

تشخیص جزیره‌ای شدن واحدهای تولید پراکنده اینورتری با ایجاد گذرای اجباری در فرکانس سیستم به کمک شبکه‌های عصبی احتمالاتی

عباداله کامیاب^{۱،۳}، جواد ساده^۲، حمید یعقوبی^۴

۱- دانشگاه فردوسی مشهد- دانشکده مهندسی - گروه مهندسی برق- قدرت

eb_ka635@stu.um.ac.ir

۲- دانشگاه فردوسی مشهد- دانشکده مهندسی - گروه مهندسی برق- قدرت

sadeh@um.ac.ir

۳- برق منطقه‌ای خراسان- معاونت بهره‌برداری - دفتر فنی انتقال

e.kamyab@krec.ir

۴- دانشگاه سمنان- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - گروه مهندسی برق - قدرت

yaghobi@semnan.ac.ir

چکیده: در این مقاله روشی هوشمند با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک برای تشخیص جزیره ای شدن برای واحدهای تولید پراکنده مبتنی بر اینورتر ارائه شده است. روش ارائه شده مبتنی بر تغییر مرجع توان راکتیو در واسط کنترل اینورتر به منظور ایجاد یک گذرای اجباری کوچک در فرکانس و مشتق آن است. در شرایطی که واحد تولید پراکنده در جزیره قرار گرفته باشد، تغییر در مرجع توان راکتیو باعث تغییر در فرکانس سیستم و مشتق آن و ایجاد گذرای در آنها خواهد شد. ایده اصلی این مقاله، استفاده از گذرای ایجاد شده در فرکانس و مشتق آن در شرایط جزیره‌ای شدن است. در این روش شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) به وسیله شاخص استخراج شده از اطلاعات مشتق فرکانس، به وسیله تبدیل موجک گسسته (DWT) در شرایط جزیره و غیر جزیره تحت آموزش قرار می‌گیرد. شبیه سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار PSCAD/EMTDC و تحلیل‌ها در نرم‌افزار MATLAB انجام شده است. نتایج شبیه سازی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در شرایط مختلف عملکرد مناسبی از خود نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: واحدهای تولید پراکنده اینورتری، تشخیص جزیره‌ای شدن، تبدیل موجک، شبکه عصبی احتمالاتی

۱- مقدمه

توسعه زیادی یافته‌اند. ژنراتورهای بزرگ متمرکز از طریق ترانسفورماتورهای قدرت، توان الکتریکی را به شبکه‌های انتقال به هم پیوسته تحویل می‌دهند. شبکه‌های انتقال وظیفه انتقال قدرت و تحویل به ترانسفورماتورهای توزیع و مصرف کننده‌های کوچک و بزرگ را به عهده دارند. اخیراً به تولید انرژی الکتریکی از طریق اتصال مستقیم ژنراتورهای کوچک به شبکه توزیع توجه زیادی شده است. این ژنراتورهای کوچک واحدهای تولید پراکنده (DG)

سیستم‌های قدرت الکتریکی مدرن در پنجاه سال اخیر

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۲/۴/۲۹

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۳/۲/۸

نام نویسنده مسؤول : جواد ساده

نشانی نویسنده مسؤول : ایران - مشهد - دانشگاه فردوسی

مشهد- دانشکده مهندسی - گروه مهندسی برق- قدرت

نامیده می‌شوند. عوامل مختلفی در سالهای اخیر باعث شده است که به تولید پراکنده توجه بیشتری شود که در این میان اثرهای زیست-محیطی و کاهش انتشار گازها از مهمترین عواملی هستند که باعث گردیده است بسیاری از دولت‌ها برای استفاده از انرژی‌های تجدید پذیر مانند انرژی خورشیدی، انرژی باد و انرژی‌های تجدید پذیر دیگر برنامه‌ریزی نمایند. وجود تولید پراکنده می‌تواند باعث تغییر در پروفیل ولتاژ، افزایش سطح جریان اتصال کوتاه و تغییر در کیفیت توان شود. حفاظت از دست دادن شبکه اصلی یا حفاظت در برابر جزیره‌ای شدن، از جمله مشکلاتی است که با ورود واحدهای تولید پراکنده به شبکه‌های توزیع مطرح شده است. در این شرایط DG بار محلی را به‌طور مستقل و در غیاب سیستم توزیع تغذیه می‌کند که ممکن است کیفیت توان و قابلیت اطمینان سیستم کاهش یافته و همچنین، ایمنی پرسنلی که در حال تعمیر خطوط توزیع هستند به خطر افتد [۱]. برای جلوگیری از صدمات احتمالی به DG و پرسنل تعمیرکار شبکه توزیع، لازم است پدیده جزیره‌ای شدن تشخیص داده شود. روش‌های معمول تشخیص جزیره‌ای شدن به روش‌های محلی و روش‌های از راه دور دسته‌بندی می‌شوند. روش‌های از راه دور مبتنی بر وجود ارتباط مخابراتی بین سیستم قدرت و واحدهای تولید پراکنده هستند [۲]. روش‌های محلی به روش‌های پسیو و اکتیو تقسیم‌بندی می‌شوند. تعدادی از روش‌های اکتیو شامل راندگی فرکانس اکتیو، راندگی فرکانس اکتیو با فیدبک مثبت [۳] و شیفت فرکانسی مود لغزان [۴] ارائه و توسعه یافته‌اند. بعضی از روش‌های تشخیص جزیره‌ای شدن در مراجع [۵]، [۶] و [۷] مرور شده است. در روش‌های پسیو تشخیص جزیره‌ای شدن از پایش کمیت‌هایی مانند: ولتاژ، فرکانس، زاویه فاز و نرخ تغییرات فرکانس استفاده می‌شود. این روش‌ها معمولاً دارای ناحیه غیر قابل تشخیص (NDZ) هستند. اندازه NDZ به حساسیت رله‌های مربوطه بستگی دارد. اگر حساسیت رله زیاد باشد NDZ کوچک و در صورتی که حساسیت رله کم باشد NDZ بزرگ خواهد بود. اگر حساسیت رله زیاد باشد، پایداری آن کاهش می‌یابد که باعث عملکردهای بی‌جای رله در شرایط غیر جزیره‌ای خواهد شد. بنابراین، حساسیت رله را نمی‌توان زیاد انتخاب

کرد.

در مرجع [۸] انرژی موجود در مؤلفه‌های جزئی موجک ولتاژ گذرا در هنگام پدیده جزیره‌ای شدن به عنوان شاخصی برای تشخیص جزیره‌ای شدن به کمک شبکه عصبی استفاده شده است. در [۹] از تبدیل موجک برای ارائه روشی برای تشخیص جزیره‌ای شدن استفاده شده است. در روش پیشنهادی این مرجع، با اندازه‌گیری فرکانس و اندازه ولتاژ با نرخ نمونه برداری بالا، زمان رخداد تغییرات در ولتاژ و فرکانس به وسیله تبدیل موجکی که موجک مادر آن موجک دابشیز است، به دست می‌آید. با مقایسه مقادیر اندازه ولتاژ و فرکانس با مقادیر آستانه تنظیم شده، جزیره‌ای شدن تشخیص داده می‌شود. ادعا شده است که دقت بالای تشخیص جزیره‌ای شدن روش این مرجع به دلیل این است که روش، همزمان اطلاعات زمان و فرکانس سیگنال را به دست می‌دهد. در [۱۰] جهت تشخیص جزیره‌ای شدن از رله ولتاژی استفاده شده است که تغییر در مرجع توان اکتیو باعث می‌شود ولتاژ پایانه DG در شرایط جزیره‌ای از حدود مجاز بالا یا پایین ولتاژ بیرون رانده شود. همچنین در [۱۱] با استفاده از تغییر در مرجع توان اکتیو در DG‌های نوع فتوولتاییک، ولتاژ پایانه DG را تا خارج شدن از حد مجاز پایین ولتاژ در شرایط جزیره‌ای تغییر می‌دهد. این موضوع باعث می‌شود که این روش در DG‌هایی که در نقطه ماکزیمم تولید توان اکتیو کار می‌کنند نیز کاربرد داشته باشد. در [۱۲] روشی برای تشخیص جزایر الکتریکی بر اساس دسته بندی و الگوشناسی در یک شبکه توزیع پیشنهاد شده که برای تشخیص از سیگنالهای گذرای تولید شده هنگام وقوع جزیره استفاده کرده است.

در این مقاله روشی هوشمند برای تشخیص جزیره‌ای شدن در DG‌های مبتنی بر اینورتر ارائه شده است. در روش ارائه شده از یک شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) که از خانواده شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی (RBFs) بوده و برای مسائل طبقه بندی مناسب هستند، به عنوان یک روش هوشمند استفاده شده است. روش پیشنهادی مبتنی بر تغییر مرجع توان راکتیو (Q_{ref}) در کنترلر واسط اینورتر به منظور ایجاد یک گذرای اجباری در فرکانس سیستم و مشتق آن است. در شرایط عادی سیستم مرجع توان راکتیو

$$pdf_k(x) = \left(\frac{1}{2\pi^{n/2}\sigma^n} \right) \left(\frac{1}{p_k} \right) \sum_{j=1}^{p_k} e^{-\frac{(x-x_{kj})^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

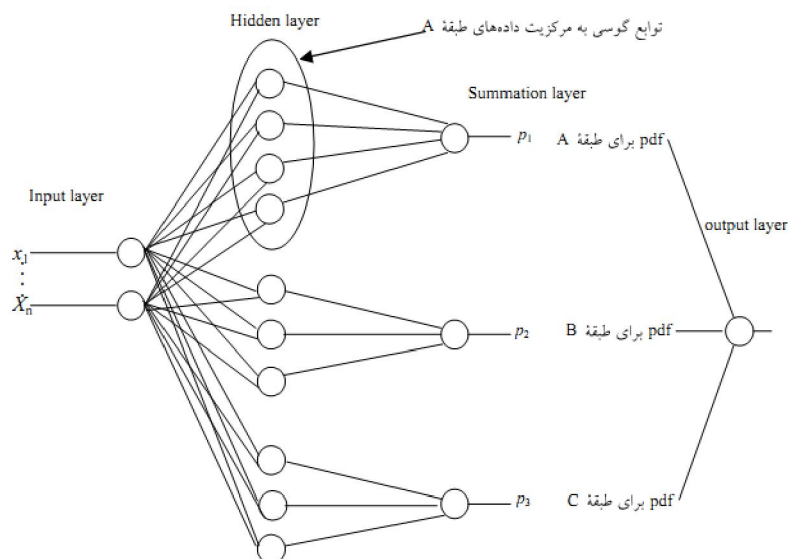
p_k تعداد داده ها در طبقه k تعداد ورودی ها، x_{kj} مرکز تابع گوسی (مربوط به عضو z در مجموعه داده های متعلق به طبقه k) و σ شعاع منحنی گوسی است. در واقع این رابطه به این معنی است که توابع گوسی جمع زده و میانگین آنها گرفته می شود و سپس ضرایب وزنی اعمال می شود. این ضرایب وزنی (پرانتر اول) از عبارات ثابت و شعاع به توان n تشکیل شده است. پارامتر σ باید قبل از شروع آموزش تنظیم شود که به نام پارامتر هموار سازی ⁱⁱⁱ نیز نامیده می شود [۱۴]. انتخاب مقدار بسیار بزرگی برای σ منجر به تعمیم بیش از حد و انتخاب بسیار کوچکی برای آن به برآزش بیش از حد منجر می شود. مزیت شبکه عصبی احتمالاتی این است که بسیار سریع است [۱۳]. در این شبکه عصبی، مقادیر وزنها در لایه های پنهان (مرکز توابع گوسی) فقط مقادیر خود داده ها هستند. کاربرد خاص این شبکه در مسایل دسته بندی است. در شکل (۱) ساختار کلی معماری شبکه عصبی احتمالاتی دیده می شود. این شبکه یک شبکه چهار لایه است که لایه ورودی آن صرفاً یک لایه با انشعاب خروجی است و هیچ گونه پردازشی انجام نمی دهد. لایه پنهان به صورت کامل به لایه ورودی متصل شده است. این لایه یک نرون برای هر الگو در مجموعه آموزشی دارد. زمانی که یک ورودی ارائه می شود، این لایه فاصله این بردار را از بردارهای آموزشی حساب می کند و یک بردار تولید می کند که المان های آن چگونگی نزدیکی این ورودی به ورودی های آموزشی را نشان می دهد. در لایه سوم (لایه جمع کننده) یک نرون برای هر کلاس وجود دارد. این لایه تمام خروجی های لایه مخفی (لایه قبلی) مربوط به داده همان طبقه را با یکدیگر جمع می کند.

دارای یک مقدار ثابت بوده و در شرایطی که یکی از پارامترهای سیستم مانند ولتاژ، فرکانس یا مشتق آن دچار تغییر شوند، مدت کوتاهی بعد از تغییرات، یک مقدار جدید برای Q_{ref} تعیین می شود. ورودی های شبکه عصبی احتمالاتی با اعمال تبدیل موجک گسسته ⁱ (DWT) به مشتق فرکانس حاصل می شود. آموزش و تست این شبکه عصبی به کمک داده های حاصله از شبیه سازی یک سیستم نمونه در شرایط مختلف جزیره ای و غیر جزیره ای انجام شده است. نتایج حاصله از ارزیابی روش پیشنهادی، عملکرد مطلوب و صحیح در کلیه شرایط اعم از شرایط تهیه داده های آموزش و شرایط متفاوت با آن را نشان می دهد.

۲- شبکه عصبی احتمالاتی و تبدیل موجک

۲-۱- شبکه های عصبی احتمالاتی

یکی از مهمترین شبکه های عصبی پیشخور شبکه تابع پایه شعاعی است. این شبکه با کاربردهای متنوع یکی از محبوبترین شبکه های عصبی و احتمالاً رقیب اصلی پرسپترون چند لایه است. شبکه های تابع پایه شعاعی بیشتر از روش های طبقه بندی الگوی آماری سنتی الهام گرفته اند که در شبکه عصبی تجلی یافته اند. شبکه های عصبی احتمالاتی (PNN) جزو خانواده این شبکه ها دسته بندی می شوند. شبکه عصبی احتمالاتی توسط اسپکت در سال ۱۹۹۰ ابداع شده است [۱۳]. این شبکه، شبکه پیشخوری است که تابع چگالی احتمال الگوهای مورد طبقه بندی را تقریب می زند. در واقع، این شبکه بر اساس احتمالات به دست آمده با تئوری تصمیم گیری بیز، احتمال عضویت یک نمونه به یک کلاس خاص را تخمین می زند. تابع چگالی احتمال یک طبقه با استفاده از معادله زیر به دست می آید [۱۳]:



شکل (۱) ساختمان شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) [۱۳]

فراخوانی نیست. این موضوع باعث می‌گردد که این قابلیت را پیدا کنند که با داده‌ها و اطلاعات جدید تطبیق یابند. به عبارت دیگر، نمونه‌های در حال آموزش می‌توانند اضافه و یا حذف شوند، بدون اینکه نیازی به آموزش مجدد داشته باشند.

۲-۲- تبدیل موجک

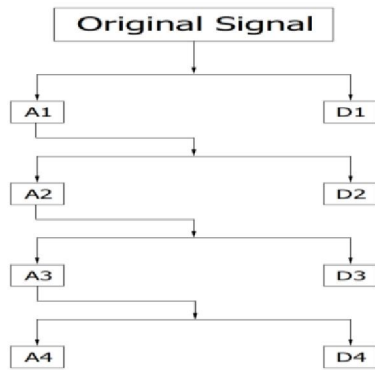
تبدیل موجک در ابتدای دهه ۱۹۸۰ توسط مورلت و همکارانش معرفی شد که برای ارزیابی داده‌های زلزله به کار رفت. از آن زمان تاکنون انواع متفاوتی از تبدیلات موجک توسعه یافته و در کاربردهای بسیار متنوعی استفاده شده‌اند. تبدیل موجک زمان پیوسته، که تبدیل موجک انتگرالی نیز نامیده می‌شود، بیشترین کاربرد خود را در آنالیز داده پیدا کرده است که یک بازنمایی زمان-فرکانس را انجام می‌دهد. مشهورترین نسخه این تبدیلات، تبدیل موجک گسسته است که تقریباً در همه زمینه‌های تکنیکی شامل بررسی کیفیت توان، فشرده‌سازی تصویر، نویززدایی، انتگرال‌گیری عددی و بازشناسایی الگو به کار می‌رود [۱۸]-[۱۷].

از طرف دیگر، تبدیل فوریه نیز یکی از مشهورترین تبدیلات ریاضی است که محتوای فرکانسی یک سیگنال را آشکار می‌کند. این تبدیل دامنه هر مؤلفه فرکانسی در

در این لایه تابع چگالی احتمال هر طبقه با استفاده از مجموع توابع کرنل تقریب زده می‌شود که یکی از کرنل‌های مشهور تابع گوسی است. لایه چهارم تصمیم‌نهایی را در مورد این که داده به کدام کلاس تعلق دارد، می‌گیرد. تابع تبدیل رقابتی در این لایه بالاترین احتمال را بر می‌گزیند و به آن عدد یک و به دیگر دسته‌ها عدد صفر را نسبت می‌دهد. دلایل استفاده و انتخاب شبکه‌های عصبی احتمالاتی در مقایسه با دیگر شبکه‌های عصبی به شرح زیر است [۱۳] و [۱۷]-[۱۵]:

- آموزش آنها در مقایسه با دیگر شبکه‌های عصبی بسیار سریعتر است. در واقع، آموزش در اینجا مانند شبکه‌های پرسپترون تکراری نیست.
- آموزش سریع، این شبکه را برای تشخیص خطا و مسایل دسته‌بندی بلادرنگ بسیار مناسب ساخته است.
- داری ساختار ذاتی موازی هستند.
- به تصمیم‌گیری در مورد تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در لایه‌های پنهان نیازی نیست.
- همگرایی در این شبکه‌ها، در صورت وجود داده‌های کافی برای آموزش تضمین شده است.
- به تنظیم وزن‌های اولیه نیازی نیست.
- در این شبکه‌ها ارتباطی بین مراحل آموزش و

سیگنال را نمایش می دهد، اما عیب عمده این تبدیل این است که اطلاعات زمان را در آشکار سازی محتوای فرکانسی یک سیگنال از دست می دهد. تبدیل موجک بر این محدودیت غلبه نموده و می تواند نمایش دهد که هر مؤلفه فرکانسی در چه زمانی روی داده است. موجکها ابزاری برای تحلیل سیگنال هم درحوزه زمان و هم در حوزه فرکانس به صورت توأم بوده و در فرکانسهای بالا از پنجره های کوچک و از پنجره های بزرگ برای فرکانسهای پایین استفاده می کنند، در حالی که تبدیل فوریه زمان کوتاه آنالیزی با پهنای باند ثابت است. از آنجایی که موجکها، حوزه زمان و فرکانس را با هم مورد توجه قرار می دهند، استفاده از آنها برای تشخیص خطا بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۱۵]- [۱۸].



شکل (۲): سطوح مختلف تجزیه توسط تبدیل موجک (چهار سطح) [۹].

در واقع، سیگنال اصلی در مرحله اول به سمت دو فیلتر بالا گذر و پایین گذر ارسال می شود. فیلتر پایین گذر تمام فرکانسهایی را که بالاتر از نصف بیشترین فرکانس سیگنال هستند، حذف می کند. سپس خروجی فیلتر پایین گذر مجدداً به سمت دو فیلتر بالا گذر و پایین گذر دیگر فرستاده می شود. باید توجه داشت سیگنالهایی که توسط فیلتر پایین گذر در هر مرحله کنار گذاشته می شوند، به عنوان سیگنال جزئیات در نظر گرفته می شود.

۳- سیستم مورد مطالعه و مدل سازی

شکل ۳ واحد تولید پراکنده را نشان می دهد که در نقطه مشترک با بار محلی (PCC^{iv}) به شبکه قدرت متصل شده است. در این شکل واحد تولید پراکنده مبتنی بر اینورتر است و سیستم توزیع که قدرت اتصال کوتاه آن ۱۰۰۰ کیلوولت آمپر است، با منبع ولتاژ ۲۰ کیلوولت و امپدانس داخلی مدل شده است.

موجکها توابعی هستند که از انتقال و اتساع تابع پایه ای به نام موجک مادر تولید می شوند. تبدیل موجک $w_x(b,a)$ یک سیگنال زمان پیوسته $x(t)$ ، به صورت زیر تعریف می شود:

$$w_x(b,a) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2)$$

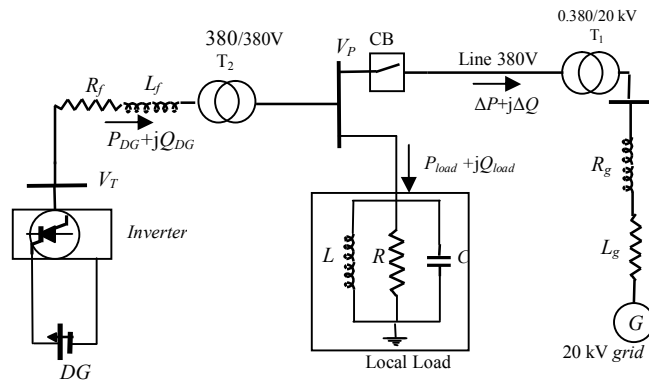
در این رابطه، $\psi(t)$ موجک مادر، a پارامتر مقیاس کننده (اتساع) و b پارامتر انتقال هستند. بنابراین، تبدیل موجک با ضرب داخلی $x(t)$ و نسخه انتقال یافته و مقیاس شده تابع تکی $\psi(t)$ که موجک نامیده می شود، به دست می آید. تبدیل موجک گسسته، از گسسته سازی $w_x(b,a)$ به دست می آید. در این حالت a و b به صورت زیر تعریف می شوند.

$$a = 2^j, b = 2^j k \quad j, k \in Z$$

بنابراین، با استفاده از رابطه (۱)، تبدیل موجک گسسته به صورت زیر به دست می آید.

$$DWT(j,k) = |2^j|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-2^j k}{2^j} \right) dt \quad (3)$$

در واقع، تبدیل گسسته موجک سیگنال اصلی با عبور سیگنال اصلی از دو فیلتر مکمل همدیگر صورت می گیرد.



شکل (۳): سیستم تولید پراکنده متصل شده به شبکه قدرت با بار محلی

یا مشتق آن دچار تغییر شوند، مدت کوتاهی بعد از تغییرات، یک مقدار جدید برای Q_{ref} تعیین می‌شود. این موضوع باعث ایجاد یک گذرا در فرکانس سیستم و گذرای نسبتاً بزرگی در مشتق فرکانس در شرایط جزیره‌ای شدن خواهد شد. این گذرا، که بر اثر تغییر مرجع توان راکتیو از مقدار ثابت اولیه به مقدار ثابت جدید به وجود می‌آید، گذرای اجباری نامیده می‌شود. در مقابل، گذرای عادی عبارت است از گذرای ایجاد شده در پارامترهای شبکه که بر اثر به وجود آمدن شرایط مختلف مانند: جزیره‌ای شدن، ورود و خروج خازن، تغییر بار و غیره در شبکه به وجود می‌آید. به منظور تشخیص شرایط جزیره‌ای شدن از شرایط گذرای غیر جزیره‌ای به وسیله شبکه عصبی احتمالاتی، ابتدا تبدیل موجک بر سیگنال مشتق فرکانس اعمال و سپس شبکه مذکور با استفاده از داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی، آموزش داده می‌شود. از نکات مهم در روش پیشنهادی انتخاب موجک مادر مناسب است. پس از بررسی انواع خانواده‌های موجک، موجک مادر Meyer به عنوان مناسب‌ترین موجک برای استخراج ورودی شبکه عصبی احتمالاتی شناخته شد. با توجه به اینکه در روش پیشنهادی، بالاترین دقت با استفاده از سیگنال تقریب سطح هفت تبدیل موجک مشتق فرکانس به دست آمده است، سیگنال تقریب سطح هفت مشتق فرکانس به عنوان ورودی شبکه عصبی احتمالاتی در نظر گرفته شده است. مطلب دیگری که باید به آن توجه کرد، پارامتر هموارسازی است که باید قبل از شروع آموزش تنظیم شود. با استفاده از روش سعی و خطا مقدار بهینه این پارامتر ۰/۵ به دست آمده است.

شبکه توزیع توسط یک ترانسفورماتور ۲۰/۰/۳۸۰ کیلوولت با قدرت ۱۰۰ کیلو ولت آمپر به شبکه ۳۸۰ ولت اتصال پیدا کرده است. تولید پراکنده عبارت است از یک DG مبتنی بر اینورتر ۵۰ کیلوواتی که از طریق خط ۳۸۰ ولت به شبکه متصل و به صورت توان ثابت مدل شده است [۱۹]. توان اکتیو و راکتیو بار به ترتیب طبق روابط (۴) و (۵) بیان می‌شوند [۱۹]:

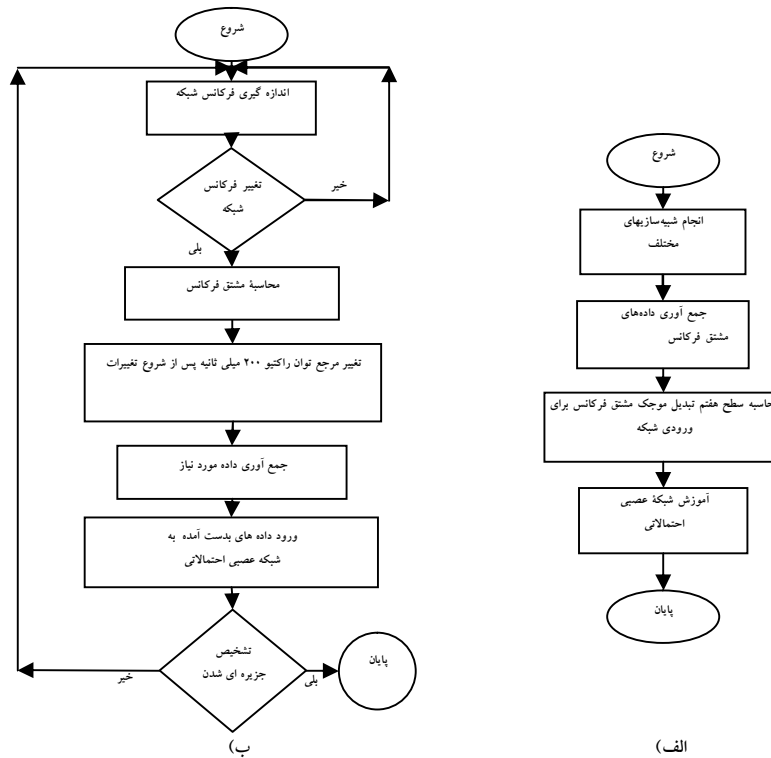
$$P = P_0 \left(\frac{V}{V_0} \right)^{N_p} (1 + k_p \Delta f) \quad (4)$$

$$Q = Q_0 \left(\frac{V}{V_0} \right)^{N_q} (1 + k_q \Delta f) \quad (5)$$

در معادلات فوق V_0 ولتاژ نامی سیستم، N_p و N_q نماهای ولتاژ توان‌های اکتیو و راکتیو، k_p و k_q ضرایب وابستگی به فرکانس توان‌های اکتیو و راکتیو، Δf تغییرات فرکانس به صورت پریونیت، و P_0 و Q_0 به ترتیب توان‌های اکتیو و راکتیو بار در ولتاژ و فرکانس نامی هستند. نماهای N_p و N_q می‌توانند بین صفر و ۲ تغییر کنند و ضرایب k_p و k_q به ترتیب می‌توانند از صفر تا ۳ و از ۰/۲ تا صفر تغییر کنند [۱۹].

۴- روش پیشنهادی تشخیص جزیره‌ای شدن

روش پیشنهادی مبتنی بر تغییر مرجع توان راکتیو (Q_{ref}) در کنترلر واسط اینورتر به منظور ایجاد یک گذرای اجباری در فرکانس سیستم و مشتق آن است. در شرایط عادی سیستم مرجع توان راکتیو دارای یک مقدار ثابت بوده و در شرایطی که یکی از پارامترهای سیستم مانند ولتاژ، فرکانس



شکل (۴) فلوجارت روش پیشنهادی شبکه عصبی موجک - احتمالاتی: (الف) مرحله آموزش؛ (ب) مرحله آزمون

می‌شود. بنابراین، پس از گذشتن این مدت کوتاه از وقوع شرایط گذرا در پارامترهای شبکه، با تزریق مقدار بسیار کمی توان راکتیو توسط واحد تولید پراکنده به شبکه می‌توان در فرکانس و به تبع آن در مشتق آن ایجاد گذرای مجدد (گذرای اجباری) کرد. در این رساله ۲۰۰ میلی‌ثانیه بعد از وقوع تغییرات در فرکانس شبکه، تغییر مرجع توان راکتیو از مقدار ثابت اولیه به مقدار جدید برای ایجاد گذرای اجباری صورت می‌پذیرد. افزایش مقدار کمی در توان راکتیو تولیدی واحد تولید پراکنده می‌تواند باعث اعمال شرایط گذرای اجباری کوچکی در فرکانس سیستم و ایجاد گذرای اجباری شدیدتری در مشتق فرکانس شود. در این تحقیق مقدار افزایش در توان راکتیو تولیدی واحد برای سیستم مورد مطالعه ۱۰۰ ولت آمپر راکتیو که ۰/۲٪ مقدار توان اکتیو تولیدی واحد تولید پراکنده است، در نظر گرفته شده است. شکل (۴) فلوجارت روش پیشنهادی شبکه عصبی موجک - احتمالاتی را نشان می‌دهد.

در واقع، اطلاعات به‌دست آمده از سیگنال تقریب سطح هفت تبدیل موجک مشتق فرکانس از زمان بروز تغییر در فرکانس شبکه که می‌تواند ناشی از رخداد جزیره‌ای باشد تا ۲۰۰ میلی‌ثانیه پس از اعمال تغییر اجباری در نقطه تنظیم توان راکتیو به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. ابزار اصلی روش پیشنهادی تشخیص جزیره‌ای شدن PNN است و DWT به طور مؤثری با آن ترکیب می‌شود تا ساختار طبقه‌بندی شبکه عصبی موجک - احتمالاتی تشکیل شود. روش پیشنهادی به وسیله داده‌های استخراج شده از تبدیل موجک گسسته مشتق فرکانس آموزش می‌بیند. همچنانکه گفته شد، تزریق مقدار کمی توان راکتیو توسط واحد تولید پراکنده می‌تواند در شرایط جزیره، فرکانس سیستم و به تبع آن مشتق آن را دچار تغییرات گذرا کند. وقوع حالت‌های غیر عادی در شبکه توزیع، در پارامترهایی از شبکه مانند: ولتاژ، فرکانس و مشتق فرکانس شرایط گذرا ایجاد می‌کند. شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که این تغییرات در حالت‌های جزیره‌ای شدن پس از مدت کوتاهی بسیار کم

۵- ارزیابی روش پیشنهادی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، سیستم نشان داده شده در شکل (۱) را در نظر می‌گیریم. پارامترهای شبکه توزیع، واحد تولید پراکنده و مشخصات بار محلی در پیوست آمده است. شبکه عصبی احتمالاتی استفاده شده دارای ۲۰۰ نرون ورودی و یک نرون خروجی است. نرون‌های ورودی شامل نمونه‌های مشتق فرکانس از زمان رخداد جزیره‌ای شدن تا شروع شرایط گذرای اجباری و ۲۰۰ میلی ثانیه بعد از آن است. نرون خروجی نیز عبارت از دسته بندی مسأله به شرایط جزیره‌ای شدن و شرایط غیر جزیره‌ای است. قابل ذکر است در این نوع از شبکه‌های عصبی تعداد ورودی‌ها مساوی با تعداد متغیرهای مسأله مورد نظر و تعداد خروجی‌ها مساوی با تعداد کلاس‌های دسته بندی است [۱۸].

در مراجع مختلفی به این نکته اشاره شده است که بارهای RLC ($N_p=2$) سخت‌ترین شرایط را برای تشخیص جزیره‌ای شدن برقرار می‌کنند [۷] و [۲۲] - [۲۱]. بنابراین، در شبیه‌سازی‌ها بار محلی از نوع RLC فرض شده است.

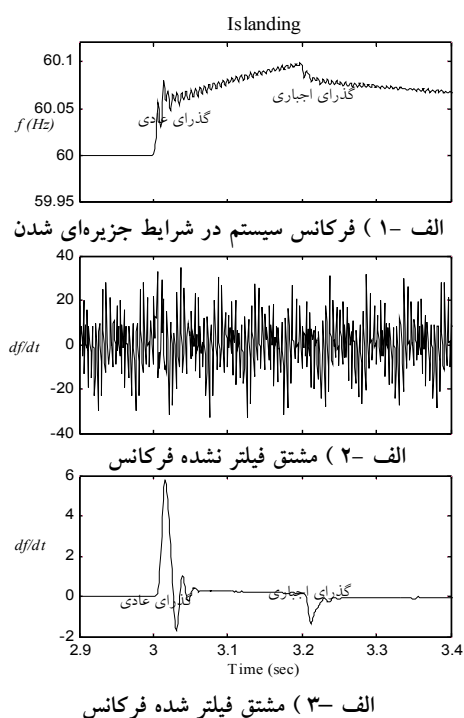
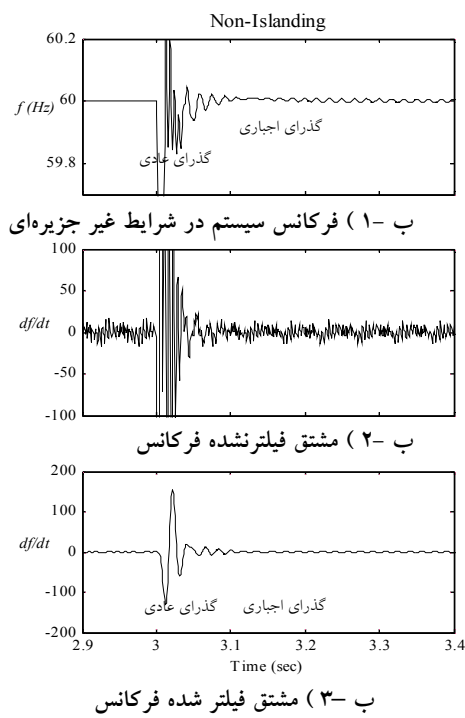
شرایط غیر عادی شبکه شامل رخداد جزیره‌ای شدن و رخداد‌های غیر جزیره‌ای مانند تغییر فرکانس شبکه، ورود و خروج خازن، ورود و خروج بار در لحظه ۳ ثانیه شروع شده است. میزان توان اکتیو تولیدی واحد تولید پراکنده ۵۰ کیلووات، توان راکتیو تولیدی آن صفر و توان اکتیو بار ۵۰ کیلووات در نظر گرفته شده‌اند. شرایط مختلفی از بار اکتیو با ضریب کیفیت ۰/۵ تا ۸ و فرکانس تشدید ۵۹/۵ هرتز تا ۶۰/۴ هرتز در شرایط جزیره‌ای شدن و شرایط غیر عادی شبکه شبیه‌سازی شده‌اند. گذرای عادی و اجباری ایجاد شده در فرکانس و مشتق آن برای یک بار ۵۰ کیلووات با فرکانس تشدید ۶۰/۱ و ضریب کیفیت ۱/۵ در شرایط جزیره‌ای شدن و اضافه شدن بار ۲۵ کیلوواتی با ضریب کیفیت ۲/۵ در شکل ۵ نشان داده شده است. توجه شود که

۲۰۰ میلی‌ثانیه پس از شروع تغییرات، Q_{ref} از صفر به صد وار تغییر کرده است. شکل‌های الف-۱ و ب-۱ از این شکل، فرکانس در شرایط جزیره‌ای شدن و غیر جزیره‌ای شدن (ورود بار ۲۵ کیلوواتی با ضریب کیفیت ۲/۵) را نشان می‌دهد. همچنین، شکل‌های الف-۲ و ب-۲ مشتق فرکانس شبکه را در شرایط ذکر شده نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که نویز مشتق فرکانس به اندازه‌ای است که در شرایط جزیره‌ای شدن تغییرات عادی و اجباری مشتق فرکانس به آسانی قابل مشاهده نیست. با توجه به اینکه مشتق فرکانس دارای نویز زیادی است، برای بهتر مشخص شدن شرایط گذرای عادی و اجباری، شکل‌های الف-۳ و ب-۳، مشتق فرکانس را به ترتیب در شرایط جزیره‌ای شدن و غیر جزیره‌ای نشان می‌دهند که نویزهای آن با عبور از صافی پایین‌گذر حذف شده است. شکل (۶) تبدیل موجک مشتق تا سیگنال جزئیات سطح هفت را نشان می‌دهد. در این شکل سیگنال S مشتق فرکانس (سیگنال اصلی) است که تبدیل موجک بر روی آن اعمال و سیگنال‌های تقریب و جزئیات آن استخراج شده است.

در این میان، انتخاب موجک مادر مناسب، نقش مهمی در دقت الگوریتم پیشنهادی ایفا می‌کند. برای بررسی این موضوع، داده‌های تست که به طور جداگانه از اطلاعات استخراج شده از انواع خانواده‌های موجک به دست آمده برای آموزش به شبکه‌های عصبی اعمال شده است. در واقع شبکه عصبی موجک - احتمالاتی طراحی شده به کمک اطلاعات استخراج شده از موجک‌های haar, db4, dmey (discrete Meyer), coif5 و sym8 آموزش و تست شده و مشخص شد که، شبکه عصبی که به کمک اطلاعات استخراج شده توسط موجک Meyer، آموزش دیده است، بهترین پاسخ را دارد. لذا این موجک به عنوان مناسبترین موجک در الگوریتم پیشنهادی شناخته شد. بنابراین، در تحقیق انجام شده از شبکه عصبی موجک - احتمالاتی آموزش دیده شده توسط موجک Meyer استفاده شده است.

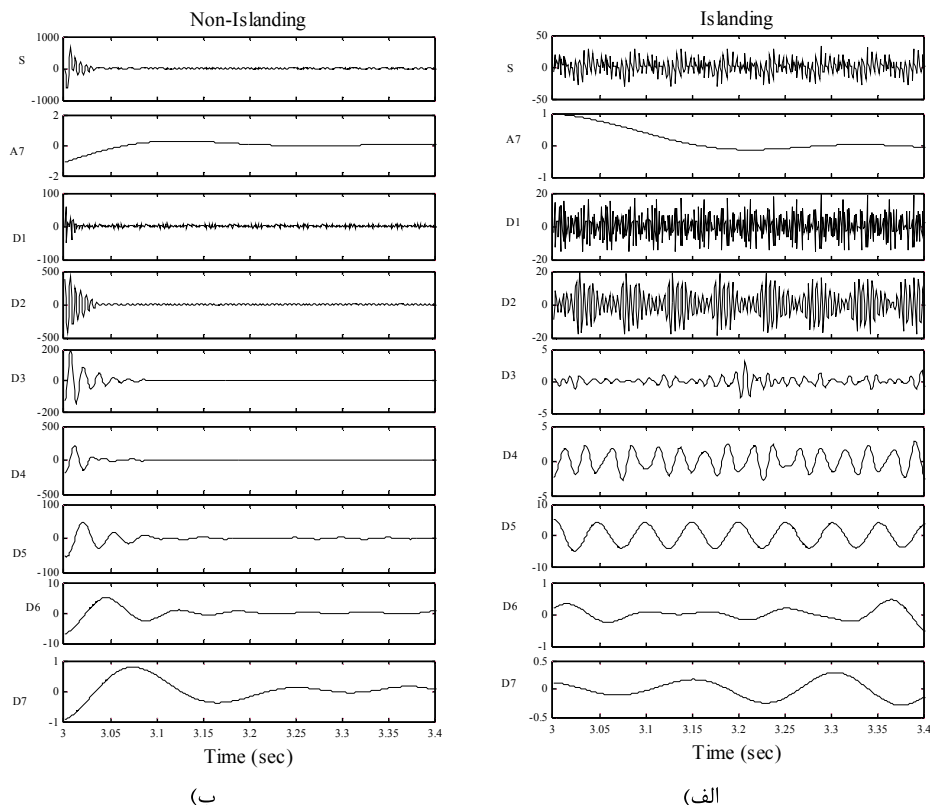
محدوده اطلاعات گذرای عادی از زمان شروع تغییر در پارامترهای شبکه (لحظه سه ثانیه) تا قبل از اعمال تغییرات عمدی در توان راکتیو تولیدی واحد تولید پراکنده و محدوده اطلاعات گذرای اجباری از لحظه شروع تغییر عمدی در توان راکتیو واحد تا ۲۰۰ میلی ثانیه بعد را در بر می‌گیرد. همچنین، اطلاعات توام گذرای عادی و اجباری از زمان شروع تغییر در پارامترهای شبکه تا ۲۰۰ میلی ثانیه پس از اعمال تغییرات عمدی در توان راکتیو را شامل می‌شود. همچنین، شبکه عصبی احتمالاتی با ورودی گذرای عادی و اجباری مشتق فرکانس به معنی استفاده از شبکه عصبی با ورودی مشتق فرکانس (شکل موج اصلی) از زمان شروع تغییر در پارامترهای شبکه تا ۲۰۰ میلی ثانیه پس از تغییر عمدی در توان راکتیو یعنی از لحظه ۳ تا ۳/۴ ثانیه است. مشاهده می‌شود که استفاده از اطلاعات توام گذرای عادی و اجباری و نیز استفاده از تبدیل موجک تاثیر زیادی در افزایش دقت روش پیشنهادی تا ۱۰۰٪ دارد.

برای آموزش و تست شبکه عصبی احتمالاتی، ۱۱۴ مورد مختلف از شرایط گذرای غیر جزیره‌ای مانند افزایش و کاهش فرکانس سیستم، کلیدزنی بانک خازنی، کلیدزنی بار و اتصال کوتاه بر روی شبکه در نظر گرفته و شبیه‌سازی شده‌اند. همچنین ۱۶۹ مورد مختلف از شرایط جزیره‌ای شدن با بارهایی با ضریب کیفیت متفاوت شبیه‌سازی شده است. حدود ۳۰٪ از داده‌های تولید شده برای آموزش روش پیشنهادی و بقیه الگوها برای تست در نظر گرفته شده‌اند. توجه شود که از ۳۰٪ داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی از همه شرایط غیر جزیره‌ای انتخاب شده‌اند. نتایج دقت روش پیشنهادی در جدول ۱ آمده است. در این جدول تشخیص جزیره‌ای شدن با استفاده از شبکه عصبی احتمالاتی به تنهایی و با استفاده از تبدیل موجک با اطلاعات گذرای عادی یا گذرای اجباری مشتق فرکانس و یا استفاده از اطلاعات توام هر دو نوع گذرای عادی و اجباری به عنوان ورودی شبکه عصبی انجام شده است.



الف) تشکیل جزیره در لحظه ۳ ثانیه ب) اضافه شدن بار ۲۵ کیلوواتی با ضریب کیفیت ۲/۵ در لحظه ۳ ثانیه

شکل (۵) گذرای ایجاد شده در فرکانس و مشتق آن در شرایط جزیره‌ای شدن و غیر جزیره‌ای با بار محلی ۵۰ کیلووات و $Q_f=1.5$



شکل (۶) سیگنال‌های اصلی S، تقریب A₇ و جزئیات D₁-D₇ برای مشتق فرکانس در دو وضعیت (الف) رخداد جزیره‌شدن؛ (ب) اضافه شدن بار ۲۵ کیلوواتی با ضریب کیفیت ۲/۵

جدول (۱) نتایج کلی دقت روش پیشنهادی با ورودی‌های مختلف

روش	شبکه عصبی موجک- احتمالاتی با ورودی گذرای عادی مشتق فرکانس	شبکه عصبی موجک-احتمالاتی با ورودی گذرای اجباری مشتق فرکانس	شبکه عصبی احتمالاتی با ورودی گذرای عادی و اجباری مشتق فرکانس	روش پیشنهادی: شبکه عصبی موجک-احتمالاتی با ورودی مشتق عادی و اجباری فرکانس
دقت	٪۷۵/۶۷	٪۹۱/۸۹	٪۷۰/۲۷	٪۱۰۰

ایجاد شده است. تغییرات ناگهانی در مشتق فرکانس ناشی از تغییر در مرجع توان راکتیو، ورودی مناسبی برای روش پیشنهادی است. پدیده‌های جزیره‌ای و غیر جزیره‌ای به طور مناسبی به وسیله روش پیشنهادی طبقه‌بندی و از همدیگر تمیز داده شده‌اند. همچنین، با توجه به مقدار بسیار کم توان راکتیو تزریقی به شبکه برای ایجاد گذرای اجباری تأثیر روش بر پارامترهای شبکه مانند فرکانس در رخداد‌های غیر جزیره‌ای بسیار کم است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی هوشمند با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک برای تشخیص جزیره‌ای شدن برای واحدهای تولید پراکنده نوع اینورتری ارائه شده است. در این روش سیگنال جزئیات لایه هفت به‌دست آمده از گذرای اجباری مشتق فرکانس به عنوان ورودی شبکه عصبی احتمالاتی استفاده شده است. گذرای اجباری با تغییر بسیار کوچک در مرجع توان راکتیو پس از مدت کوتاهی از به‌وجود آمدن تغییرات اولیه در یکی از پارامترهای سیستم

Energy Agency Implementing Agreement on Photovoltaic Power Systems, Tech. Rep. IEA PVPS T5-09, Mar. 2002

- [8] Lidula N. W. A., Perera N., and Rajapakse A. D., "Investigation of a Fast Islanding Detection Methodology Using Transient Signals," IEEE Power & Energy Society General Meeting., PES '09, pp.1-6, 2009.
- [9] Hsieh C. T., Lin J. M., Huang S. J., "Enhancement of islanding-detection of distributed generation system via wavelet transform-based approach," International Journal of Electrical Power & Energy System., Vol. 30, No. 10, pp. 375-380, 2008.
- [10] Kamyab E., Sadeh J., "Inverter based distributed generator islanding detection method using under/over voltage relay," Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering., Vol. 8, , No. 4, pp. 311-321, 2012.
- [11] Kamyab E., Sadeh J., "islanding detection method for photovoltaic distributed generation based on voltage drifting," IET Gener. Transm. Distrib. Vol. 7, No. 6, pp. 584-592., 2013.
- [12] Heidari orejloo M, Seifossadat S, Gharibreza E., "Design and simulation of intelligent based relay for power islanding detection," ISEE. Vol. 2, No. 3, pp. 67-78., 2011.
- [13] Picton P., "Neural networks," ISBN: 9780333948996, pp.102-109, 2000.
- [14] Lotfi A., Benyetton A., "Using probabilistic neural networks for handwritten digit recognition," Asian Network for Scientific Information on Artificial Intelligence, ISSN 1994-5450/ DOI:10.3923/jai 2011.
- [15] M.Tripathy, R.P.Maheshwari and H.K.Verma, "Power transformer differential protection based on optimal probabilistic neural network," IEEE Trans. on Power Del., Vol. 25, No. 1, pp. 102-112, 2010.
- [16] Mishra S., Bhende C.N., and Panigrahi B.K., "Detection and classification of power quality disturbances using s-transform and probabilistic neural network," IEEE Trans. on Power Del., Vol.23, No. 1, pp. 280-287, 2008.
- [17] Hu W.B., Li K.C., and Zhao D.J., "A novel probabilistic neural network system for power quality classification based on different wavelet transform," IEEE, Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, 2007.
- [18] Gaing Z.L., "Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification," IEEE Trans. Power on Del., Vol.19, No. 4, pp. 1560-1568, 2004.

پیوست

جدول (۲) پارامترهای سیستم قدرت

ولتاژ نامی	۳۸۰ ولت
فرکانس سیستم	۶۰ هرتز
مقاومت داخلی	۰/۰۶ اهم
اندوکتانس داخلی سیستم	۰/۹ میلی هانری

جدول (۳) پارامترهای خط و ترانسفورماتورهای قدرت

راکتانس خط انتقال	۰/۲۷۳۴ اهم
مقاومت خط انتقال	۰/۰۵۹۳۷ اهم
امپدانس اتصال کوتاه ترانسفورماتورها	۴ درصد

مراجع

- [1] Salman S.K., Kin D.J., Weller G., "New loss of main detection algorithm for embedded generation using rate of change of voltage and changes in power factors," Developments in Power System Protection, Seventh International Conference on IEE, Amsterdam, ISSN 0537-9989, pp. 82-85, 2001.
- [2] M.A. Refern, O. Usta, G. Fielding, "Protection against loss of utility grid supply for a dispersed storage and generation unit," IEEE Trans. on Power Del. Vol. 8, No. 3, pp. 948-954, 1993.
- [3] Ropp M.E., Begovic M., Rohatgi A., "Analysis and performance assessment of the active frequency drift method of islanding prevention," IEEE Trans. on Energy Convers., Vol. 14, No. 3, pp. 810-816, 1999.
- [4] Smith G.A., Onions P.A., Infield D.G., "Predicting islanding operation of grid connected PV inverters," Electric Power Applications, IEE Proceedings, Vol. 147, Issue 1, ISSN 1350-2352, pp. 1-6, 2000.
- [5] Kunte R.S., Wenzhong G., "Comparison and review of islanding detection techniques for distributed energy resources," 40th North American Power Symposium (NAPS '08), pp. 1-8, 2008.
- [6] Velasco D., Trujillo C. L., Garsera G., Figueres E., "Review of anti-islanding techniques in distributed generators," Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 14, pp. 1608-1618, 2010.
- [7] Bower W., Ropp M., "Evaluation of islanding detection methods for photovoltaic utility interactive power systems," Int.

- [19] Kundur P., Power System Stability and Control, New York, McGraw Hill Inc. 1994.
- [20] Diamantaras K., Duch W. and Iliadis L.S., Artificial neural networks, ISBN: 3642158188, 9783642158186, 20th International Conference, Thessaloniki, Greece, 2010.
- [21] UL 1741 Standard for Static inverter and charge controllers for use in photovoltaic systems, 2001.
- [22] IEEE Recommended practice for utility interface of photovoltaic systems, IEEE Standard 929-2000.

ⁱ Non Detection Zone

ⁱⁱ Discrete Wavelet Transform

ⁱⁱⁱ Smoothing Parameter

^{iv} Point of common coupling