

تشخیص جزیره‌های الکتریکی در شبکه‌های توزیع دارای تولیدات پراکنده با استفاده از تبدیل موجک گسسته و شبکه عصبی مصنوعی

مهرداد حیدری ارجلو، سیدقدرت‌اله سیف‌السادات و مرتضی رزاز

چکیده: در این مقاله برای تشخیص جزیره‌های الکتریکی، یک الگوریتم جدید مبتنی بر تحلیل سیگنال‌های حالت گذرا با استفاده از تبدیل موجک گسسته (DWT) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ارائه می‌گردد. شبکه عصبی برای دسته‌بندی حوادث به حالت‌های "جزیره" یا "غیر جزیره" آموزش داده می‌شود. ویژگی‌های مورد نیاز دسته‌بندی، از طریق تبدیل موجک گسسته سیگنال‌های گذرای ولتاژ و جریان DGها استخراج می‌شوند. برای شبیه‌سازی الگوریتم از نرم‌افزارهای MATLAB، DIGSILENT و WEKA استفاده شده است. روش پیشنهادی روی یک سیستم توزیع ولتاژ متوسط CIGRE با دو نوع DG مختلف آزمایش می‌شود. این مقاله، الگوریتم رله نهایی را با تحلیل انجام گرفته از میان ۱۶۲ طرح انتخاب می‌کند تا رله انتخابی از نظر شاخص‌های مختلف از جمله دقت، سرعت، سادگی و هزینه، بهترین کارایی را داشته باشد. با تحلیل و بررسی‌های صورت گرفته در رله انتخابی DGها، از سیگنال ولتاژ، موجک مادر db ϵ و سطح هفتم تبدیل موجک استفاده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش می‌تواند جزیره‌های الکتریکی را در مقایسه با روش‌های موجود در زمان کوتاه‌تر و با دقت بالاتری تشخیص دهد.

کلید واژه: تبدیل موجک گسسته، تولیدات پراکنده، جزیره الکتریکی و شبکه عصبی مصنوعی.

روش‌های تجزیه و تحلیل از احتمال خرابی بارهای محلی و DGها متوقف شوند [۴]. ناحیه غیر قابل تشخیص (NDZ) ناحیه‌ای از بهره‌برداری است که وقوع جزیره نمی‌تواند تشخیص داده شود [۵].

روش‌های تشخیص جزیره به دو گروه کلی به نام‌های از راه دور و محلی تقسیم می‌گردند. روش‌های محلی نیز دارای دو زیرگروه به نام‌های پسیو و اکتیو می‌باشند.

روش‌های از راه دور بر پایه ارتباطات مخابراتی بین شبکه و DGها کار می‌کنند. چندین روش مخابراتی پیشنهاد شده است که عبارتند از مخابرات حامل خط قدرت (PLC)، تریپ انتقالی، کنترل نظارتی و جمع‌آوری اطلاعات (SCADA). روش‌های مخابراتی دارای ناحیه غیر قابل تشخیص (NDZ) ناچیز و قابلیت اطمینان بهتری می‌باشند اما از روش‌های محلی گران‌تر هستند [۶].

روش‌های پسیو بر اساس پایش یک پارامتر معین و آستانه تنظیم شده بر روی آن پارامتر کار می‌کنند. چندین روش پسیو پیشنهاد شده است که عبارتند از کاهش/افزایش ولتاژ (U/O_V)، کاهش/افزایش فرکانس (U/O_F)، پایش فاز ولتاژ/انتقال بردار ولتاژ/پایش فاز فرکانس، هارمونیک‌های ولتاژ و جریان، نرخ تغییر فرکانس (ROCOF)، نرخ تغییر ولتاژ، نرخ تغییر توان اکتیو/راکتیو و ضریب توان، نامتعادلی ولتاژ. با وجود سهولت اجرای روش‌های پسیو، عیب آنها، NDZهای بزرگ و مشکلات مربوط به تعیین یک آستانه صحیح می‌باشد [۶].

در روش‌های اکتیو، DG، تغییرات یا اغتشاشات عمدی را به سیستم اعمال می‌کند و سپس پاسخ سیستم برای تشخیص شرایط جزیره تحت پایش قرار می‌گیرد. چندین روش اکتیو پیشنهاد شده است که عبارتند از انتقال فرکانس لغزش-مد، انحراف فرکانس اکتیو (AFD)، انتقال فرکانس سندیا (SFS)، نامتعادلی ولتاژ، تغییر ولتاژ ترمینال، پالس ولتاژ، انتقال ولتاژ سندیا، انتقال خودکار فاز (APS)، صدور خطای راکتیو، پایش امپدانس. روش‌های اکتیو NDZ کوچک‌تری دارند اما ممکن است کیفیت توان سیستم را تنزل دهند [۶]. همچنین برخی روش‌های اکتیو نیازمند کنترل‌های اضافه‌ای هستند که پیچیدگی روش تشخیص جزیره را افزایش می‌دهد [۷] تا [۹].

هر چند روش‌های تشخیص جزیره زیادی وجود دارد اما متأسفانه روشی وجود ندارد که با NDZ صفر دارای حداقل کاهش کیفیت توان در تمامی سناریوهای ممکن باشد [۱۰] و [۱۱]. به همین دلیل در انجمن سیستم‌های قدرت تاکنون توافق کاملی بر روی یک روش تشخیص جزیره حاصل نشده است [۱۲].

روش‌های بر پایه تبدیل موجک در [۱۳] تا [۱۹] ارائه شده است. مرجع [۱۳] روشی بر پایه تبدیل موجک و شبکه عصبی ارائه نموده است اما دقتی برای روش خود ارائه نکرده است و از طرفی روش مذکور فقط DG

این مقاله در تاریخ ۱۰ مرداد ماه ۱۳۹۱ دریافت و در تاریخ ۶ اسفند ماه ۱۳۹۱ بازنگری شد.

۱- مقدمه

یکی از نیازهای ضروری برای اتصال تولیدات پراکنده (DGها) به شبکه‌های توزیع، قابلیت سیستم حفاظتی در تشخیص جزیره می‌باشد. جزیره به شرایطی گفته می‌شود که بخشی از سیستم توزیع که شامل هم بار و هم DG می‌باشد در حالی که از سیستم قدرت اصلی جدا شده است فقط از طریق DG برق‌دار باقی بماند [۱].

جزیره‌ای شدن ممکن است به صورت عمدی به منظور انجام تعمیرات و حذف بار اتفاق بیفتد یا به صورت غیر عمدی به دلیل بروز خطاها و خرابی تجهیزات رخ دهد. وقوع جزیره‌های غیر عمدی امر پسندیده‌ای نیست و اگر اتفاق بیفتد به خاطر برخی خطرناک‌ها، ضرورت دارد که DGها از شبکه جدا شوند. این خطرناک‌ها عبارتند از تهدید کارگران، وصل مجدد بدون وجود سنکرونیزم، عدم توانایی جزیره در حفظ ولتاژ و فرکانس نامی و عدم وجود کیفیت توان قابل قبول [۲] و [۳]. طبق استاندارد IEEE ۱۵۴۷.۲ تولیدات پراکنده باید تا دو ثانیه بعد از تشکیل جزیره غیر عمدی به منظور

مهرداد حیدری ارجلو، دانشجوی دکتری، گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران، اهواز، (email: mehrdad266@yahoo.com).

سیدقدرت‌اله سیف‌السادات، دانشیار گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران، اهواز، (email: seifossadat@yahoo.com).

مرتضی رزاز، استادیار گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران، اهواز، (email: razaz_m@scu.ac.ir).

تمام ضرایبی که از انتقال یکی از مقیاس‌های موجک مادر در طول سیگنال به دست می‌آیند، ضرایب آن سطح نامیده می‌شوند. ضرایب سطوح بعدی با تغییر مقیاس موجک مادر و انتقال مجدد آن در طول سیگنال به دست می‌آید. بنابراین ضرایب تبدیل موجک، تابعی از مقیاس و زمان هستند.

۲-۱ بیان ریاضی تبدیل موجک

برای نشان دادن بهتر مفهوم سطح، بسط موجک سیگنال $f(x)$ را به صورت (۱) می‌نویسیم [۲۱]. در این رابطه، ضرایب آورده شده در هر سطر مربوط به یک سطح از تبدیل موجک می‌باشند. اگر $W(x)$ موجک مادر انتخاب شده باشد، سایر $w_j(x)$ ها مطابق (۱) به دست می‌آیند. $W(x) = \varphi(x)$ تابع مقیاس نامیده می‌شود که از روش تکرار به دست می‌آیند

$$\begin{aligned} f(x) = & C_0 \varphi(x) \\ & + C_1 W(x) \\ & + C_2 W(2x) + C_3 W(2x-1) \\ & + C_4 W(4x) + \dots + C_7 W(4x-3) \\ & + C_8 W(8x) + \dots + C_{15} W(8x-7) \\ & + \sum_{k=0}^{r-1} C_{r+k} W(2^r x - k) + \dots \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن i نماینده مقیاس کردن (سطح تبدیل) و k نماینده انتقال موجک می‌باشد. تمام ضرایبی که در یک i ثابت به دست می‌آیند مربوط به یک سطح از تبدیل موجک می‌باشند. ضرایب موجک از (۲) و (۳) محاسبه می‌شوند

$$C_i = \int f(x) \varphi(x) dx \quad (2)$$

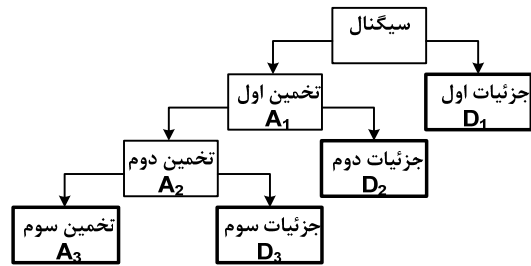
$$C_{r+k} = 2^r \int f(x) w(2^r x - k) dx \quad (3)$$

۲-۲ تبدیل موجک گسسته (DWT)

تبدیل موجک گسسته^۵ برای تقسیم هر مجموعه داده گسسته به دو دسته می‌باشند. دسته اول به نام جزئیات^۶ (D) که شامل فرکانس‌های بالا است و از عبور دادن اطلاعات از یک فیلتر بالاگذر به دست می‌آیند. دسته دوم به نام تقریب^۷ (A)، شامل فرکانس‌های پایین است و از عبور دادن اطلاعات از یک فیلتر پایین‌گذر به دست می‌آیند. شکل ۱ این روند را نشان می‌دهد [۲۲]. از تجزیه سیگنال S در سه سطح، جزئیات D_1 ، D_2 و D_3 و تقریب A_3 به دست آمده است. تعداد سطوح تجزیه به فرکانس‌هایی که از سیگنال باید استخراج کنیم بستگی دارد.

۳- شبکه عصبی

عنصر اصلی پردازش در مغز، نرون نامیده می‌شود. نقش اصلی نرون، جمع‌زدن ورودی‌ها تا جایی است که اگر مجموع آنها از حدی که به آن آستانه می‌گوییم تجاوز کند سیگنالی را آتش کند، یعنی خروجی یک می‌شود و در غیر این صورت صفر باقی می‌ماند [۲۳]. مدل نرون‌ها که به



شکل ۱: تجزیه یک سیگنال به سه سطح.

القایی را در نظر گرفته است. مرجع [۱۴] هم از شبکه عصبی استفاده کرده است اما تمامی حالات گذرا را در محاسبه دقت خود وارد نکرده است و هر دوی آنها دلیلی برای انتخاب موجک مادر و سطح تبدیل در نظر گرفته شده ارائه نداده‌اند. مرجع [۱۵] به حداکثر دقت ۹۶/۴۳ درصدی اما با محاسبات ۸ سطحی تبدیل موجک و کلاسه‌بندی کننده درختی (DT) دست یافته‌اند. روش هوشمندی در [۱۶] ارائه شده است که با وجود استفاده از مجموعه پیچیده‌ای از ویژگی‌ها با کلاسه‌بندی کننده تصمیم درختی (DT) تنها دقت ۸۳/۳۳ درصدی را در تشخیص جزیره دارا می‌باشد. همچنین روش‌های بر پایه تبدیل موجک برای دسته‌بندی حالات گذرا در [۱۷] استفاده شده است. یک روش بر پایه تبدیل موجک مبتنی بر ضرایب موجک و مقادیر آستانه تعیین شده با سعی و خطا و مخصوص DG اینورتری در [۱۸] پیشنهاد شده است. عملکرد چندین روش تشخیص الگو در دسته‌بندی کردن حوادث گذرا به دو گروه جزیره‌ای و غیر جزیره‌ای در [۱۹] بررسی شده است.

در این مقاله روش جدیدی برای تشخیص حالت جزیره‌ای ارائه خواهد شد. این روش به جای مبتنی بودن بر مقادیر آستانه (تعیین شده به وسیله سعی و خطا) یا استفاده از چندین ضریب موجک متناظر با باندهای فرکانسی مختلف و یا به جای استفاده از مجموعه پیچیده‌ای از شاخص‌ها، یک روش جدید، سریع و مطمئن برای تشخیص جزیره الکتریکی ارائه می‌دهد. در روش پیشنهادی برای تشخیص شرایط وقوع جزیره از بردار ویژگی متشکل از ضرایب تبدیل موجک سیگنال‌های گذرای ولتاژ و جریان DG به عنوان ورودی دسته‌بندی کننده شبکه عصبی استفاده می‌شود.

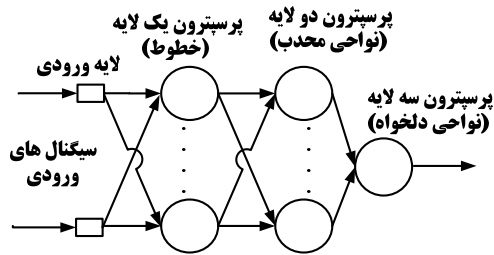
در بخش‌های ۲ و ۳ به ابزار اصلی روش پیشنهادی، تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. بخش ۴ به جزئیات الگوریتم پیشنهادی و بخش ۵ به معرفی سیستم تحت مطالعه و حالات مختلف شبیه‌سازی اختصاص دارد. در بخش ۶ نتایج و تحلیل آنها ارائه شده و با نتایج روش‌های موجود مورد مقایسه و ارزیابی قرار می‌گیرد. سرانجام در بخش ۷ نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

۲- تبدیل موجک

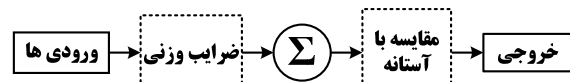
تبدیل موجک وسیله‌ای برای آنالیز حالات گذرا، سیگنال‌های غیر ماندگار و یا متغیر با زمان می‌باشد [۲۰]. در تبدیل موجک، یک سیگنال را با استفاده از مقیاس کردن^۱ و سپس انتقال^۲ توابع موجک مادر در طول آن سیگنال بسط می‌دهیم. انتقال یک تابع، به تأخیر انداختن یا به جلو انداختن آن و مقیاس کردن یک تابع، یعنی فشرده کردن^۳ و یا کش دادن^۴ آن می‌باشد.

1. Scaling
2. Shifting
3. Compressing
4. Stretching

5. Discrete Wavelet Transform
6. Detail
7. Approximation



شکل ۳: تشکیل نواحی توسط لایه‌های مختلف پرسپترون.



شکل ۲: نمای مدل اصلی نرون (پرسپترون).

طریقی ساده به یکدیگر متصل هستند، پرسپترون نامیده می‌شوند که در شکل ۲ نمایش داده می‌شود. چون ورودی‌ها برای تولید خروجی از میان نرون عبور می‌کنند به این سیستم پیش‌خور^۱ می‌گوییم. هر خط ورودی دارای یک ضریب وزنی مربوط به خود می‌باشد.

بازشناسی و طبقه‌بندی الگوها را می‌توان به دو مرحله تقسیم کرد: مرحله اول، استخراج ویژگی‌ها و مرحله دوم، طبقه‌بندی. ویژگی، متغیری است که برای طبقه‌بندی اندازه‌گیری می‌شود.

حل مسایل جدایی‌ناپذیر خطی با اختراع صورت جدیدی از مدل پرسپترون به نام پرسپترون چندلایه‌ای^۲ (MLP) رفع گردید که یک نمونه از آن در شکل ۳ نمایش داده می‌شود. در این مدل علاوه بر لایه ورودی و خروجی، لایه‌های پنهان نیز اضافه می‌شود که فرق آنها این است که در لایه‌های پنهان و خروجی به جای تابع آستانه پلکانی (صفر و یکی) از تابع غیر خطی یا سیگموئید استفاده می‌شود.

قاعده آموزش پرسپترون چندلایه را قاعده کلی دلتا یا قاعده پس‌انتشار می‌گویند. عبارت پس‌انتشار به این علت است که مقدار تابع خطا را محاسبه کرده و آن را از یک لایه به لایه قبلی انتشار می‌دهند. تابع خطا به صورت مجذور تفاوت خروجی شبکه عصبی و خروجی مطلوب برای تمامی الگوهای عرضه‌شده به شبکه عصبی تعریف می‌شود. قاعده کلی دلتا سعی می‌کند که تابع خطا را با میزان کردن ضرایب وزنی شبکه، کمینه کند به طوری که ضرایب به دست آمده منطبق بر پایین‌ترین نقطه خطا گردند. برای این منظور از روشی به نام گرادیان نزولی^۳ استفاده می‌شود. در این روش مقدار تابع انرژی محاسبه می‌شود، سپس ضرایب وزنی در جهت بیشترین کاهش گرادیان تغییر می‌کنند.

در شبکه‌های عصبی، تنها لازم است مجموعه محدودی از الگوها برای آموزش شبکه استفاده شود. شبکه، الگوهای مشابه را بر اساس آموزش‌هایی که فرا گرفته است، طبقه‌بندی می‌کند. تنظیم‌های در نظر گرفته شده برای شبکه عصبی مورد استفاده عبارت هستند از:

- Feed-Forward Back Propagation، نوع شبکه عصبی به کار رفته در این مقاله می‌باشد.

- تابع آموزش شبکه، TRAINLM انتخاب شده که این تابع وزن‌ها و بایاس‌ها را مطابق بهینه‌سازی Levenberg-Marquardt به روز می‌کند و تقریباً سریع‌ترین الگوریتم Back Propagation می‌باشد. هر چند نسبت به سایر الگوریتم‌ها به حافظه بیشتری نیاز دارد اما به عنوان بهترین انتخاب الگوریتم تحت نظارت پیشنهاد می‌شود.

- تابع کارایی شبکه، میانگین مربع خطاها^۴ (MSE) انتخاب شده است. خطا، اختلاف بین مقدار خروجی مطلوب و مقدار خروجی شبکه عصبی می‌باشد. در حین فرآیند آموزش، وزن‌ها و بایاس‌ها به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که تابع کارایی شبکه کمینه شود. هرچه MSE کمتر باشد، کارایی بهتر خواهد بود.

- تابع یادگیری تطبیقی^۵، LEARNGDM انتخاب شد. مبنای ریاضی الگوریتم Back Propagation، روش بهینه‌سازی گرادیان نزولی است. در مورد شبکه‌های عصبی، خطا را به عنوان تابع و وزن‌های شبکه را به عنوان متغیر فرض می‌کنند. یعنی در شبکه‌های عصبی، خطا تابعی از تغییرات وزن نرون‌های شبکه است که گرادیان نزولی آن جهت رشد یا نزول تابع خطا را نشان می‌دهد. بنابراین هرچه مقدار گرادیان نزولی کمتر باشد، کاهش خطا بیشتر است. در این روش آموزش، وزن‌ها و بایاس‌ها در جهتی حرکت داده می‌شوند که شیب تابع خطا منفی شود. اگر LEARNGDM انتخاب شود یعنی از گرادیان نزولی با گشتاور^۶ استفاده کرده‌ایم. در این روش، تغییرات وزن (dW) برای یک نرون با در نظر گرفتن میزان ثابت گشتاور^۷ (mc)، تغییرات وزن قبلی (dW_{prev}) و ضریب یادگیری^۸ (LR) و گرادیان تصادفی برای وزن W محاسبه می‌شود

$$dW = mc \times dW_{prev} + (1 - mc) \times LR \times gW \quad (4)$$

با افزایش تعداد اجراها^۹ مقدار خطای MSE نیز کاهش یافته و به حالت بهینه کارایی دست خواهیم یافت.

- نوع تابع تبدیل، TANSIG انتخاب شد. توابع تبدیل، خروجی لایه را بر اساس ورودی آن محاسبه می‌کند

$$TANSIG(n) = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1 \quad (5)$$

این تابع برای جایی که سرعت اهمیت دارد و شکل دقیق تابع تبدیل مهم نباشد استفاده می‌شود. TANSIG مشابه تابع تانژانت هایپربولیک است اما سریع‌تر اجرا می‌شود. سایر تنظیمات شبکه عصبی به کار گرفته شده، در جدول پ-۱ بخش پیوست مقاله نمایش داده می‌شود.

۴- الگوریتم پیشنهادی

حالت‌های گذرا در سیستم‌های قدرت معمولاً شکل موج‌های غیر متناوب، کوتاه‌مدت و غیر ایستا می‌باشند [۲۴]. تبدیل موجک، توانایی تجزیه سیگنال‌ها به باندهای فرکانسی مختلف را دارد. تبدیل موجک گسسته سیگنال‌های گذرای ولتاژ و جریان، برای استخراج بردار ویژگی‌های مورد نیاز دسته‌بندی استفاده می‌شود. هدف استخراج ویژگی، تعیین مشخصات یکتایی از شکل موج‌های ولتاژ و جریان است تا در تشخیص وضعیت جزیره‌ای از سایر وضعیت‌ها استفاده شود. ویژگی‌ها به

5. Adaption Learning Function

6. Gradient Descent with Momentum

7. Momentum Constant

8. Learning Rate

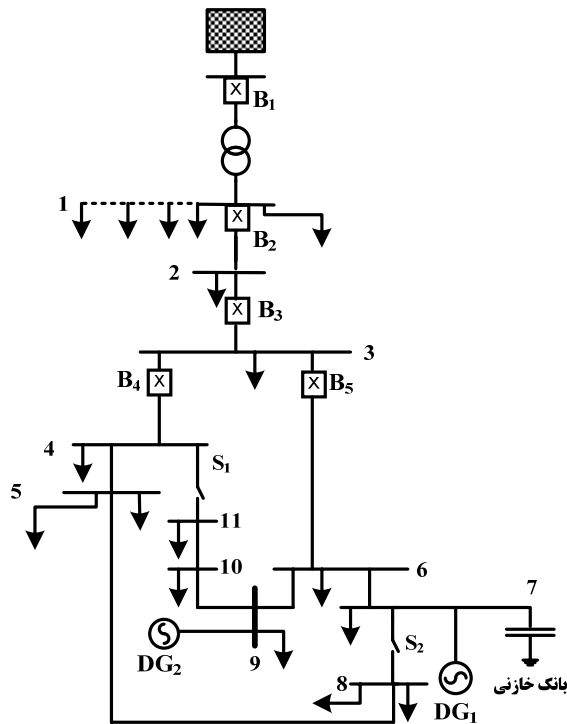
9. Epoch

1. Feed Forward

2. Multilayer Perceptron

3. Gradient Descent

4. Mean of Squared Errors



شکل ۵: سیستم توزیع ولتاژ متوسط CIGRE.

تا ۹ و با ۳ موجک مادر متفاوت به عنوان ویژگی‌های مورد نیاز دسته‌بندی محاسبه می‌شوند. سرانجام ویژگی‌های متعلق به حوادث گوناگون به شبکه‌های عصبی طراحی شده در نرم‌افزار WEKA اعمال و دقت طرح مربوطه محاسبه گردید. در محاسبه دقت از روش Cross Validation استفاده شده است. امروزه WEKA به عنوان نقطه تحولی در سیستم‌های داده‌کاوی^۱ و آموزش ماشین^۲ در حوزه‌های علمی و تجاری شناخته شده است [۲۸].

برای رسیدن به رله بهینه از لحاظ دقت (قابلیت اطمینان)، سرعت، هزینه و سادگی، طرح‌های پیشنهادی از سه دیدگاه بررسی می‌شوند:

(۱) انتخاب سیگنال اعمالی مناسب به رله:

(a) رله فقط بر اساس سیگنال ولتاژ DGها تصمیم‌گیری نماید. این نوع رله را با V نمایش می‌دهیم.

(b) رله فقط بر اساس سیگنال جریان DGها تصمیم‌گیری نماید. این نوع رله را با I نمایش می‌دهیم.

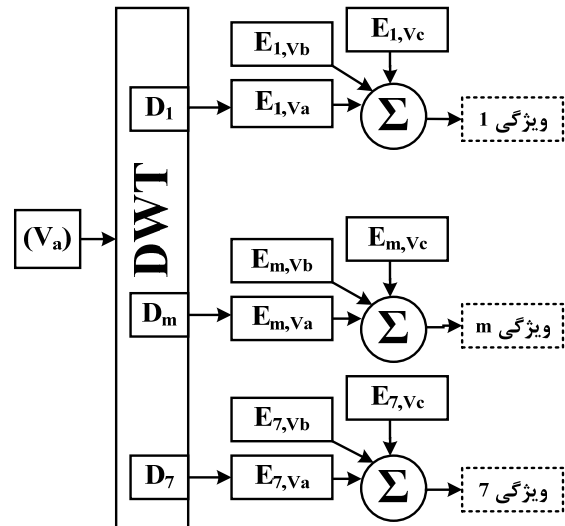
(c) رله بر اساس هر دو سیگنال ولتاژ و جریان DGها تصمیم‌گیری نماید. این نوع رله را با VI نمایش می‌دهیم.

(۲) رله‌های فوق‌الذکر با سه نوع موجک مادر مختلف db۱، db۴ و db۷ از خانواده Daubechies مورد مطالعه قرار گرفتند.

(۳) رله‌های فوق‌الذکر در سطوح ۱ تا ۹ ارزیابی گردیدند.

۵- معرفی سیستم و حالات تحت مطالعه

شبکه تحت مطالعه، سیستم توزیع ولتاژ متوسط CIGRE می‌باشد که از شبکه توزیع ولتاژ متوسط آلمان از طرف انجمن CIGRE برای انجام مطالعات جامع برای آگاهی از رفتار سیستم‌های دارای DG استخراج و معرفی شده است که در شکل ۵ نشان داده می‌شود. سطح ولتاژ نامی شبکه، ۲۰ kV است که از طریق یک ترانس از شبکه ۱۱۰ کیلوولت



شکل ۴: روش استخراج ویژگی‌های مورد نیاز دسته‌بندی حوادث.

یک مدل ANN آموزش‌یافته تغذیه می‌شود که اگر به خوبی آموزش دیده باشد، توانایی تشخیص حوادث جزیره‌ای را از سایر حوادث مانند کلیدزنی یا خطاهای گذرا دارد.

خانواده Daubechies یکی از مناسب‌ترین خانواده‌های موجک مادر در تحلیل حالات گذرا می‌باشد که در [۲۲]، [۲۵] تا [۲۷] توصیه شده است. اما مراجع مختلف، dbهای متفاوتی از این خانواده را استفاده کرده‌اند که هیچ کدام دلایل اثبات‌شده‌ای برای انتخاب db مورد نظر خود مطرح نکرده‌اند [۲۷] یا از طریق تحلیل یکی از حالات گذرای یک سیستم ساده شامل دو ژنراتور با یک خط انتقال [۲۲]، db مناسب را برای تمامی حالت‌های گذرا تعمیم داده‌اند. در صورتی که با پیچیده‌تر شدن سیستم و متنوع شدن حالات گذرا لازم است انتخاب موجک مادر با دقت و بررسی بیشتر انجام شود. در این مقاله برای دستیابی به یک رله با حداکثر دقت و سرعت، چند موجک مادر پرکاربرد از خانواده Daubechies از جمله db۱، db۴ و db۷ مورد ارزیابی قرار گرفته است. اساساً به علت مشابهت موجک‌های مادر، می‌توان db۱ را نماینده db۳ تا db۴ و db۴ تا db۶ را نماینده db۷ تا db۱۰ در نظر گرفت.

سیگنال‌ها در هر موجک مادر تا ۹ سطح تجزیه شده‌اند تا سطح موجک با هدف دستیابی به بهترین کارایی رله انتخاب شود. فرکانس نمونه‌برداری ۱۰ kHz می‌باشد. بر این اساس، اطلاعات باندهای فرکانسی تبدیل موجک در جدول پ-۲ بخش پیوست ارائه می‌گردد.

در روش پیشنهادی، انرژی ضرایب جزئیات تبدیل موجک سیگنال‌های ولتاژ و جریان به عنوان بردار ویژگی به دسته‌بندی‌کننده شبکه عصبی اعمال می‌گردد. انرژی یکی از سطوح مطابق (۶) به دست می‌آید

$$E_{m,v_a} = \left[\sum_k d_{m,k}^x \right]^{1/2} \quad (6)$$

که E_{m,v_a} انرژی سطح m تبدیل موجک شکل موج ولتاژ فاز a و $d_{m,k}$ ضریب k ام سطح m ام می‌باشد. نمودار شماتیک روش پیشنهادی شامل استخراج ویژگی‌ها و اعمال به دسته‌بندی‌کننده شبکه عصبی تا سطح هفتم سیگنال ولتاژ فاز a در شکل ۴ نمایش داده می‌شود. در صورت نیاز، مشابه شکل ۴ را نیز باید برای جریان DG در نظر گرفت.

در این مقاله، حالات و ساختارهای مختلف سیستم تحت مطالعه در نرم‌افزار DIGSILENT شبیه‌سازی و شکل موج‌های ولتاژ و جریان DGها ثبت شدند. سپس از طریق برنامه‌نویسی در نرم‌افزار MATLAB، ضرایب تبدیل موجک شکل موج‌های ولتاژ و جریان DGها در سطوح ۱

1. Data Mining

2. Machine Learning

جدول ۱: دقت رله‌های تحت مطالعه.

DG	موجک مادر	ورودی رله	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	Average	
DG1	db1	VI	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۷	۰.۸۱	۰.۹۳	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۸۶	
		V	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۹۰	۰.۹۴	۰.۹۹	۱.۰۰	۰.۹۹	۰.۸۳	
		I	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۷	۰.۷۶	۰.۷۶	۰.۷۶	۰.۷۱	
	db4	VI	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۷	۰.۶۷	۰.۹۰	۰.۹۳	۰.۹۸	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۸۴	
		V	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۹۱	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۹	۱.۰۰	۰.۸۳	
		I	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۰	۰.۷۴	۰.۸۱	۰.۸۰	۰.۸۰	۰.۸۰	۰.۷۴	
		VI	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۹	۰.۶۷	۰.۹۲	۰.۹۲	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۸۴	
		V	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۹۴	۰.۹۳	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۸۳	
		I	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۷۱	۰.۷۷	۰.۷۹	۰.۷۹	۰.۷۹	۰.۷۹	۰.۷۴	
		VI	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۸۹	۰.۹۳	۰.۹۲	۰.۹۵	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۸۹	
DG2	db1	V	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۸۶	۰.۹۱	۰.۹۴	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۸۵	
		I	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۸۳	۰.۸۴	۰.۸۵	۰.۸۸	۰.۸۷	۰.۷۷	
		VI	۰.۸۷	۰.۹۲	۰.۹۳	۰.۹۲	۰.۹۸	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۹۶	
	db4	V	۰.۶۷	۰.۷۷	۰.۸۳	۰.۹۲	۰.۹۵	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۰	
		I	۰.۷۴	۰.۸۲	۰.۸۴	۰.۹۲	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۲	
		VI	۰.۸۴	۰.۹۱	۰.۹۲	۰.۹۳	۰.۹۹	۰.۹۹	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۹۵	
		db7	V	۰.۶۷	۰.۶۷	۰.۸۲	۰.۸۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۸۸
			I	۰.۶۷	۰.۷۷	۰.۸۶	۰.۸۹	۰.۹۹	۱.۰۰	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۰

تک‌فاز به زمین در تمامی ۱۱ باس بار، ۳) کلیدزنی تمامی بارها، ۴) کلیدزنی DGها و ۵) کلیدزنی خازن.

حوادث جزیره‌ای شامل این موارد می‌باشد: ۱) بازشدن بریکرهای B2 و B3 بعد از وقوع هر کدام از ۴ نوع خطا روی باس ۲، ۲) بازشدن بریکر B3، B4 و B5 بعد از وقوع هر کدام از ۴ نوع خطا روی باس ۳، ۳) بازشدن بریکرهای B4 و B5، ۴) بازشدن بریکر B3، B4 و B5، ۵) بازشدن بریکر B1، ۶) بازشدن بریکر B2 و ۷) بازشدن بریکر B3.

۶- نتایج شبیه‌سازی

شکل ۶- الف، ولتاژها و جریان‌های فازهای مختلف DG1 و شکل‌های ۶- ب تا ۶- ی به ترتیب ضرایب موجک سطوح اول تا نهم مربوط به یک حادثه غیر جزیره‌ای را از میان ۵۶۸ نمونه شبیه‌سازی شده نشان می‌دهد. حادثه مربوط به اتصالی سه‌فاز در لحظه صفر در باس شماره ۱۱ می‌باشد. در ۵۶۸ حادثه مذکور، شکل موج‌هایی مشابه شکل ۶ برای DG2 نیز ثبت و محاسبه می‌گردند.

جدول ۱ دقت طرح‌های مختلف حاصل از الگوریتم پیشنهادی را نمایش می‌دهد. دقت از طریق تقسیم حالات تشخیص صحیح بر کل حالات اعمالی به شبکه عصبی و از روش Cross Validation محاسبه می‌شود. ستون اول، DG مربوطه را مشخص می‌نماید و ستون‌های دوم و سوم به ترتیب مبین نوع موجک مادر و ورودی رله هستند. ورودی‌های رله I، V و VI در انتهای بخش چهارم تشریح شده‌اند. ستون‌های چهارم تا دوازدهم نیز دقت رله در سطوح اول تا نهم تبدیل موجک را نشان می‌دهد.

۶-۱ بررسی رله‌ها از دیدگاه سیگنال‌های ورودی

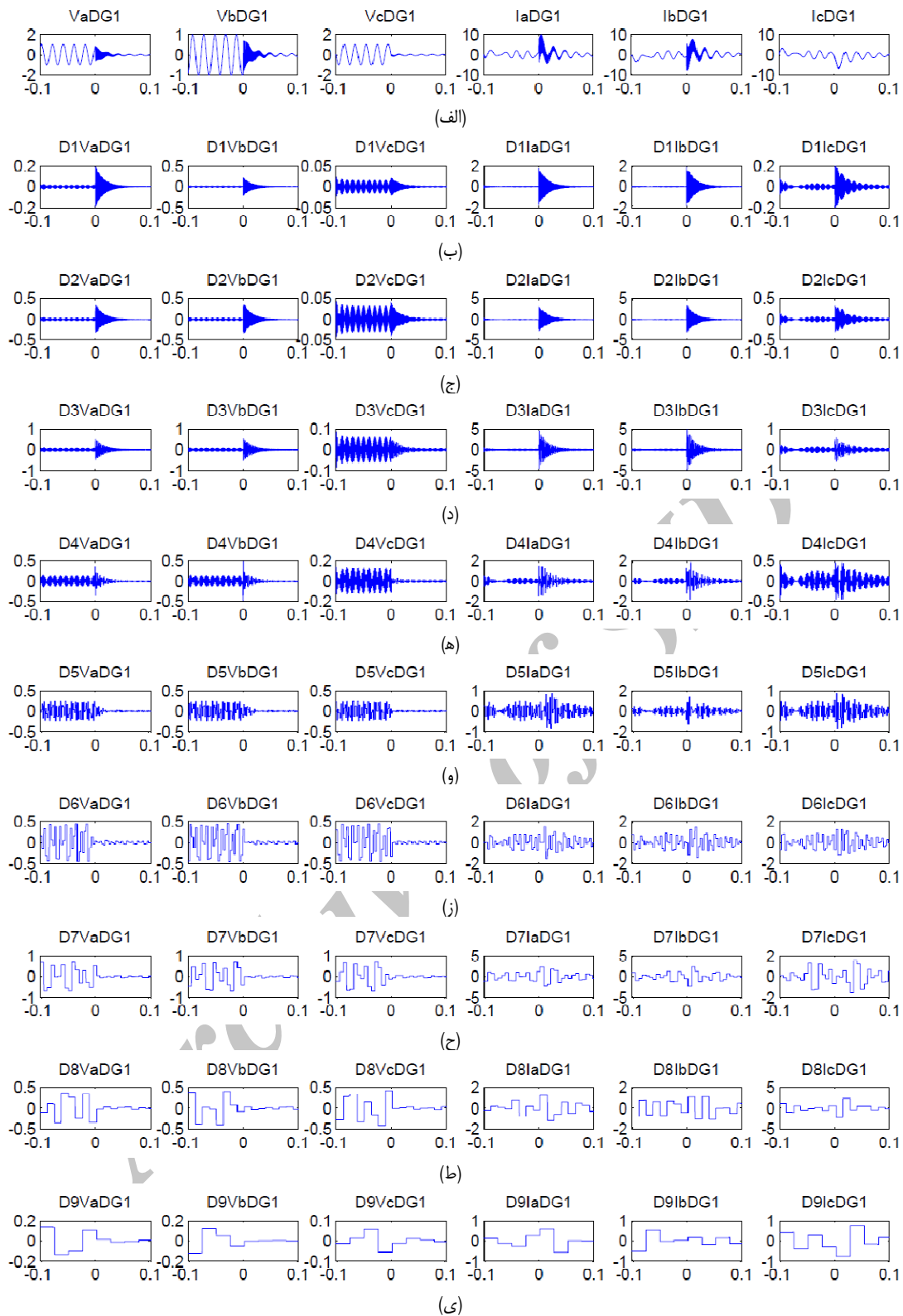
در مرحله اول، برای دستیابی به رله بهینه، رله‌ها را از نظر سیگنال‌های ورودی تحت بررسی قرار می‌دهیم که مشخص شود کدام سیگنال در تشخیص جزیره مؤثرتر می‌باشد. بدین منظور نتایج جدول ۱ را به طور

تغذیه می‌شود. ساختار شبکه واقعی شامل ۳۰ گره است که در [۲۹] ارائه شده است. برای کاهش اندازه شبکه به یک سطح قابل قبول برای انجام مطالعات DG با حفظ شاخص واقعی بودن، تعداد گره‌ها توسط سیگنر کاهش یافته است.

این سیستم توزیع دارای دو DG است، یکی با ژنراتور القایی (DG1) با ظرفیت ۱٫۵ MVA متصل به باس شماره ۷ همراه با جبران‌کننده خازنی با ظرفیت ۰٫۴۸ MVar و دیگری ژنراتور سنکرون (DG2) با ظرفیت ۱ MW و ۱۰۰ kVAR متصل به باس ۹ می‌باشد. تمامی بارهای شبکه به صورت امیدانسی در نظر گرفته می‌شوند. سیستم دارای دو کلید S1 و S2 می‌باشد که این امکان را فراهم می‌سازد تا ساختار شبکه از شعاعی به حلقوی تغییر یابد.

در این مقاله، اطلاعات در ۴ ساختار مختلف به وسیله باز و بسته‌بودن کلیدهای S1 و S2 جمع‌آوری می‌شود. به علاوه در هر ساختار، دو حالت، یکی تعادل توانی و دیگری عدم تعادل توانی در نظر گرفته شده است که در مجموع ۸ حالت می‌باشد. یکی از مشکل‌ترین حالت‌ها در تشخیص جزیره، حالت تعادل توانی (حالت پخش بار صفر از سمت جزیره به سمت شبکه و بالعکس) می‌باشد. هدف این مقاله، ارائه یک روش تشخیص جزیره است که بتواند تحت شرایط پخش توان صفر و دیگر شرایط کاری به خوبی عمل کند. در زمان وقوع پدیده جزیره‌ای در حالت تعادل توانی، نوسان کمیت‌های الکتریکی مخصوصاً فرکانس و ولتاژ بسیار کم می‌باشد و موجب حذف بخشی از ویژگی‌های سیگنال می‌گردد که تشخیص پدیده مذکور را ممکن است با مشکل مواجه سازد.

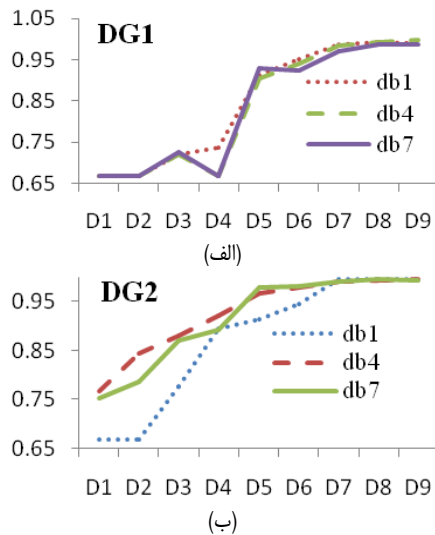
حوادث به دو دسته به نام‌های "غیر جزیره‌ای" و "جزیره‌ای" تقسیم می‌شوند. حوادث غیر جزیره‌ای شامل این موارد می‌باشد: ۱) بهره‌برداری عادی، ۲) چهار نوع خطای گذرا شامل سه فاز، دو فاز، دو فاز به زمین و



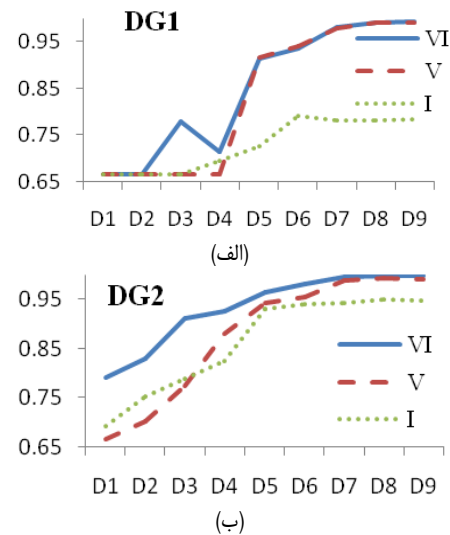
شکل ۶: (الف) شکل موج ولتاژ و جریان $DG1$ و (ب تا ی) تبدیل موجک سطوح اول تا نهم آنها.

نوع V و VI خیلی به هم نزدیک می‌باشند، مخصوصاً در سطوح پنجم و بالاتر که بر هم منطبق می‌شوند. مطمئناً در شرایط تقریباً مساوی، به منظور کاهش هزینه‌های محاسباتی و افزایش سرعت تصمیم‌گیری و ساده‌تر شدن رله، استفاده از رله‌های V بر VI ارجحیت دارد. در شکل ۷-ب مشخص است که برای $DG2$ نیز دقت رله‌های I از دو نوع دیگر کمتر است اما این اختلاف کمتر از نوع $DG1$ می‌باشد. در واقع شکل ۷ نشان می‌دهد که سیگنال جریان، توانایی کمی در تمیز دادن حوادث جزیره‌ای از حوادث غیر جزیره‌ای دارد.

جداگانه برای $DG1$ و $DG2$ به سه دسته تقسیم می‌کنیم. دسته اول فقط با ولتاژ (V)، دسته دوم فقط با جریان (I) و دسته سوم با هر دو (VI) تغذیه شده‌اند. در هر دسته، متوسط رله‌ها در سطوح یک تا نه محاسبه می‌گردد که در نمودار شکل ۷ نمایش داده می‌شود. همان‌طور که از نمودار شکل ۷-الف مشاهده می‌شود، رله‌هایی از $DG1$ که تنها با سیگنال جریان (I) کار می‌کنند از دقت قابل قبولی برخوردار نمی‌باشند و در تمامی سطوح از دو نوع دیگر بسیار پایین‌تر هستند. هر چند که متوسط دقت VI به اندازه ۲ درصد از V بیشتر است اما در اکثر سطوح، دقت دو



شکل ۸: متوسط دقت رله‌ها بر اساس نوع موجک مادر، (الف) DG1 و (ب) DG2.



شکل ۹: متوسط دقت رله‌ها بر اساس سیگنال ورودی، (الف) DG1 و (ب) DG2.

در جدول ۱ رله‌های غیر I که با موجک مادر db4 دارای دقت ۹۸٪ و بالاتر می‌باشند با رنگ خاکستری نشان داده شده‌اند. اما در بین خانه‌های خاکستری‌رنگ، رله‌های نوع V و VI دارای دقت‌های تقریباً مساوی می‌باشند که به دلیل سادگی، هزینه کمتر و سرعت بالاتر رله‌های تغذیه‌شده با یک سیگنال در مقایسه با نوع VI، رله‌های نوع V انتخاب می‌شوند. دقت رله‌های نوع V، در سطح هفتم و بالاتر یکسان و یا بسیار نزدیک می‌باشند. برای دستیابی به حداکثر سرعت در رله انتخابی، پایین‌ترین سطح در بین خانه‌های خاکستری یعنی سطح هفتم در نظر گرفته می‌شود. بنابراین رله انتخابی نهایی برای هر دو DG عبارت است از DV-dB4-V که در میان خانه‌های خاکستری پررنگ‌تر شده‌اند.

۶-۴ بحث و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

مقالات [۱۵] و [۲۲] بدون دلیل و اثبات، سیگنال خاصی (ولتاژ و جریان و یا هر دو) یا موجک مادر خاصی و یا سطح معینی از تبدیل موجک را استفاده کرده‌اند که در این مقاله سعی شده است با تحلیل انجام گرفته، به یک الگوریتم بهینه دست یافت.

روش هوشمند ارائه‌شده در [۱۶] با وجود استفاده از مجموعه پیچیده‌ای از ویژگی‌ها با کلاسه‌بندی کننده تصمیم درختی (DT) تنها دقت ۸۳/۳۳ درصدی را دارا می‌باشد. روش بر پایه تبدیل موجک در [۳۰] با استفاده از سطح چهارم تبدیل موجک اما از هر دو سیگنال ولتاژ و جریان (در مجموع معادل سطح هشتم یک سیگنال می‌باشد) و دسته‌بندی کننده تصمیم درختی (DT) توانسته است به دقت حداکثری ۹۶/۴۳ برسد. حداکثر دقت سایر روش‌های پسیو که در جدول ۲ خلاصه شده‌اند کمتر از این مقادیر می‌باشند [۳۰]. در صورتی که رله پیشنهادی این مقاله با استفاده از تنها یک سیگنال و با سطح هفتم تبدیل موجک توانست به دقت بالاتری (۹۸٪ و بیشتر) برسد. رله پیشنهادی علاوه بر دارا بودن قابلیت اطمینان و دقت بالاتر به دلیل استفاده از تنها یک سیگنال و در مجموع تعداد سطوح تجزیه کمتر باعث شده است که ساده‌تر، کم‌هزینه‌تر و سریع‌تر گردد.

در روش پیشنهادی برای افزایش سرعت رله با آزمایش‌هایی که بر روی مدت زمان پنجره نمونه‌برداری انجام شد طول پنجره ۰/۱ ثانیه انتخاب شد که این زمان به شدت، مدت زمان عملکرد رله را کاهش می‌دهد و اگر هم محاسبات تبدیل موجک زمانی را به خود اختصاص دهند از طریق کاهش زمان نمونه‌برداری سعی شده است زمان عملکرد رله را تا حدود زیادی کاهش داد. به نظر می‌رسد که با در نظر گرفتن

جدول ۲: مقایسه دقت چندین رله تشخیص جزیره پسیو.

رله تشخیص جزیره	حداکثر دقت تشخیص (درصد)
انتقال بردار ولتاژ (VVS)	۷۴/۰۵
اضافه/کاهش ولتاژ	۷۸/۸۱
روش هوشمند [۱۶]	۸۳/۳۳
اضافه/کاهش فرکانس	۹۰/۲۴
نرخ تغییر فرکانس (ROCOF)	۹۳/۸۱
رله مبتنی بر دسته‌بندی کننده DT [۳۰]	۹۶/۴۳
رله پیشنهادی	۹۸ و بالاتر

۶-۲ بررسی رله‌ها از نظر موجک مادر

در این مرحله به منظور ارزیابی موجک‌های مادر و انتخاب موجک مادر بهینه، نتایج جدول را پس از حذف رله‌های I، به طور جداگانه برای هر DG به سه دسته تقسیم می‌کنیم. دسته اول شامل تمام رله‌هایی است که با موجک مادر db1 و دسته دوم با db4 و دسته سوم با db7 کار می‌کنند. متوسط دقت رله‌های هر دسته را در سطوح یک تا نه محاسبه و در نمودار شکل ۸ نمایش می‌دهیم.

با بررسی نمودار شکل ۸-الف در می‌یابیم که در DG1 دقت رله‌های هر سه نوع موجک مادر تقریباً مشابه می‌باشند اما شکل ۸-ب نشان می‌دهد که برای DG2، دقت db4 از دو نوع دیگر بیشتر می‌باشد و موجک‌های مادر db4 و db7 در دسته‌بندی سیگنال‌های گذرا و تشخیص حالت جزیره‌ای شدن، قدرت تقریباً یکسانی دارند اما در شرایط مساوی db4 ترجیح داده می‌شود زیرا دقت رله‌هایی که با db4 کار می‌کنند در تمامی سطوح به جز سطح پنجم از db7 بیشتر یا مساوی می‌باشد. علاوه بر این، نسبت db4 به db7 به محاسبات کمتری نیاز دارد.

۶-۳ انتخاب رله بهینه برای DGها

با توجه به توضیحات و نمودارهای ارائه‌شده در این بخش قصد داریم برای DGها بهترین رله را انتخاب کنیم. همان طور که قبلاً از شکل ۷ برداشت شد برای DGها، رله‌های نوع I دقت خوبی در تشخیص جزیره نداشتند بنابراین این نوع رله‌ها از گردونه بررسی و انتخاب نهایی حذف می‌شوند و فقط رله‌های V و VI باقی مانده‌اند. از طرفی با توجه به شکل ۸، موجک مادر db4 دقت بالاتری نسبت به دو نوع موجک مادر دیگر داشت لذا موجک‌های db1 و db7 نیز از گردونه رقابت حذف شده‌اند.

جدول پ-۲: باندهای فرکانسی سطوح مختلف تبدیل موجک.

سطح تبدیل موجک	باند فرکانسی (Hz)
D1	۲۵۰۰ - ۵۰۰۰
D2	۱۲۵۰ - ۲۵۰۰
D3	۶۲۵ - ۱۲۵۰
D4	۳۱۲,۵ - ۶۲۵
D5	۱۵۶,۲۵ - ۳۱۲,۵
D6	۷۸,۱۲۵ - ۱۵۶,۲۵
D7	۳۹,۰۶۲۵ - ۷۸,۱۲۵
D8	۱۹,۵۳ - ۳۹,۰۶۲۵
D9	۹,۷۶۵ - ۱۹,۵۳
A9	۰ - ۹,۷۶۵

جدول پ-۳: خلاصه نتایج الگوریتم پیشنهادی.

پارامتر	DG1	DG2
دقت (%)	۹۸,۲	۹۸,۶
تعداد تشخیص‌های صحیح	۵۵۸ (۹۸,۲۴%)	۵۶۰ (۹۸,۵۹%)
تعداد تشخیص‌های ناصحیح	۱۰ (۱,۷۶%)	۸ (۱,۴۱%)
میانگین خطای مطلق	۰,۰۳۴	۰,۰۲۲۵
جذر میانگین مربع خطا	۰,۱۳۳۳	۰,۱۱۵۱
تعداد کل حالات	۵۶۸	۵۶۸

سیگنال ورودی، نوع موجک مادر و سطح تبدیل مورد نیاز، سرانجام از بین ۱۶۲ طرح، برای هر DG، رله بهینه‌ای با توجه به شاخص‌های دقت، سرعت، سادگی و هزینه انتخاب شد.

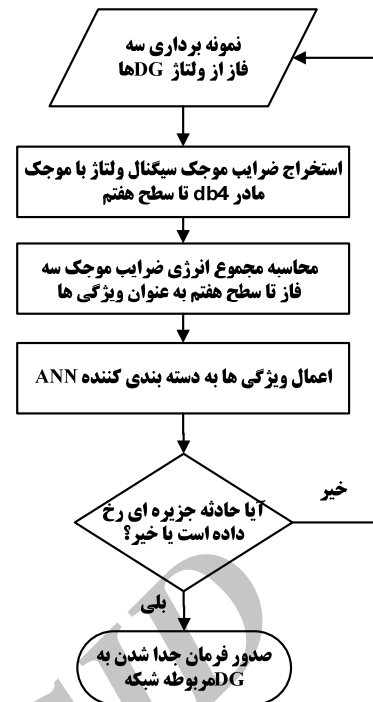
رله انتخابی با ورودی سیگنال ولتاژ، موجک مادر db4 و سطح هفتم تبدیل موجک دارای دقت ۹۸ و ۹۹ درصد به ترتیب برای DG1 و DG2 است (V-dB4-DY). با توجه به طول پنجره نمونه‌برداری که ۰/۰۱ ثانیه (نیم‌سیکل) در نظر گرفته شده است سرعت عملکرد رله را کمتر از یک تا دو سیکل می‌توان تخمین زد. با ارزیابی مشخص گردید با استفاده از تنها یک سیگنال ورودی (ولتاژ)، علاوه بر بهبود سرعت، سادگی و کاهش هزینه، دقت رله پیشنهادی از روش‌های مشابه و دیگر روش‌های پسیو بهتر می‌باشد.

پیوست

تنظیمات اصلی شبکه عصبی الگوریتم‌های بررسی شده، باندهای فرکانسی سطوح مختلف تبدیل موجک و خلاصه نتایج الگوریتم پیشنهادی به ترتیب در جدول‌های پ-۱ تا پ-۳ آمده است.

مراجع

- [1] A. M. Massoud, K. H. Ahmed, S. J. Finney, and B. W. Williams, "Harmonic distortion-based island detection technique for inverter-based distributed generation," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 3, no. 4, pp. 493-507, Dec. 2009.
- [2] G. Hernandez-Gonzalez and R. Iravani, "Current injection for active islanding detection of electronically-interfaced distributed resources," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 21, no. 3, pp. 1698-1705, Jul. 2006.
- [3] A. Pigazo, M. Liserre, R. A. Mastromauro, V. M. Moreno, and A. Dell'Aquila, "Wavelet-based islanding detection in grid-connected PV systems," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 56, no. 11, pp. 4445-4455, Nov. 2009.



شکل ۹: روندنمای الگوریتم پیشنهادی.

جدول پ-۱: تنظیمات اصلی شبکه عصبی الگوریتم‌های بررسی شده.

Hidden layers	۲/(تعداد کلاس‌ها + تعداد ویژگی‌ها)
Learning rate	۰,۳
Momentum	۰,۲
Cross validation (%)	۱۰
نوع آموزش	Back-propagation
تعداد ورودی	سطح تبدیل موجک ولتاژ + (یا) سطح تبدیل موجک جریان
تعداد خروجی	۱ (جزیره یا غیر جزیره)

محاسبات مورد نیاز تبدیل موجک با میکروپروسورهای که امروزه در رله‌ها استفاده می‌شود زمان عملکرد رله از ۰/۰۲ ثانیه تا ۰/۰۴ ثانیه طول بکشد یعنی حدود یک تا دو سیکل که زمان بسیار خوبی می‌باشد.

۶-۵ روندنمای الگوریتم رله انتخاب شده نهایی

با توجه به نتایج شبیه‌سازی و تحلیل‌ها و بررسی‌های انجام شده روندنمای الگوریتم رله پیشنهادی در شکل ۹ نمایش داده می‌شود. با فرکانس نمونه‌برداری ۱۰ kHz، یک سیکل شامل ۲۰۰ نمونه می‌باشد. پنجره متحرک ۰/۰۱ ثانیه در نظر گرفته شده است. بردار ویژگی شامل نمونه‌هایی از انرژی ضرایب تبدیل موجک سیگنال ولتاژ DGها با موجک مادر db4 و سطح هفتم تبدیل موجک به شبکه عصبی جهت آموزش تغذیه می‌شود. تصمیم این که آیا جزیره‌ای شدن اتفاق افتاده است یا خیر با کمک شبکه عصبی آموزش یافته گرفته می‌شود. خلاصه نتایج الگوریتم پیشنهادی در جدول پ-۳ بخش پیوست نمایش داده می‌شود.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش تشخیص جزیره الکتریکی مبتنی بر تجزیه و تحلیل سیگنال‌های حالت گذرای DGها هنگام وقوع حوادث جزیره‌ای و غیر جزیره‌ای با استفاده از ابزار تبدیل موجک گسسته (DWT) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ارائه گردید. با تحلیل انجام گرفته بر روی نوع

- [23] R. Beale and T. Jackson, *Neural Network: an Introduction*, Institute of Physics Publishing, 1998.
- [24] I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*, Montpelier, VT: Capital City Press, 1992.
- [25] H. A. Darwish, M. H. Farouk, A. M. I. Taalab, and N. M. Mansour, "Investigation of real-time implementation of DSP-based DWT for power system protection," in *Proc. IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition*, vol. 1, pp. 1258-1263, 21-24 May 2006.
- [26] N. Perera and A. D. Rajapakse, *Rapid Isolation of Faults in Power Networks with Distributed Generators*, M.Sc. Dissertation, Univ. Manitoba, Winnipeg, MB, Canada, May 2007.
- [27] Y. Fayyad and A. Osman, "Neuro-wavelet based islanding detection technique," in *Proc. 2010 IEEE Electrical Power & Energy Conf.*, 6 pp., 25-27 Aug. 2010
- [28] E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten, "The WEKA data mining software: an update," *Mark Hall, SIGKDD Explorations*, vol. 11, no. 1, pp. 10-18, Jun. 2009.
- [29] K. Rudion, A. Orths, Z. A. Styczynski, and K. Strunz, "Design of benchmark of medium voltage distribution network for investigation of DG integration," in *Proc. IEEE PES Conf.*, 6 pp., Montreal, Canada, Jun. 2006.
- [30] N. W. A. Lidula and A. D. Rajapakse, "A pattern-recognition approach for detecting power islands using transient signals-part II: performance evaluation," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 27, no. 3, pp. 1071-1080, Jul. 2012.
- [4] IEEE Standard 1547.2-2008: IEEE Application Guide for IEEE Std. 1547™, IEEE Standard for Interconnecting Distributed Resources with Electric Power Systems.
- [5] H. H. Zeineldin and J. L. Kirtley, "A simple technique for islanding detection with negligible nondetection zone," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 24, no. 2, pp. 779-786, Apr. 2009.
- [6] S. P. Chowdhurya, S. Chowdhurya, and P. A. Crossleyb, "Islanding protection of active distribution networks with renewable distributed generators: a comprehensive survey," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 6, pp. 984-992, Jun. 2009.
- [7] Y. H. Liy, T. S. Luor, S. J. Huang, and J. M. Lin, Method and System for Detecting Stand-alone Operation of a Distributed Generating System, U.S. Patent 7 342 758, 2008.
- [8] C. T. Hsieh, J. M. Lin, and S. J. Huang, "Enhancement of islanding-detection of distributed generation systems via wavelet transform-based approaches," *Int. J. Elect. Power Energy Syst.*, vol. 30, no. 1, pp. 575-580, Nov. 2008.
- [9] A. Pigazo, V. M. Moreno, M. Liserre, and A. Dell'Aquila, "Wavelet based islanding detection algorithm for single-phase PV distributed generation systems," in *Proc. IEEE Int. Symp. Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 2409-2413, Vigo, Spain, 4-7 Jun. 2007.
- [10] X. Wilsun, K. Mauch, and S. Martel, "An assessment of distributed generation islanding detection methods and issues for Canada," Natural Resources Canada, 2004.
- [11] O. Samuelsson and N. Strath, "Islanding detection and connection requirements," in *Proc. IEEE Power Engineering Society General Meeting*, vol. 1, 6 pp., Jun. 2007.
- [12] D. Persson, *Islanding Detection in Power Electronic Converter Based Distributed Generation*, Master Thesis, Industrial Electrical Engineering and Automation, 2007.
- [13] M. S. El-Nozahy, E. F. El-Saadany, and M. M. A. Salama, "A robust wavelet-ANN based technique for islanding detection," in *Proc. IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 8 pp., Jul. 2011.
- [14] Y. Fayyad and A. Osman, "Neuro-wavelet based islanding detection technique," in *Proc. IEEE Electrical Power & Energy Conf.*, 6 pp., 25-27 Aug. 2010.
- [15] N. W. A. Lidula and A. D. Rajapakse, "A pattern recognition approach for detecting power islands using transient signals-part I: design and implementation," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 25, no. 4, pp. 3070-3077, Oct. 2010.
- [16] K. El-Arroudi, G. Joos, I. Kamwa, and D. T. McGillis, "Intelligent based approach to islanding detection in distributed generation," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 22, no. 2, pp. 828-835, Apr. 2007.
- [17] L. Safavian, W. Kinsner, and H. Turanli, "A probabilistic approach to classification of transients in power systems," in *Proc. IEEE 2006 Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering, CCECE06*, vol. 1, pp. 1342-1346, May 2006.
- [18] R. Kunte, A Wavelet Transform-Based Islanding Detection Algorithm for Inverter Assisted Distributed Generators, Ms.C. Thesis, Tennessee Technological University, 2009.
- [19] N. W. A. Lidula and N. Perera, "Investigation of a fast islanding detection methodology using transient signals," in *Proc. Power and Energy Society General Meeting*, 6 pp., 26-30 Jul. 2009.
- [20] A. Graps, "An introduction to wavelets," *Comput. Sci. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 50-61, Summer 1995.
- [21] C. H. Kim and R. Agganrval, "Wavelet transforms in power systems-part 1: general introduction to the wavelet transforms," *IEEE Power Eng. J.*, vol. 14, no. 2, pp. 81-87, Apr. 2000.
- [22] C. H. Kim and R. Agganrval, "Wavelet transforms in power systems-part 2: examples of application to actual power system transients," *IEEE Power Eng. J.*, vol. 15, no. 4, pp. 193-202, Aug. 2000.

مهرداد حیدری ارجلو تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق (قدرت) به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۴ از دانشگاه‌های شیراز و شهید چمران اهواز به پایان رسانده است و از سال ۱۳۸۷ تا کنون دانشجوی دکتری مهندسی برق (قدرت) در دانشگاه شهید چمران اهواز می‌باشد. نام‌برده همچنین از سال ۱۳۸۰ تاکنون در وزارت نیرو (سازمان آب و برق خوزستان) مشغول به کار در زمینه‌های تولید و انتقال نیرو می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: حفاظت سیستم‌های قدرت، عایق‌ها و مهندسی فشار قوی.

سید قدرت‌اله سیف‌السادات در سال ۱۳۶۷ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه علم و صنعت ایران و در سال ۱۳۷۰ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق خود را از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت نمود. از سال ۱۳۷۷ به دوره دکتری مهندسی برق در دانشگاه علم و صنعت ایران وارد گردید و در سال ۱۳۸۸ موفق به اخذ درجه دکتری در مهندسی برق از دانشگاه مذکور گردید. دکتر سیف‌السادات از سال ۱۳۷۱ در دانشکده مهندسی دانشگاه شهید چمران اهواز عضو هیأت علمی می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده حفاظت سیستم‌های قدرت، الکترونیک قدرت و کیفیت توان می‌باشد.

مرتضی رزاز در سال ۱۳۵۶ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه ریاضی خود را از دانشگاه Texas A and M (Prairie View) آمریکا و در سال ۱۳۵۸ مدرک کارشناسی ارشد ریاضی خود را از دانشگاه Texas A and M (Prairie View) آمریکا دریافت نمود. از سال ۱۳۶۸ به دوره دکتری مهندسی برق در دانشگاه سالفورد انگلستان وارد گردید و در سال ۱۳۷۲ موفق به اخذ درجه دکتری در مهندسی برق از دانشگاه مذکور گردید. دکتر رزاز از سال ۱۳۵۸ در دانشکده مهندسی دانشگاه شهید چمران اهواز عضو هیأت علمی است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده ماشین‌های الکتریکی و ترانسفورماتورها می‌باشد.