

تشخیص و کلاسه‌بندی خطا در شبکه‌های هوشمند با استفاده از

فازورهای ولتاژ و جریان

محمد صابری^{۱*}، بهزاد تقی پور^۲

^۱گروه مهندسی برق، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

^۲گروه مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سیاهکل، سیاهکل، ایران.

چکیده

این مقاله، یک متدولوژی جهت تشخیص و کلاسه‌بندی خطاهای رخ داده بر روی خطوط انتقال شبکه‌های قدرت هوشمند ارائه می‌کند. در روش پیشنهادی، فازورهای ولتاژ و جریان توسط واحد اندازه‌گیری فازور (PMU) نصب‌شده در باس ژنراتور، تخمین زده می‌شود و سپس زوایای ولتاژ و جریان معادل به دست می‌آید. این زوایا از طریق تبدیل فوریه سریع (FFT) آنالیز می‌شوند و برای تشخیص و کلاسه‌بندی خطای خط انتقال بکار می‌روند. تشخیص خطای خط انتقال با استفاده از روش سیستم استنتاج فازی-عصبی صورت می‌گیرد و کلاسه‌بندی خطای تشخیص داده‌شده با استفاده از ماشین بردار پشتیبانی (SVM) انجام می‌شود. اعتبار سنجی روش پیشنهادی بر روی سیستم ۱۴ باسه IEEE در محیط نرم‌افزار متلب مورد آزمایش قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: تشخیص و کلاسه‌بندی خطا، شبکه هوشمند، واحد اندازه‌گیری فازور، آنالیز تبدیل فوریه، سیستم استنتاج فازی-عصبی، ماشین بردار پشتیبان.

پذیرش: ۱۳۹۷/۲/۱۰

دریافت: ۱۳۹۶/۹/۸

۱- مقدمه

شبکه‌های قدرت امروزی در حال حرکت به سمت شبکه‌های هوشمند می‌باشند (برون و زو، ۲۰۱۳). برخلاف شبکه‌های سنتی، شبکه‌های هوشمند با منابع تولید پراکنده و ریز شبکه‌های مقیاس بزرگ مجهز شده‌اند؛ در نتیجه رفتار این شبکه‌ها با شبکه‌های قدرت سنتی متفاوت است. در شبکه‌های هوشمند ادغام‌شده با تولیدات پراکنده^۱ و ریز شبکه‌ها^۲، خطاهای خط انتقال تأثیر قابل توجهی بر پایداری آن‌ها دارد (دونلی و همکاران، ۱۹۹۶؛ اسلوگف و کلینگ، ۲۰۰۲؛ اسکاتی، سیترو و سیانو، ۲۰۱۱). پس از اینکه خطا در خط انتقال رخ داد، ریز شبکه‌ها ممکن است در حالت کارکرد جزیره‌ای قرار گیرند. از آنجاکه اینرسی شبکه‌های هوشمند مجهز به DG و MG کمتر از اینرسی شبکه‌های قدرت سنتی است، این اختلالات می‌تواند باعث افزایش نوسانات و تحت شعاع قرار دادن پایداری کل سیستم شود (گپاکومار، جایا براتا ردی و مهانتا، ۲۰۱۴؛ ما و همکاران، ۲۰۱۰).

از این رو، داشتن یک متدولوژی که سیستم‌های حفاظتی مرکزی را درباره رخداد و نوع آن باخبر سازد، ضروری می‌باشد (هشی‌اش و همکاران، ۲۰۱۲). با توجه به اینکه آگاهی از نوع خطای روی داده‌شده در شبکه، برای الگوریتم‌های مکان‌یابی

* Corresponding author (E-mail: mp_saberi@yahoo.com)

^۱Distributed Generators (DG)

^۲Micro Grids (MG)

خطا، امری ضروری می‌باشد، روش‌های تشخیص و کلاسه‌بندی خطا از اهمیت بالایی برخوردار است. در مقالات متعددی، روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی جهت تشخیص و کلاسه‌بندی خطا در شبکه‌های هوشمند پیشنهاد شده است. سونگ و همکاران (۱۹۹۷) یک الگوریتم مکان‌یابی خطا با استفاده از اندازه‌گیری جریان را بکار گرفتند. در این روش، پس‌از اینکه محل بخش خطا مشخص شد، جزیره‌ها شکل می‌گیرد که شامل گروهی از واحدهای DG هستند و یک طرح حذف بار^۱ برای مطابقت بارها با ظرفیت تولیدی واحدهای DG در این جزیره پیاده‌سازی می‌شود.

در سال‌های اخیر با پیشرفت سیستم‌های مخابراتی، واحدهای اندازه‌گیری فازوری^۲ به یکی از مهم‌ترین تجهیزات در سیستم پایش، حفاظت و کنترل فراگیر سیستم‌های قدرت تبدیل شده‌اند. ما و همکاران (۲۰۱۰) از PMU جهت مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال استفاده کرده است. PMU ها به‌صورت پیوسته از شکل موج‌های ولتاژ و جریان، نمونه‌برداری می‌کنند و فازورهای ولتاژ و جریان سه فاز شامل دامنه و زاویه آن‌ها را محاسبه و در نهایت مؤلفه توالی مثبت این شکل موج‌ها را استخراج می‌کنند. فازورهای هم‌زمان به‌دست آمده، در مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال بکار می‌روند. با توجه به اینکه جایابی PMU ها در نظارت دائم تمام حالات گره‌ها و شاخه‌های یک شبکه هوشمند بسیار مهم است، ماجی و آجارجی (۲۰۱۷) یک الگوریتم مبتنی بر بهینه‌سازی اجتماع ذرات پیشنهاد کردند. دند و چلی (۲۰۱۶) و جایا براتا ردی، ونکاتا راجش و مهانتا (۲۰۱۳) روش تبدیل موجک را جهت تشخیص خطا در شبکه هوشمند بکار گرفتند.

برخی از مقالات از روش‌های هوشمند مانند فازی (فرورر، سنجیوانی و زاپیتلی، ۱۹۹۵)، سیستم استنتاج فازی-عصبی (جایا براتا ردی و مهانتا، ۲۰۰۸) و شبکه عصبی (بو و همکاران، ۱۹۹۷) جهت تشخیص و طبقه‌بندی خطا استفاده کرده‌اند. یک الگوریتم بهبودیافته برای تخمین فازور و طبقه‌بندی نوع خطاها در یک شبکه هوشمند توسط اوپراهیم و همکاران (۲۰۱۵) پیشنهاد شد. در مرحله تخمین فازور، سیگنال‌های ورودی از طریق PMU استخراج می‌گردد؛ سپس با استفاده از الگوریتم مؤلفه متقارن^۳، طبقه‌بندی خطا، به دست می‌آید. گوپاکوما و همکاران (۲۰۱۷) یک متدولوژی مبتنی بر آنالیز فرکانسی زوایای ولتاژ و جریان تخمین زده‌شده توسط PMU در باس ژنراتور را پیشنهاد نمودند. در این تحقیق، تشخیص خطا از طریق آنالیز فوریه این زوایا انجام شده است؛ سپس از ماشین بردار پشتیبان^۴ برای طبقه‌بندی خطای تشخیص داده‌شده استفاده گردید.

مقاله حاضر، یک متدولوژی مبتنی بر تخمین فازورهای ولتاژ و جریان توسط PMU و آنالیز تبدیل فوریه سریع^۵ جهت تشخیص و کلاسه‌بندی خطای رخ داده‌شده در خطوط انتقال یک شبکه هوشمند را پیشنهاد می‌کند. در این روش، تشخیص خطای خط انتقال با استفاده از روش سیستم استنتاج فازی-عصبی صورت می‌گیرد و کلاسه‌بندی خطا با استفاده از مکانیزم SVM انجام می‌شود. به‌منظور اثبات صحت کارآمدی روش پیشنهادی در تشخیص و کلاسه‌بندی خطا، نتایج بر روی یک سیستم ۱۴ باسه IEEE مورد آزمایش قرار می‌گیرد.

^۱Load shedding

^۲Phasor Measurement Units (PMU)

^۳Symmetrical Component

^۴Support Vector Machine (SVM)

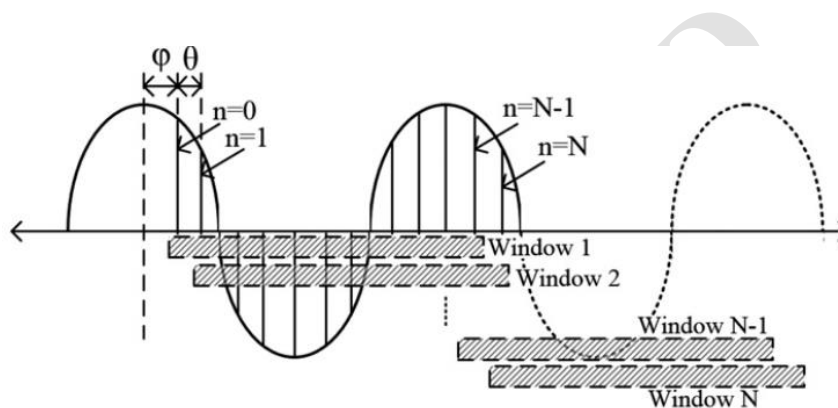
^۵Fast Fourier transform(FFT)

۲- تخمین فازور ولتاژ و جریان با استفاده از PUM

یک شکل موج سینوسی با رابطه زیر تعریف می‌شود. اندازه فازور، مقدار مؤثر $\frac{XM}{\sqrt{2}}$ و زاویه فاز آن ϕ می‌باشد. در اینجا W فرکانس سیگنال سینوسی است.

$$X(t) = X_m \cos(Wt + \phi) \quad (1)$$

واضح است که سیگنال ورودی ممکن است دارای مؤلفه‌های هارمونیکی باشد یا نباشد. وظیفه PMU ها جدا کردن مؤلفه اصلی فرکانس و یافتن فازور آن هست. رایج‌ترین روش تعیین فازور یک سیگنال، استفاده کردن از داده‌های نمونه‌برداری شده از شکل موج سیگنال ورودی (Window 1 تا Window N-1) و اعمال تبدیل فوریه گسسته است (شکل (۱)). توضیح کامل تخمین فازور به همراه روابط ریاضی آن توسط فودکی، تورپ و آدامیاک (۱۹۸۳) آورده شده است.



شکل ۱- داده‌های نمونه‌برداری برای تخمین فازور.

۳- متدولوژی پیشنهادی

متدولوژی پیشنهادی جهت تشخیص و کلاسه‌بندی خطا به صورت دیاگرام شما تیک در شکل ۲ نشان داده شده است. در ادامه، جزئیات این روش تشریح می‌گردد.

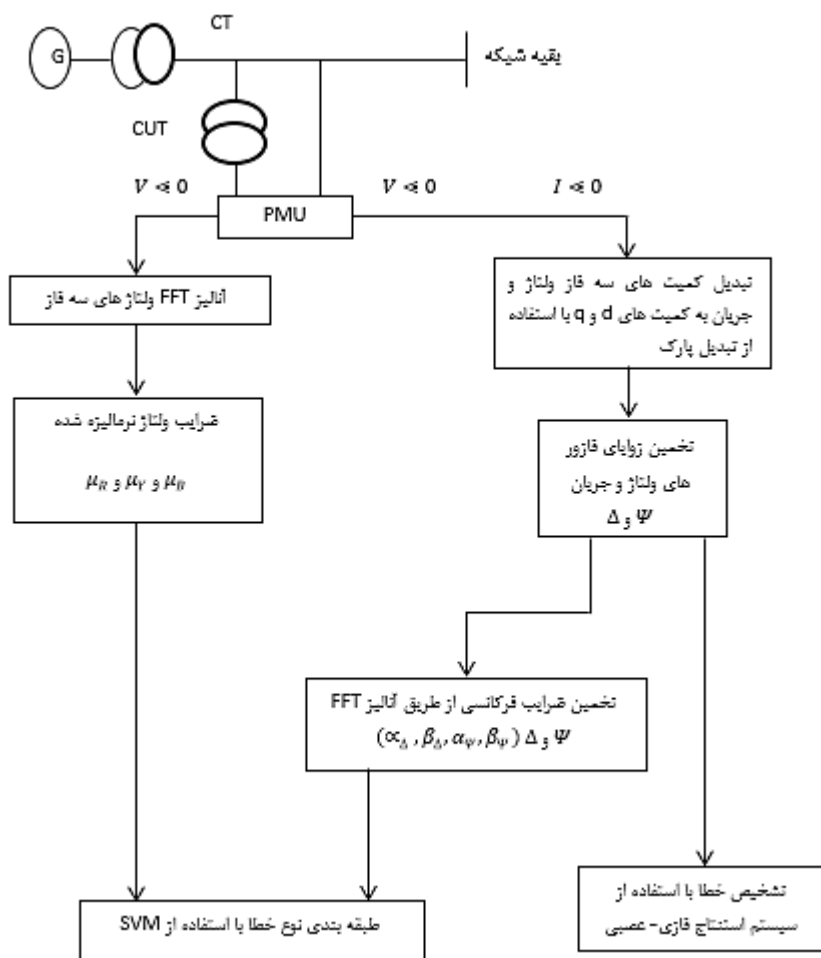
مرحله اول: اندازه‌گیری فازور ولتاژ و جریان از طریق PMU

PMU نصب شده در باش ژنراتور، اندازه‌گیری فازورهای ولتاژ و جریان را به ترتیب از طریق ترانس‌های ولتاژ جریان انجام می‌دهند (دموتریس و همکاران، ۲۰۰۰).

مرحله دوم: تبدیل کمیت‌های سه فاز ولتاژ و جریان با استفاده از تبدیل پارک

کمیت‌های سه فاز فازورهای ولتاژ و جریان معادل اندازه گرفته شده توسط PMU، از طریق روابط تبدیل پارک به کمیت‌های قائم دو فاز تبدیل می‌شوند. مزیت این تبدیل در کلاسه‌بندی خطا این است که برای آنالیز سیستم سه‌فاز، فقط به اطلاعات مربوط به دو فاز نیاز خواهد بود. روابط ولتاژ و جریان به دست آمده از روش تبدیل پارک در یک قاب مرجع چرخان در فرکانس نامی شبکه در ادامه بیان می‌گردد.





شکل ۲- دیاگرام شماتیک مراحل تشخیص و کلاسه‌بندی خطا.

$$V_{ds}^e = \frac{2}{3} \left\{ V_{RM} \sin(\omega t) \cdot \sin(\omega_s t) + V_{YM} \sin\left(\omega t - \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \sin\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) + V_{BM} \sin\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \sin\left(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}\right) \right\} \quad (2)$$

$$V_{qs}^e = \frac{2}{3} \left\{ V_{RM} \sin(\omega t) \cdot \cos(\omega_s t) + V_{YM} \sin\left(\omega t - \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \cos\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) + V_{BM} \sin\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \cos\left(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}\right) \right\} \quad (3)$$

$$I_{ds}^e = \frac{2}{3} \left\{ I_{RM} \sin(\omega t - \Phi) \cdot \sin(\omega_s t) + I_{YM} \sin\left(\omega t - \Phi - \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \sin\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) + I_{BM} \sin\left(\omega t - \Phi + \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \sin\left(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}\right) \right\} \quad (4)$$

$$I_{qs}^e = \frac{2}{3} \left\{ I_{RM} \sin(\omega t - \Phi) \cdot \cos(\omega_s t) + I_{YM} \sin\left(\omega t - \Phi - \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \cos\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) + I_{BM} \sin\left(\omega t - \Phi + \frac{2\pi}{3}\right) \cdot \cos\left(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}\right) \right\} \quad (5)$$

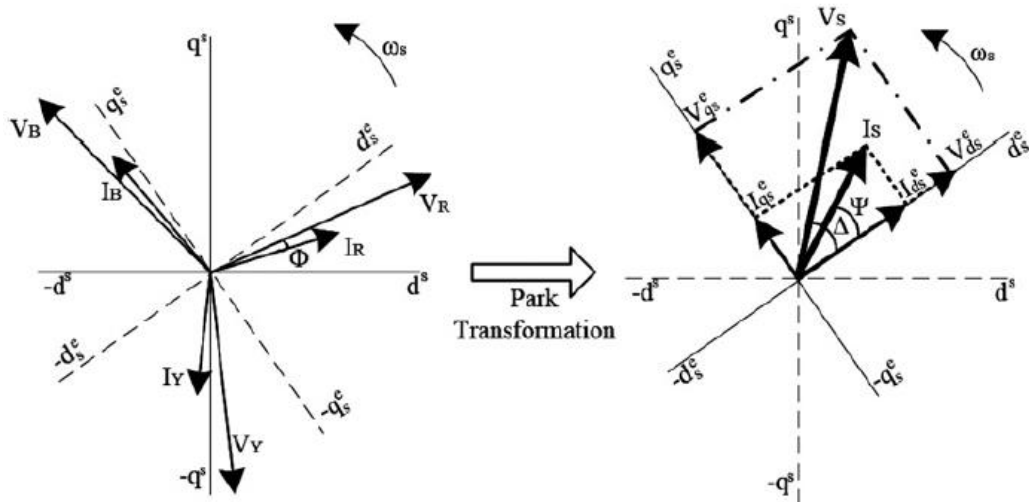
در اینجا V_{ds}^e و V_{qs}^e ولتاژهای محور d و q قاب مرجع چرخان هستند. I_{ds}^e و I_{qs}^e جریان‌های محور d و q قاب مرجع چرخان هستند. V_{RM} ، V_{YM} و V_{BM} حداکثر مقادیر ولتاژها هستند. به‌طور مشابه I_{RM} ، I_{YM} و I_{BM} مقادیر پیک جریان‌های سه فاز خط می‌باشند. زاویه Φ بیانگر اختلاف زاویه بین ولتاژ و جریان خط است. فرکانس‌های ω و ω_s به ترتیب فرکانس‌های ولتاژهای سه فاز و قاب مرجع چرخان برحسب رادیان می‌باشند (لوپز و همکاران، ۲۰۱۱؛ فهز و همکاران، ۲۰۱۲).

تبدیل پارک و مفهوم زوایای فاز ولتاژ جریان معادل در دیاگرام فازوری شکل (۳) نشان داده شده است. محور qs و ds بیانگر قاب مرجع ساکن هستند. با چرخش غیرعادی قاب مرجع چرخان به صورت خلاف ساعت گرد و در فرکانس نامی، محورهای d_s^e و q_s^e ثابت باقی می ماند. این کمک می کند که قاب مرجع به تغییرات فازورهای ولتاژ یا جریان غیر حساس باشد. زوایای فازورهای ولتاژ و جریان معادل به ترتیب Δ و Ψ در محورهای چرخان d_s^e و q_s^e با روابط زیر محاسبه می شوند:

$$\Delta = \tan^{-1} \left(\frac{V_{qs}^e}{V_{ds}^e} \right) \quad (6)$$

$$\Psi = \tan^{-1} \left(\frac{I_{qs}^e}{I_{ds}^e} \right) \quad (7)$$

مرحله چهارم: تخمین ضرایب فرکانسی از طریق آنالیز فوریه سریع (FFT) زوایای ولتاژ و جریان



شکل ۳- دیاگرام فازوری تبدیل پارک.

چون محورهای d_s^e و q_s^e در فرکانس نامی شبکه در حال چرخش اند، زوایای فاز Δ و Ψ در دوره کارکرد عادی سیستم، مقادیر ثابتی دارند؛ اما در هنگام وقوع خطا در خطوط انتقال (از هر نوع و در هر نقطه)، این زوایا با توجه به مؤلفه فرکانسی مرتبط با نوع خطای رخ داده، دستخوش نوساناتی می شوند. مؤلفه فرکانس نوسانات زوایای فاز ولتاژ و جریان (Δ و Ψ) با استفاده از آنالیز فوریه N-point بررسی می شوند.

$$X_K^\Delta = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{n=0}^{N-1} \Delta(n) e^{-2\pi kn/N} \quad 0 < k < N - 1 \quad (8)$$

$$X_K^\Psi = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{n=0}^{N-1} \Psi(n) e^{-2\pi kn/N} \quad 0 < k < N - 1 \quad (9)$$

از مطالعات مختلف مشخص شده است که در دوره کارکرد عادی شبکه، طیف FFT شامل فقط ضرایب فرکانس مرتبط با 0^{HZ} است و بقیه ضرایب فرکانسی صفر باقی می ماند؛ اما در دوره خطا ضرایب فرکانسی مرتبط با 0^{HZ} و 100^{HZ} وابستگی شدیدی به نوع خطا دارند. برای ضرایب فرکانسی مرتبط با 0^{HZ} ، تغییرات زاویه فاز ولتاژ و جریان معادل به ترتیب α_Δ و α_Ψ نمایش داده می شود و ضرایب فرکانس مرتبط با 100^{HZ} با β_Δ و β_Ψ بیان می شود. این ضرایب با روابط زیر محاسبه می شوند.



$$\alpha_{\Delta} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} \Delta(n) \quad (10)$$

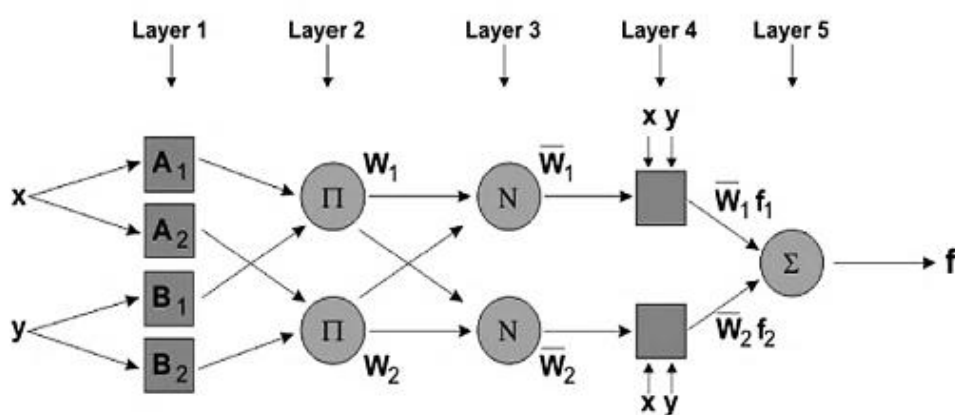
$$\alpha_{\psi} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} \psi(n) \quad (11)$$

$$\beta_{\Delta} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} \Delta(n) e^{-200\pi n/N} \quad (12)$$

$$\beta_{\psi} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} \psi(n) e^{-200\pi n/N} \quad (13)$$

مرحله پنجم: تشخیص خطا

ANFIS همان سیستم استنتاج فازی به همراه شبکه عصبی است که از چهار بلوک مهم تشکیل شده است: فازی سازی، پایگاه داده، شبکه عصبی و غیر فازی سازی. ساختار اصلی ANFIS در شکل ۴ نشان داده شده است که شامل پنج لایه می باشد.



شکل ۴- ساختار اصلی ANFIS

لایه اول: (گره‌های ورودی). در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت، مشخص می‌گردد.

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (14)$$

$$O_{1,i} = \mu B_i(y), \quad \text{for } i = 3, 4$$

لایه دوم: (گره‌های قاعده). هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad i = 1, 2 \quad (15)$$

لایه سوم: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (16)$$

لایه چهارم: (گره‌های نتیجه). در این لایه، خروجی هر گره برابر است با:

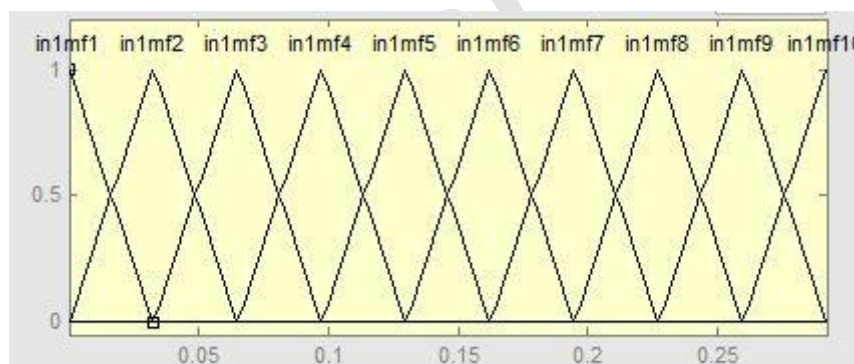
$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i). \quad (17)$$

لایه پنجم: (گره‌های خروجی). در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی هاست):

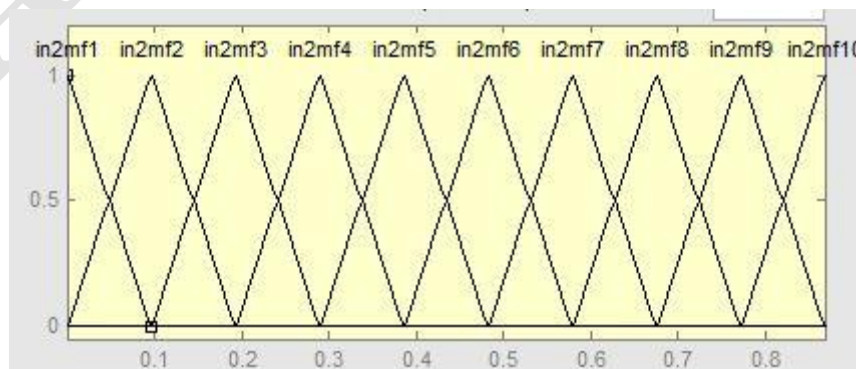
$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (18)$$

آموزش این سیستم‌ها به این مفهوم است که با استفاده از داده‌های آموزشی، پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود. روش آموزش هیبرید یکی از مهم‌ترین روش‌های آموزش سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی است. در این روش، جهت آموزش در لایه اول از روش پس از انتشار خطا و در لایه چهارم، سیستم از روش تخمین کم‌ترین مربعات استفاده می‌شود.

در این مطالعه، از روش ANFIS برای تشخیص خطا استفاده می‌کنیم. تخمین زوایای ولتاژ و جریان (Δ و Ψ) به عنوان متغیرهای ورودی به ANFIS در نظر گرفته می‌شوند و خروجی آن، تشخیص خطای رخ داده شده می‌باشد. ۱۰۰۰ داده آموزشی در شرایط وقوع یک خطای تک فاز به زمین روی خط انتقال بین باس‌های ۴ و ۵ و در ۵۰ کیلومتری باس ۴ انجام می‌گیرد. از روش ترکیبی (Hybrid) برای آموزش (Training) داده‌ها و تخمین حداقل مربعات استفاده می‌گردد. بعد از اتمام آموزش، قواعد و توابع عضویت فازی تشکیل می‌شوند. شکل ۵، توابع عضویت ورودی را نشان می‌دهد که شامل ۱۰ خطا (سه تا مربوط به تک فاز به زمین، سه تا مربوط به خطای دو فاز به هم، سه تا مربوط به خطای دوفاز به زمین و یکی مربوط به خطای سه فاز می‌باشد). ساختار لایه‌ای ANFIS نیز در شکل ۶ نشان داده شده است.



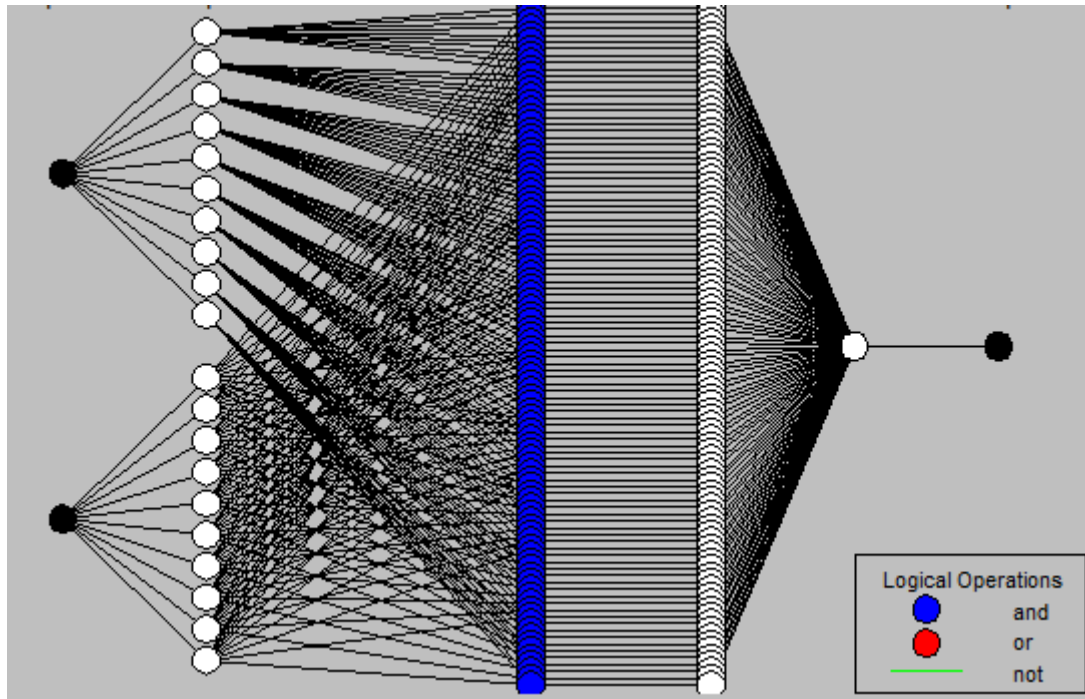
الف) ورودی اول، زاویه فازور ولتاژ Δ



ب) ورودی دوم، زاویه فازور جریان Ψ

شکل ۵- توابع عضویت ورودی.





شکل ۶- ساختار لایه‌ای ANFIS.

مرحله ششم: طبقه‌بندی خطا

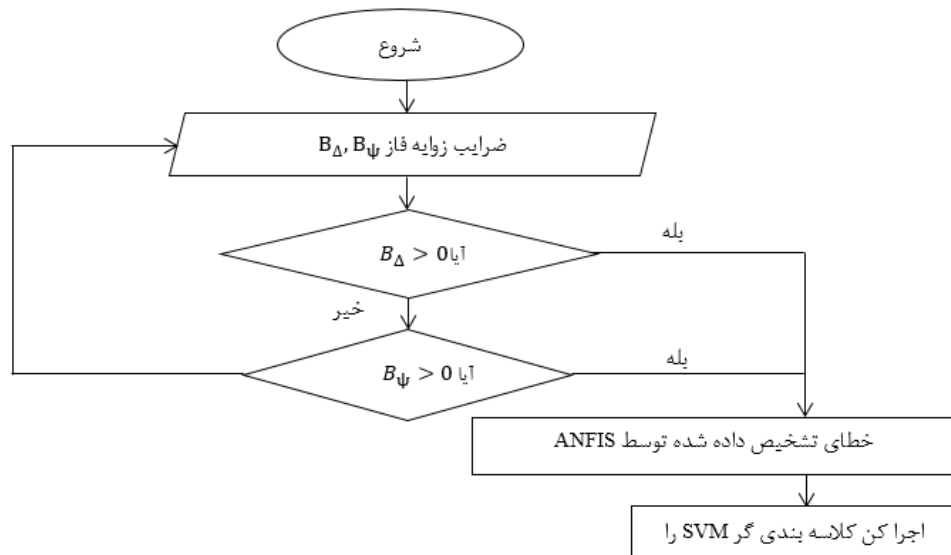
متدولوژی پیشنهادی از α_Δ ، α_ψ ، β_Δ و β_ψ برای طبقه‌بندی استفاده می‌کند. الگوریتم طبقه‌بندی خطا در شکل ۷ نشان داده شده است. در صورتی که خطایی تشخیص داده شود (توسط ANFIS)، کلاسه‌بندی گر SVM برای کلاسه‌بندی کردن نوع خطا بکار می‌رود. با ضرایب FFT استخراج شده، کلاسه‌بندی گر SVM می‌تواند نوع خطای رخ داده شده (که شامل خطاهای یک خط به زمین LG، خط به خط LL، خط به خط به زمین LLG و خط به خط به خط LLL هستند) را کلاسه‌بندی کند. SVM یکی از روش‌های ماشینی هوشمند در طبقه‌بندی خطا در سیستم‌های قدرت است؛ اما برای تمایز تشخیص و کلاسه‌بندی خطا توسط SVM، باید از ضرایب ولتاژ نرمالیزه شده ولتاژهای سه فاز (Γ_B)، Γ_Y ، Γ_R) استفاده کرد. این ضرایب از آنالیز FFT ولتاژ فاز و با روابط زیر بیان می‌شود.

$$\Gamma_R = \frac{P_R}{\max\{P_R, P_Y, P_B\}}$$

$$\Gamma_Y = \frac{P_Y}{\max\{P_R, P_Y, P_B\}} \quad (19)$$

$$\Gamma_B = \frac{P_B}{\max\{P_R, P_Y, P_B\}}$$

در اینجا، P_i ضریب FFT مرتبط با مؤلفه فرکانس نامی سیستم در ولتاژ i ام است. کلاسه‌بندی گر SVM با استفاده از ضرایب فرکانسی تغییرات زاویه فاز ولتاژ و جریان و ضرایب ولتاژ نرمالیزه شده، نوع خطای رخ داده شده را کلاسه‌بندی می‌کند.



شکل ۷- الگوریتم طبقه‌بندی خطا.

در این مقاله، از SVM چند کلاسه برای کلاسه‌بندی خطاها استفاده می‌شود. مسئله کلاسه‌بندی با رابطه زیر توصیف می‌گردد (دش، سامتترای و پاندا، ۲۰۰۷؛ وپنیک، ۱۹۹۸؛ ایچ اس یو و لین، ۲۰۰۲؛ وپنیک، ۱۹۹۵).

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^n W_m^T w_m + c \sum_{j=1}^l \sum_{m \neq y_i} \xi_i^m$$

$$S.T. W_{y_i}^T \varphi(x_i) + b_{y_i} \geq W_m^T \varphi(x_i) + b_m + 2 - \xi_i^m \quad (20)$$

$$\xi_i^m \geq 0, \quad i = 1, \dots, l, \quad m \in \{1, \dots, n\} \setminus y_i$$

داده‌های آموزشی (x_i, y_i) بر اساس نوع خطا دسته‌بندی می‌شوند. ضرایب زاویه فاز معادل $\alpha_\Delta, \alpha_\Psi, \beta_\Delta$ و β_Ψ و ضرایب ولتاژ سه فاز نرمالیزه شده به‌عنوان مجموعه داده‌های ورودی به کلاسه‌بندی گر SVM اعمال می‌شود. مجموعه داده‌های ورودی به ازای مکان‌ها و مقاومت‌های مختلف خطا تولید می‌شوند. اطلاعات مربوط به نوع خطای هر داده ورودی به‌عنوان مجموعه داده خروجی کلاسه‌بندی گر SVM در نظر گرفته می‌شود. کلاسه‌بندی گر SVM با ۱۰۰۰ مجموعه داده، آموزش داده می‌شود. تابع کرنل استفاده‌شده با رابطه (۲۱) توصیف می‌شود. پارامتر کرنل γ با استفاده از روش جستجوی شبکه مبتنی بر داده‌های یادگیری محاسبه می‌شود (وپنیک، ۱۹۹۵).

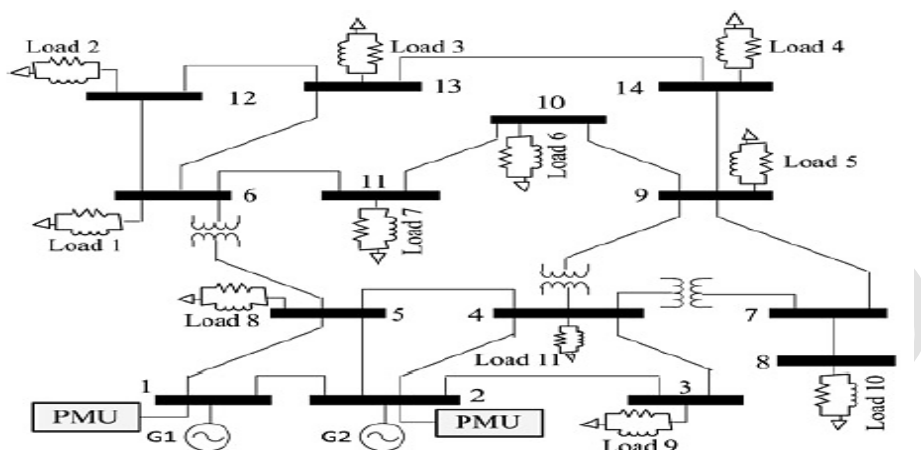
$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \gamma > 0 \quad (21)$$

۴- نتایج شبیه‌سازی

برای اعتبار سنجی روش تشخیص و کلاسه‌بندی خطای پیشنهادی، یک سیستم ۱۴ باسه IEEE را مورد استفاده قرار می‌دهیم. نتایج شبیه‌سازی در محیط متلب سیمولینک^۱ به‌دست آمده است. دیاگرام تک‌خطی سیستم مورد مطالعه در

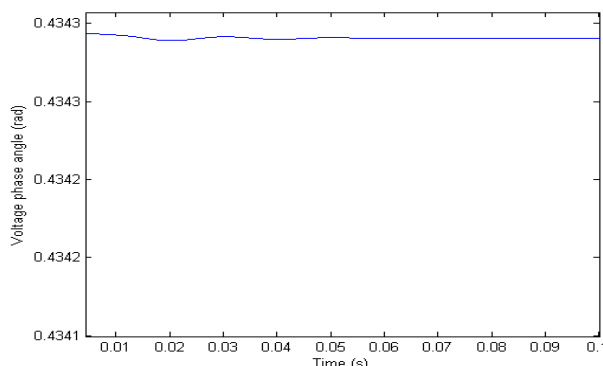
^۱Simulink

شکل ۸ نشان داده شده است. دو ژنراتور سه فاز با ولتاژ 400kV، هر کدام با امپدانس توالی مثبت $0.45 + 0.5j \Omega$ و امپدانس توالی صفر $0.675 + j0.75 \Omega$ می‌باشند. مقاومت، اندوکتانس^۱ و کاپاسیتانس^۲ توالی مثبت و منفی خطوط انتقال سه فاز به ترتیب $95.10mH, 2.34 \Omega$ و $1.24MF$ در هر ۱۰۰ کیلومتر و توالی صفر آنها به ترتیب $38.8 \Omega, 325.08mH, 0.845MF$ در هر ۱۰۰ کیلومتر می‌باشد. اطلاعات مربوط به طول هر خط و توان و بارهای متصل شده به هر باس در گپاکومار و همکاران (۲۰۱۴) آورده شده است.



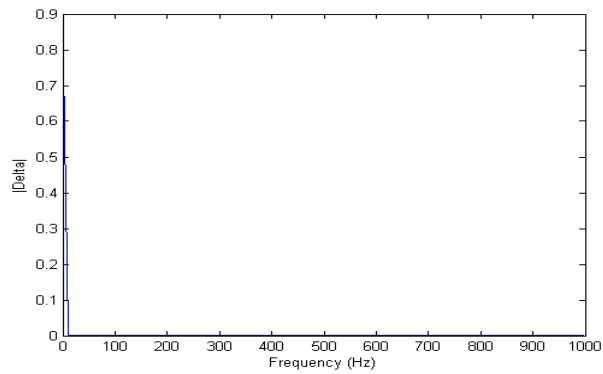
شکل ۸- دیاگرام تک خطی سیستم ۱۴ باس IEEE.

زوایای فاز جریان و ولتاژ معادل ژنراتور G_1 از طریق PMU واقع در باس ۱ به دست می‌آیند. دو مورد مطالعات در این بخش در نظر گرفته می‌شوند: مورد اول، شرایط عملکرد عادی و مورد دوم، وقوع خطاهای LL، LG، LLL و LLL در خط انتقال. شکل‌های ۹(الف) و ۹(ب)، به ترتیب زاویه فاز ولتاژ معادل و طیف فرکانس مرتبط با آنها نشان می‌دهد؛ همین‌طور شکل‌های ۹(ج) و ۹(د) زاویه فاز جریان معادل و طیف فرکانسی مرتبط با آنها برای مورد ۱ نشان می‌دهد. در اینجا اندازه ضرایب FFT زوایای ولتاژ و جریان معادل به ترتیب با Delta و Psi نشان داده می‌شود. فرکانس نمونه‌برداری انتخاب شده برای تمام موارد مطالعاتی 10^{KHZ} در نظر گرفته شده است. دیده می‌شود که در شرایط عملکرد عادی شبکه، زوایای ولتاژ و جریان، مقادیر ثابتی دارند که در طیف فرکانسی، بیانگر مقدار بالا برای 0^{HZ} می‌باشد.

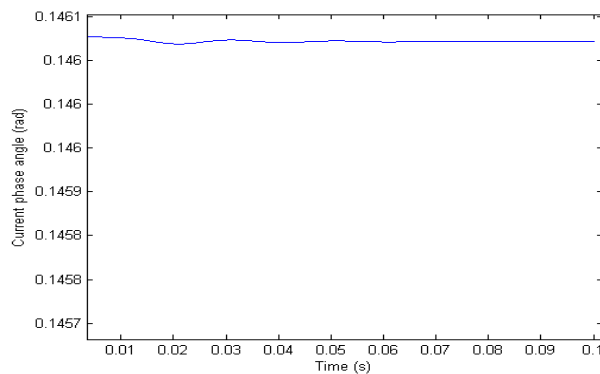


شکل ۹(الف) - تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت شرایط عملکرد عادی.

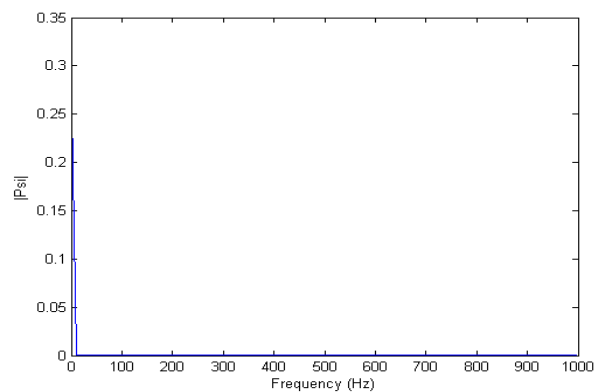
^۱Inductance
^۲Capacitance



شکل ۹(ب) - آنالیز FFT تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت شرایط عملکرد عادی.

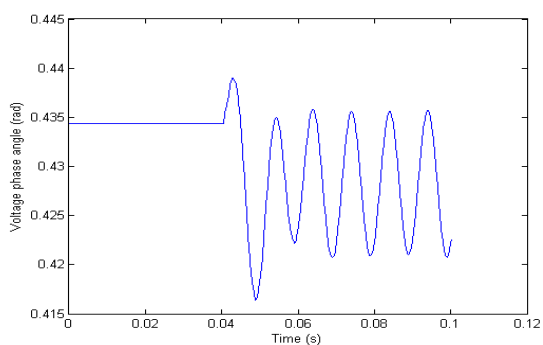


شکل ۹(ج) - تغییرات زاویه جریان معادل تحت شرایط عملکرد عادی.

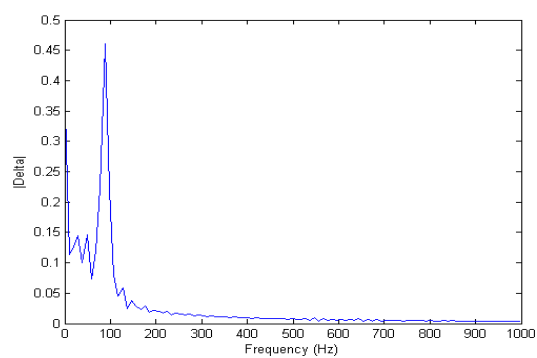


شکل ۹(د) - آنالیز FFT تغییرات زاویه جریان معادل تحت شرایط عملکرد عادی.

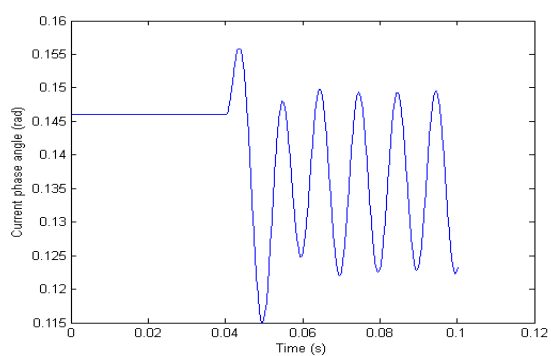
شکل‌های ۱۰ تا ۱۳ نیز زوایای ولتاژ و جریان معادل به همراه طیف فرکانسی‌شان را برای مورد ۲ نشان می‌دهد. در این مورد مطالعاتی، خطاهای LL, LG, LLG و LLL روی خط انتقال بین باس‌های ۴ و ۵ و در ۵۰ کیلومتری باس ۴ رخ می‌دهد. از شکل‌های ۱۰-۱۳ مشاهده می‌شود که مؤلفه‌های فرکانس خطاهای خط انتقال با مؤلفه‌های فرکانسی شرایط کارکرد عادی شبکه متفاوت است. بعلاوه اندازه مؤلفه‌های فرکانسی در طیف فرکانسی با نوع خطای رخ داده‌شده تغییر می‌کند. اندازه مؤلفه‌های فرکانسی استخراج‌شده از آنالیز فوریه برای تشخیص و کلاسه‌بندی سریع خطا بکار می‌رود.



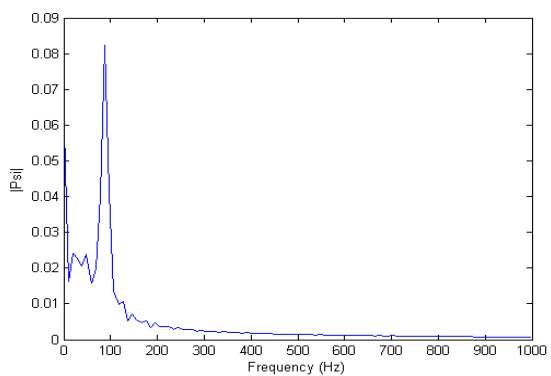
شکل ۱۰(الف) - تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LG.



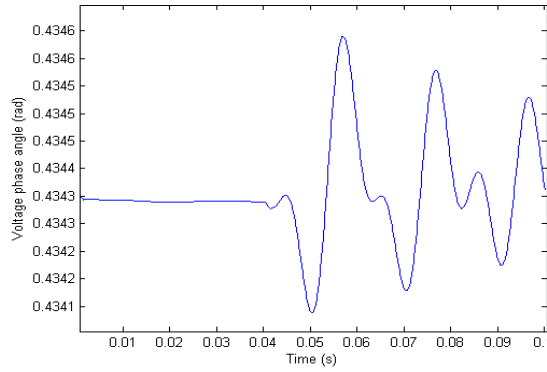
شکل ۱۰(ب) - آنالیز FFT تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LG.



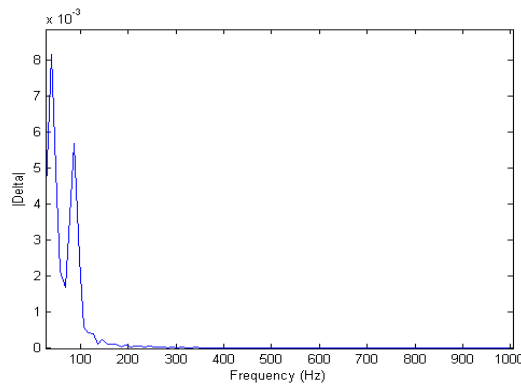
شکل ۱۰(ج) - تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LG.



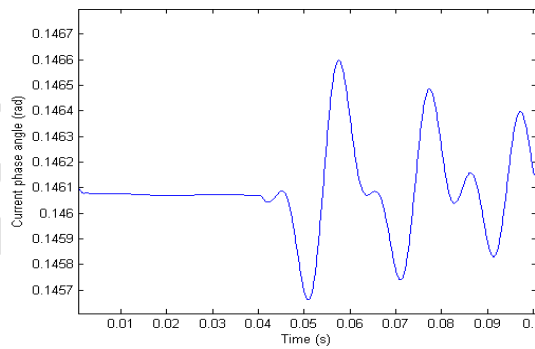
شکل ۱۰(د) - آنالیز FFT تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LG.



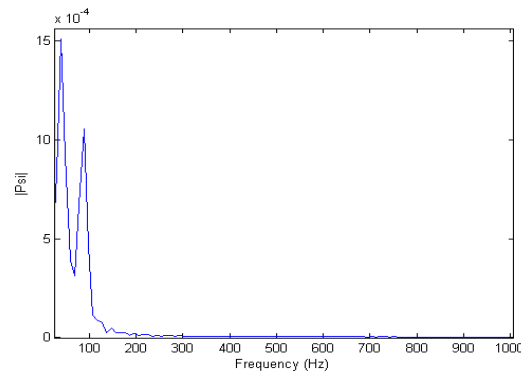
شکل ۱۱(الف)- تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LL.



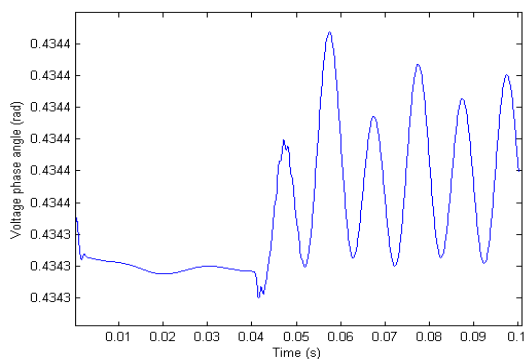
شکل ۱۱(ب)- آنالیز FFT تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LL.



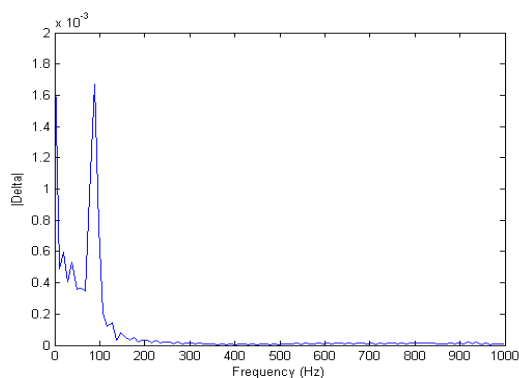
شکل ۱۱(ج)- تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LL.



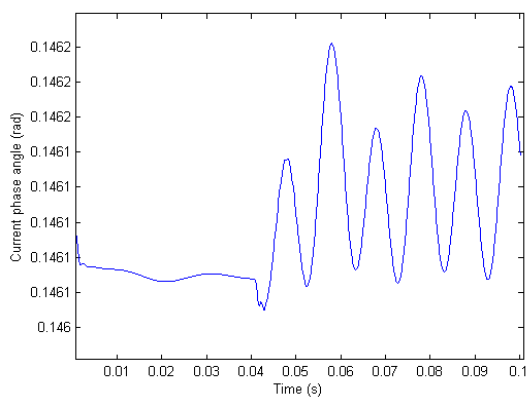
شکل ۱۱(د)- آنالیز FFT تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LL.



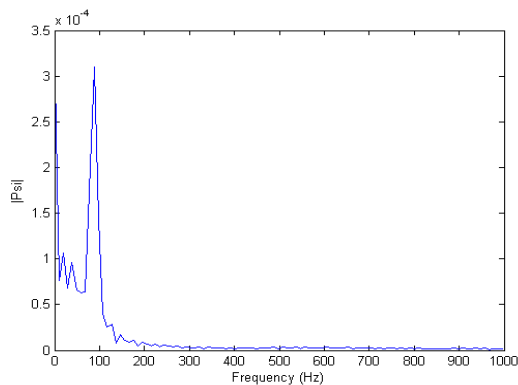
شکل ۱۲(الف) - تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LLG.



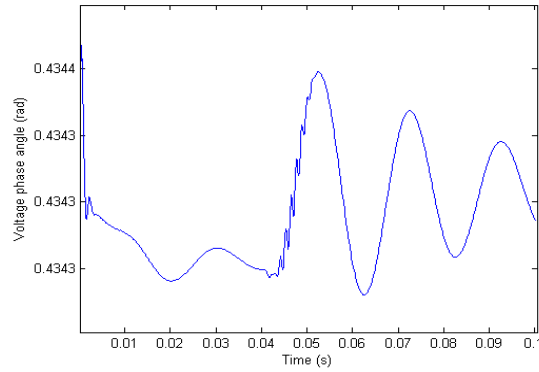
شکل ۱۲(ب) - آنالیز FFT تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LLG.



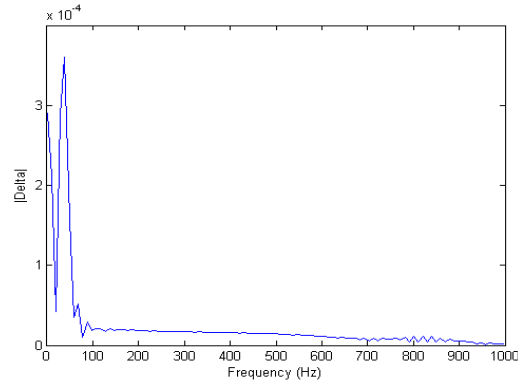
شکل ۱۲(ج) - تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LLG.



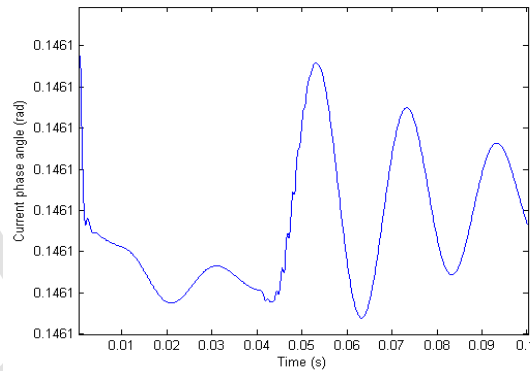
شکل ۱۲(د) - آنالیز FFT تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LLG.



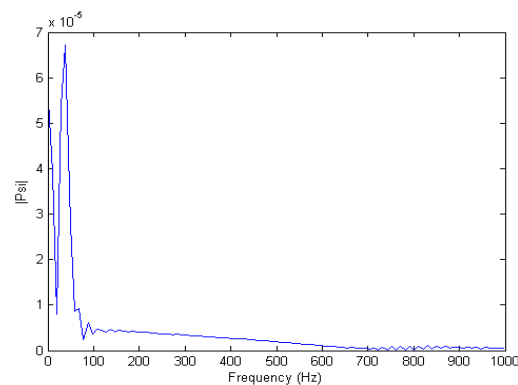
شکل ۱۳(الف) - تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LLL.



شکل ۱۳(ب) - آنالیز FFT تغییرات زاویه ولتاژ معادل تحت خطای LLL.



شکل ۱۳(ج) - تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LLL.



شکل ۱۳(د) - آنالیز FFT تغییرات زاویه جریان معادل تحت خطای LLL.

نتایج تشخیص و کلاسه‌بندی خطا برای موارد مطالعاتی انجام‌شده بر روی سیستم ۱۴ باس IEEE در جدول ۱ آورده شده است. تشخیص خطا می‌تواند مستقیماً از ضرایب فرکانسی تغییرات زاویه ولتاژ و جریان معادل ژنراتور G1 در باس ۱ (α و B) به دست آید. بعلاوه، طبقه‌بندی خطا با استفاده از روش SVM_ANFIS با طبقه‌بندی با روش‌های

ANN و ANFIS مورد مقایسه قرار گرفته است. در تمامی روش‌های طبقه‌بندی، از همان داده‌های ورودی - خروجی که برای SVM_ANFIS بکار برده شد برای آموزش ANN و ANFIS استفاده شده است. برای آموزش ANN از روش Feed-Forward Back Propagation (سید طبایی، ۲۰۱۲) و برای آموزش ANFIS از روش بهینه‌سازی ترکیبی Hybrid استفاده شده است (جایا براتا ردی و مهانتا، ۲۰۱۴). نتایج ارائه شده در جدول ۱ نشان می‌دهد که روش ANN توانسته تمام خطاهای LL و LLL را کلاسه‌بندی کند، ولی در کلاسه‌بندی خطاهای LG و LLL ناتوان بوده است. در کلاسه‌بندی به روش ANFIS، تمام خطاها به جز LLL توانسته به دقت کلاسه‌بندی گردد. این در حالی است که کلاسه‌بندی با استفاده از روش SVM_ANFIS توانسته تمام خطاهای رخ داده شده را به درستی کلاسه‌بندی کند. این برتری روش پیشنهادی را نسبت به دو روش دیگر نشان می‌دهد.

جدول ۱- ضرایب FFT تغییرات زاویه جریان و ولتاژ معادل تحت خطاهای مختلف خط انتقال.

مکان خطا	نوع خطا	$(\alpha_{\Delta}, B_{\Delta})$	$(\alpha_{\psi}, B_{\psi})$	(Y_R, Y_Y, Y_B)	ANN	ANFIS	SVM_ANFIS
شاخه ۲-۴	AG	0.17,0.49	0.04,0.02	0.73,1,0.99	CA	AG	AG
شاخه ۴-۵	BG	0.2,0.56	0.06,0.02	0.99,0.68,1	AB	BG	BG
شاخه ۱-۲	CG	0.15,0.44	0.04,0.02	1,0.99,0.74	BC	CG	CG
شاخه ۳-۴	AB	0.05,1.32	0.05,0.03	0.76,0.77,1	AB	AB	AB
شاخه ۱۳-۱۴	BC	0.01,0.9	0.06,0.02	1.0.84,0.84	BC	BC	BC
شاخه ۶-۱۱	CA	0.02,0.64	0.05,0.02	0.84,1,0.85	CA	CA	CA
شاخه ۱۲-۱۳	ABG	0.11,0.64	0.07,0.01	0.79,0.81,1	AB	AG	ABG
شاخه ۷-۹	BCG	0.14,0.8	0.07,0.01	1,0.78,0.72	BC	BG	BCG
شاخه ۴-۹	CAG	0.13,0.74	0.07,0.01	0.77,1,0.73	AC	CG	CAG
شاخه ۹-۱۰	ABC	0.11,0.12	0.08,0.01	1,1,1,	ABC	ABC	ABC

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک متدولوژی جهت تشخیص و کلاسه‌بندی خطا بر روی خطوط انتقال در شبکه‌های هوشمند ارائه شد. بر اساس این متدولوژی، ابتدا فازورهای ولتاژ و جریان سه فاز از طریق PMU نصب شده در باس‌های ژنراتور اندازه‌گیری و سپس با استفاده از روش تبدیل پارک به کمیت‌های دو فاز d و q تبدیل شدند. با استفاده از کمیت‌های d و ولتاژ و جریان، زوایای ولتاژ و جریان به دست آمدند. با استفاده از آنالیز تبدیل فوریه سریع، نوسانات زاویه ولتاژ و جریان تحلیل شدند و برای تشخیص و کلاسه‌بندی خطا بکار رفتند. تشخیص خطا با استفاده از سیستم استخراج فازی-عصبی ANFIS و کلاسه‌بندی خطا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان SVM انجام گرفت. با توجه نتایج شبیه‌سازی انجام شده بر روی سیستم ۱۴ باسه IEEE و با توجه به تغییر مؤلفه‌های فرکانسی زوایای ولتاژ و جریان استخراج شده از آنالیز FFT بر حسب نوع خطا، روش SVM_ANFIS نسبت به روش‌های ANN و ANFIS کارآمدی بیشتری در تشخیص و کلاسه‌بندی انواع خطاهای خط انتقال داشته است؛ بعلاوه اطلاعات به دست آمده از تشخیص و کلاسه‌بندی خطا می‌تواند به سیستم‌های حفاظتی جهت اتخاذ اقدامات کنترلی لازم و ارائه الگوریتم‌های محلی جهت بازگرداندن خط خطا دار در سریع‌ترین زمان ممکن و در نتیجه حفظ پایداری شبکه هوشمند کمک نماید.

- Brown, M. A., & Zhou, S. (2013). Smart-grid policies: an international review. *Wiley interdisciplinary reviews: energy and environment*, 2(2), 121-139.
- Donnelly, M. K., Dagle, J. E., Trudnowski, D. J., & Rogers, G. J. (1996). Impacts of the distributed utility on transmission system stability. *IEEE transactions on power systems*, 11(2), 741-746.
- Slootweg, J. G., & Kling, W. L. (2002, July). Impacts of distributed generation on power system transient stability. *Proceedings of power engineering society summer meeting, 2002 IEEE*, 2, 862-867. doi: 10.1109/PSS.2002.1043465
- Cecati, C., Citro, C., & Siano, P. (2011). Combined operations of renewable energy systems and responsive demand in a smart grid. *IEEE transactions on sustainable energy*, 2(4), 468-476.
- Gopakumar, P., Reddy, M. J. B., & Mohanta, D. K. (2014). Letter to the editor: stability concerns in smart grid with emerging renewable energy technologies. *Electric power components and Systems*, 42(3-4), 418-425.
- Ma, J., Zhang, P., Fu, H. J., Bo, B., & Dong, Z. Y. (2010). Application of phasor measurement unit on locating disturbance source for low-frequency oscillation. *IEEE transactions on smart grid*, 1(3), 340-346.
- Hashiesh, F., Mostafa, H. E., Khatib, A. R., Helal, I., & Mansour, M. M. (2012). An Intelligent Wide Area Synchrophasor Based System for Predicting and Mitigating Transient Instabilities. *IEEE trans. smart grid*, 3(2), 645-652.
- Song, Y. H., Johns, A. T., Xuan, Q. Y., & Liu, J. Y. (1997). Genetic algorithm based neural networks applied to fault classification for EHV transmission lines with a UPFC. *Proceedings of sixth international conference on developments in power system protection (Conf. Publ. No. 434)*, 278-281. doi: 10.1049/cp:19970081
- Maji, T. K., & Acharjee, P. (2017). Multiple solutions of optimal PMU placement using exponential binary PSO algorithm for smart grid applications. *IEEE transactions on industry applications*, 53(3), 2550-2559.
- Dhend, M. H. (2016, October). Efficient fault diagnosis in smart grid using non conventional mother wavelet function. *Proceedings of 2016 IEEE pes asia-pacific power and energy engineering conference (APPEEC)*, 342-347. doi: 10.1109/APPEEC.2016.7779524
- Reddy, M. J. B., Rajesh, D. V., & Mohanta, D. K. (2013). Robust transmission line fault classification using wavelet multi-resolution analysis. *Computers & electrical engineering*, 39(4), 1219-1247.
- Ferrero, A., Sangiovanni, S., & Zappitelli, E. (1995). A fuzzy-set approach to fault-type identification in digital relaying. *IEEE transactions on power delivery*, 10(1), 169-175.
- Reddy, M. J., & Mohanta, D. K. (2008). Adaptive-neuro-fuzzy inference system approach for transmission line fault classification and location incorporating effects of power swings. *IET generation, transmission & distribution*, 2(2), 235-244.
- Bo, Z. Q., Aggarwal, R. K., Johns, A. T., Li, H. Y., & Song, Y. H. (1997). A new approach to phase selection using fault generated high frequency noise and neural networks. *IEEE transactions on power delivery*, 12(1), 106-115.
- Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., & Benbouzid, M. (2015, November). An improved algorithm for power system fault type classification based on least square phasor estimation. *Proceedings of 41st annual conference of the IEEE industrial electronics society, IECON 2015*, 002735-002740. doi: 10.1109/IECON.2015.7392515
- Gopakumar, P., Reddy, M. J. B., & Mohanta, D. K. (2015). Adaptive fault identification and classification methodology for smart power grids using synchronous phasor angle measurements. *IET generation, transmission & distribution*, 9(2), 133-145.
- Phadke, A. G., Thorp, J. S., & Adamiak, M. G. (1983). A new measurement technique for tracking voltage phasors, local system frequency, and rate of change of frequency. *IEEE transactions on power apparatus and systems*, (5), 1025-1038.
- Tziouvaras, D. A., McLaren, P., Alexander, G., Dawson, D., Esztergalyos, J., Fromen, C., ... & Kotheimer, B. (2000). Mathematical models for current, voltage, and coupling capacitor voltage transformers. *IEEE transactions on power delivery*, 15(1), 62-72.
- Lopes, F. V., Santos, W. C., Fernandes, D., Neves, W. L. A., & Souza, B. A. (2011, October). An adaptive fault location method for smart distribution and transmission grids. *Proceedings of 2011 IEEE PES conference on innovative smart grid technologies (ISGT Latin America)*, 1-7. doi: 10.1109/ISGT-LA.2011.6083196
- Ferraz, R. G., Iurinic, L. U., Filomena, A. D., & Bretas, A. S. (2012, September). Park's transformation analytical approach of transient signal analysis for power systems. *Proceedings of north american power symposium (NAPS)*, 1-6. doi: 10.1109/NAPS.2012.6336412
- Dash, P. K., Samantaray, S. R., & Panda, G. (2007). Fault classification and section identification of an advanced series-compensated transmission line using support vector machine. *IEEE transactions on power delivery*, 22(1), 67-73.
- Vapnik, V. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley, New York.
- Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE transactions on Neural Networks*, 13(2), 415-425.
- Vapnik, V. (2013). *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media.
- Syedtabaai, S. (2012). Improvement in the performance of neural network-based power transmission line fault classifiers. *IET generation, transmission & distribution*, 6(8), 731-737.

