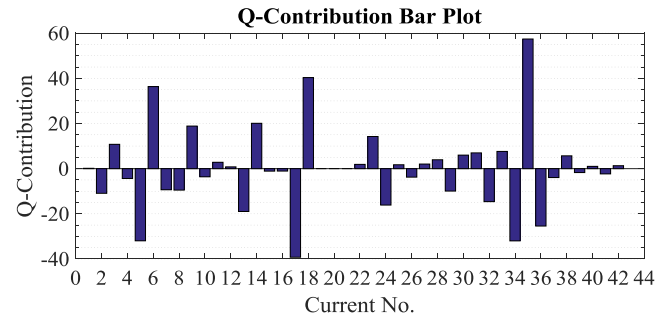
شکل (۷): آماره  $T^2$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۲

مزیت مهم محسوب می‌شود. در این بخش، یک خطای تکفاز به زمین به صورت گذرا با مقاومت ۰.۱ اهم روی یکی از باس‌های شبکه تست ایجاد شده و پس از ۰.۱ ثانیه رفع می‌شود. همچنین با فرض اثر نویز ۵۰٪ ناشی از حلقه زمین روی اندازه‌گیری جریان‌ها، شبکه تحت نویز شدید قرار گرفته و مؤلفه‌های جریان نویز دار اندازه‌گیری شده به الگوریتم PCA اعمال می‌گردد. این مؤلفه‌های جریان در شکل (۱۰) ترسیم شده‌اند. همان‌گونه که در این شکل مشاهده می‌شود، در زمان بروز خطا، مؤلفه‌های جریان شبکه نویز دار شده و پس از رفع خطا، دوباره جریان‌های خالص روی باس‌های شبکه مشاهده می‌شود. در ادامه با اجرای الگوریتم PCA، آماره‌های  $Q$  و  $T^2$  به دست آمده و در شکل‌های (۱۱) و (۱۲) ترسیم شده‌اند. این شاخص‌ها نشان می‌دهند که خطا در نمونه شماره ۷۰۰۰ که معادل با زمان شبیه‌سازی ۰.۷ ثانیه است، رخ داده و در زمان ۰.۸ ثانیه رفع شده است. همچنین نمودار مشارکت مربوط به این سناریو در شکل (۱۳) قابل مشاهده است. در این شکل، بیشترین مقدار مربوط به مؤلفه جریان شماره ۱۹ بوده که متناظر با فاز اول از باس ۷ است. بنابراین خطای فاز به زمین مورد نظر روی فاز اول باس ۷ و در لحظه ۰.۷ ثانیه رخ داده و پس از ۰.۱ ثانیه رفع شده است.



شکل (۱۰): جریان‌های اندازه‌گیری شده روی ۱۴ باس سیستم تست - سناریوی خطای ۳

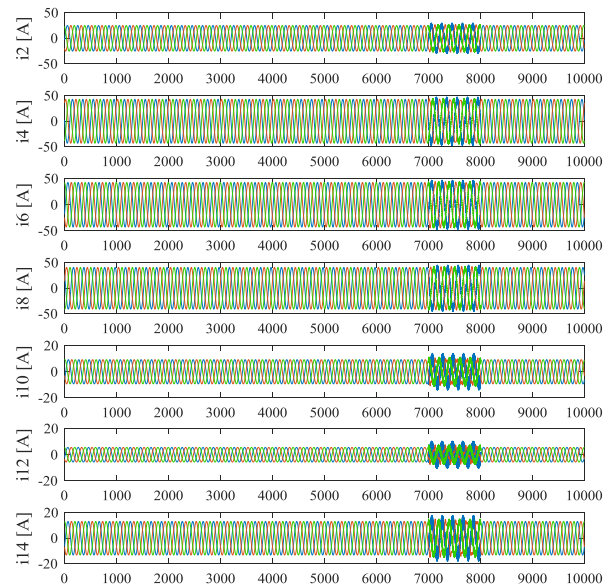
دیگر این روش، سادگی پیاده‌سازی در مقایسه با روش‌های سنتی تشخیص خطا نظیر موج رونده و یا روش‌های مبتنی بر امپدانس است. به این دلیل که در روش‌های سنتی نظیر موج رونده یا روش مبتنی بر امپدانس، پارامترهای بیشتری می‌بایست به صورت لحظه‌ای از شبکه اندازه‌گیری شود و همچنین روند محاسباتی پیچیده‌تری روی این پارامترها صورت می‌گیرد. بنابراین پیاده‌سازی این‌گونه روش‌های تشخیص



شکل (۹): نمودار مشارکت متناظر با ۴۲ مؤلفه جریان اندازه‌گیری شده از سیستم تست - سناریوی خطای ۲

### ۳-۳- سناریوی ۳: خطای موقت با مقاومت خطای کوچک تحت شرایط نویز دار

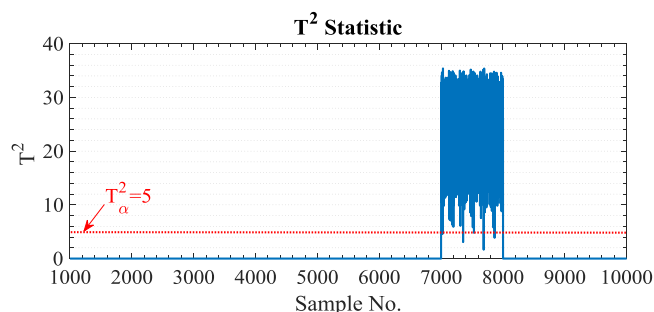
در این سناریو، جریان خطا تحت شرایط نویز ناشی از حلقه زمین اندازه‌گیری شده و به الگوریتم تشخیص خطا اعمال می‌گردد. از آنجایی که الگوهای تشخیص خطای سنتی نظیر روش موج رونده به نویز حساس هستند و عملکرد آن‌ها تحت تأثیر بروز نویز در شبکه قرار می‌گیرد، لذا دقت و سرعت الگوریتم تشخیص و مکان‌یابی خطا تحت این شرایط یک



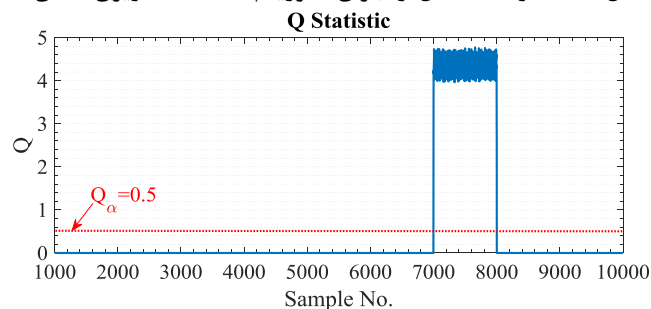
همان‌طور که نتایج شبیه‌سازی برای سه سناریوی مختلف خطا نشان می‌دهد، الگوریتم تشخیص و مکان‌یابی خطای پیشنهادی بر اساس مدل آماری مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی، عملکرد دقیقی در تشخیص خطا، تعیین زمان خطا و مکان‌یابی خطا در شبکه توزیع دارد. همچنین این الگوریتم قادر است خطاهای نامحسوس را که تنها با مشاهده مؤلفه‌های جریان شبکه قادر به شناسایی نیستند، تشخیص و مکان‌یابی کند. مزیت

نرخ نمونه برداری مشخص، به صورت لحظه‌ای اندازه‌گیری می‌شوند و به الگوریتم اعمال می‌گردند. الگوریتم پیشنهادی، با دریافت نمونه‌های مشاهده شده و محاسبه مؤلفه‌های اساسی و آماره‌های  $T^2$  و  $Q$ ، وقوع خطا در سیستم را شناسایی می‌کند. تا این مرحله تنها بروز خطا تشخیص داده شده و مکان آن مشخص نیست. در ادامه نمودارهای مشارکت به صورت ستونی ترسیم می‌شوند که در حالت استاتیک، تعداد آن‌ها در یک سیستم ۳ فاز، سه برابر تعداد سنسورهای جریان مورد استفاده در سیستم است. در واقع با بروز خطا در سیستم، اثر آن در تمامی سیستم مشاهده می‌شود و بر اساس نمودار مشارکت، اثرپذیری هر باس از خطای رخ داده مشخص می‌گردد. به طور طبیعی باسی که خطا در آن رخ داده، بیشترین انحراف را داشته و نمودار مشارکت آن بیشترین تغییرات را نشان می‌دهد که در واقع این باس، همان سرمنشأ خطا است. این الگوریتم برای شناسایی انواع خطاهای احتمالی در سیستم قدرت قابل استفاده است، برخلاف روش‌های دیگری نظیر پایش مستقیم که تنها قادر به شناسایی نامتقارنی‌های فازها است. همچنین خطاهایی که دامنه بسیاری کمی دارند و با رصد مستقیم مؤلفه‌های جریان سیستم قابل شناسایی نیستند، با روش پیشنهادی قابل تشخیص خواهند بود. روش PCA نسبت به نویز جریان خطا حساس نیست که یک مزیت مهم محسوب می‌شود. بعلاوه، قابلیت تشخیص انواع مختلف خطا، شناسایی مکان خطا، محاسبات کمتر که باعث کاهش خطای محاسبات خواهد شد، و نیز سرعت بالای شناسایی خطا، از مهم‌ترین مزایای روش پیشنهادی است. در مطالعه بعدی قصد داریم عملکرد روش پیشنهادی تشخیص و مکان‌یابی خطا مبتنی بر مدل PCA را برای شناسایی خطاهای هم‌زمان روی شبکه‌های توزیع بزرگ با تعداد باس بیشتر ارزیابی کنیم. همچنین تشخیص و مکان‌یابی خطا در شبکه‌های توزیع فعال تحت نفوذ بالای واحدهای تولید پراکنده نیز به کمک روش پیشنهادی در مطالعات بعدی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

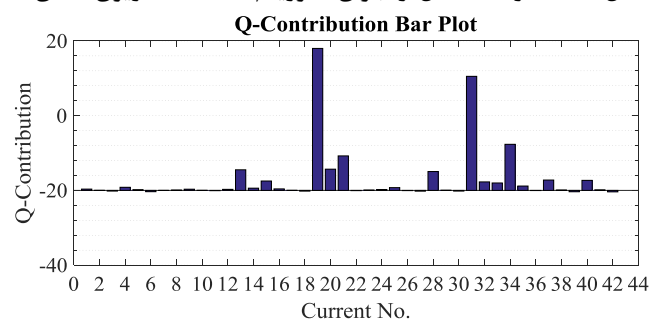
خطا به صورت آنلاین با مشکل مواجه است. از سوی دیگر، برخلاف روش‌های سنتی نظیر موج رونده، روش پیشنهادی PCA به نویز حساس نیست، بنابراین تحت شرایط بروز خطای نویز دار نیز از دقت و سرعت بالایی برخوردار است.



شکل (۱۱): آماره  $T^2$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۳



شکل (۱۲): آماره  $Q$  حاصل از اجرای الگوریتم PCA - سناریوی خطای ۳



شکل (۱۳): نمودار مشارکت متناظر با ۴۲ مؤلفه جریان اندازه‌گیری شده

از سیستم تست - سناریوی خطای ۳

## مراجع

- [1] R. Dashti, M. Ghasemi, M. Daisy, "Fault location in power distribution network with presence of distributed generation resources using impedance based method and applying  $\pi$  line model," *Energy*, vol. 159, pp. 344-360, 2018.
- [2] S. Das, S. Santoso, A. Gaikwad, M. Patel, "Impedance-based fault location in transmission networks: theory and application," *IEEE Access*, vol. 2, pp. 537-557, 2014.
- [3] E. Personal, et al., "A Comparison of Impedance-Based Fault Location Methods for Power Underground Distribution Systems," *Energies*, vol. 9, no. 12, pp. 1-30, 2016.
- [4] G. A. Ajenikoko, O. Sangotola, "An Overview of Impedance-Based Fault Location Techniques in Electrical Power Transmission Network," *International Journal of Advanced Engineering Research and Applications*, vol. 2, no. 3, pp. 123-130, 2016.

## ۴- نتیجه

در این مقاله، یک روش تشخیص و مکان‌یابی خطا در شبکه توزیع بر اساس مدل آماری مبتنی بر تحلیل مؤلفه اساسی (PCA) پیشنهاد گردید. عملکرد روش تشخیص و مکان‌یابی خطا بر اساس مدل پیشنهادی PCA، در این مطالعه روی سیستم تست ۱۴ باس IEEE طی سناریوهای مختلف خطا بررسی شد. پارامتر اولیه به عنوان ورودی PCA، جریان‌های ۳ فاز اندازه‌گیری شده روی باس‌های شبکه مورد مطالعه است. این جریان‌ها با

- Security and Control of the Emerging Power Grid, Rethymno, Greece, 2013*, pp. 1-10.
- [19] Z. Niu, J. Z. Liu, Y. G. Niu, Y. S. Pan, "A reformative PCA-based fault detection method suitable for power plant process," *International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, China, 2005*, pp. 2133-2138.
- [20] H. C. Dubey, S. R. Mohanty, N. Kishore, "Abrupt change detection of fault in power system using independent component analysis," *International Conference on Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies, Thuckalay, India, 2011*, pp. 659-664.
- [21] H. N. Alves, R. N. B. Fonseca, "An algorithm based on discrete wavelet transform for fault detection and evaluation of the performance of overcurrent protection in radial distribution systems," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 12, no. 4, pp. 602-608, 2014.
- [22] F. B. Costa, B. A. Souza, N. S. D. Brito, J. A. C. B. Silva, W. C. Santos, "Real-time detection of transients induced by high-impedance faults based on the boundary wavelet transform," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 51, no. 6, pp. 5312-5323, 2015.
- [23] F. B. Costa, A. Monti, S. C. Paiva, "Overcurrent Protection in Distribution Systems with Distributed Generation based on the Real-Time Boundary Wavelet Transform," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 32, no. 1, pp. 462-473, 2017.
- [24] M. S. Shadlu, "Open-Circuit Fault Detection and Location in Modular Multilevel Converters Based on Principal Component Analysis," *13th Power Electronics, Drive Systems, and Technologies Conference (PEDSTC), Tehran, Iran, 2022*, pp. 580-586.
- [25] S. M. Shaikh, et al. "Data-driven based fault diagnosis using principal component analysis," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 9, no. 7, pp. 175-180, 2018.
- [26] F. Wu, S. Yin, H. R. Karimi, "Fault detection and diagnosis in process data using support vector machines," *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2014, pp. 1-9, 2014.
- [27] C. Liu, J. Bai, F. Wu, "Fault diagnosis using dynamic principal component analysis and GA feature selection modeling for industrial processes," *Processes*, vol. 10, no. 12, pp. 1-20, 2022.
- [5] R. Varghese, et al., "Application of signal processing techniques and intelligent classifiers for high-impedance fault detection in ensuring the reliable operation of power distribution systems," *Frontiers in Energy Research*, vol. 11, pp. 1-34, 2023.
- [6] X. Xu, et al., "Fault Detection and Location of 35 kV Single-Ended Radial Distribution Network Based on Traveling Wave Detection Method," *Processes*, vol. 11, no. 9, pp. 1-13, 2023.
- [7] H. Rezapour, S. Jamali, A. Bahmanyar, "Review on Artificial Intelligence-Based Fault Location Methods in Power Distribution Networks," *Energies*, vol. 16, no. 12, pp. 1-18, 2023.
- [8] V. Rizeakos, A. Bachoumis, N. Andriopoulos, M. Birbas, A. Birbas, "Deep learning-based application for fault location identification and type classification in active distribution grids," *Applied Energy*, vol. 339, p. 120932, 2023.
- [9] C. Darab, R. Tarnovan, A. Turcu, C. Martineac, "Artificial Intelligence Techniques for Fault Location and Detection in Distributed Generation Power Systems," *8th International Conference on Modern Power Systems (MPS), Cluj-Napoca, Cluj, Romania, 2019*, pp. 1-4.
- [10] V. Veerasamy, et al., "High-impedance fault detection in medium-voltage distribution network using computational intelligence-based classifiers," *Neural Computing and Applications*, vol. 31, pp. 9127-9143, 2019.
- [11] S. S. Gururajapathy, H. Mokhlis, H. A. Illias, "Fault location and detection techniques in power distribution systems with distributed generation: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 74, pp. 949-958, 2017.
- [12] P. Stefanidou-Voziki, N. Sapountzoglou, B. Raison, J. L. Dominguez-Garcia, "A review of fault location and classification methods in distribution grids," *Electric Power Systems Research*, vol. 209, p. 108031, 2022.
- [13] Y. Yang, Q. Guo, Z. He, H. Gao, "Artificial Intelligence Based Fault Diagnosis and Analysis in the Distribution Network," *Panda Forum on Power and Energy (PandaFPE), Chengdu, China, 2023*, pp. 1771-1775.
- [14] Z. Tong, L. Jianchang, S. Lanxiang, Y. Haibin, "Fault Analysis and Fault Diagnosis Method Review on Active Distribution Network," *Advances in Intelligent Systems and Interactive Applications*, vol. 686, pp. 628-633, 2017.
- [15] P. E. Farias, A. P. de Morais, G. Cardoso, A. L. Oliveira, "Transients detection and classification in distribution networks for high impedance faults identification," *49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), Cluj-Napoca, Romania, 2014*, pp. 1-6.
- [16] Q. Alsafasfeh, I. Abdel-Qader, A. Harb, "Symmetrical pattern and PCA based framework for fault detection and classification in power systems," *IEEE International Conference on Electro/Information Technology, Normal, IL, USA, 2010*, pp. 1-5.
- [17] A. K. Sinha, K.K. Chowdoju, "Power system fault detection classification based on PCA and PNN," *International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology, Nagercoil, India, 2011*, pp. 111-115.
- [18] E. Barocio, B. C. Pal, D. Fazio, N. F. Thornhill, "Detection and visualization of power system disturbances using principal component analysis," *IREP Symposium Bulk Power System Dynamics and Control - IX Optimization*,