

تشخیص جریان هجومی از جریان خطا در ترانسفورماتورهای قدرت با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی

علیرضا مرادی*^۱، محمود عبادیان^۲، محمدکاظم دریاباری^۱

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق- دانشگاه بیرجند- ایران

۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق- دانشگاه بیرجند - ایران

چکیده

پدیده جریان هجومی مغناطیس کننده، حالت گذرای بزرگی است که به هنگام برقدار شدن ترانسفورماتور روی می‌دهد. اندازه جریان هجومی ممکن است تا ۱۰ برابر جریان نامی ترانسفورماتور باشد که به عملکرد نامناسب سیستم‌های حفاظتی منجر می‌گردد. در واقع تشابه بین ویژگی‌های جریان هجومی و شرایط خطای داخلی باعث بروز این خطا می‌گردد. بنابراین، برای کارکرد ایمن ترانسفورماتور لازم است که جریان هجومی از جریان خطا تشخیص داده شود. در این مقاله یک شبکه عصبی مصنوعی که توسط دو الگوریتم مبتنی بر گروه؛ یعنی الگوریتم جستجوی گرانش و بهینه سازی گروه ذرات آموزش داده می‌شود، برای تشخیص جریان هجومی از جریان خطا در ترانسفورماتورهای قدرت به کار رفته است. الگوریتم جستجوی گرانشی بر مبنای قانون گرانش عمل می‌نماید و بر خلاف سایر الگوریتم‌های مبتنی بر گروه ذرات دارای هویت است و الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات مبتنی بر حرکت گروهی پرنندگان است. این مقاله شامل دو مرحله عمومی است: در گام اول داده‌های بدست آمده از شبیه سازی، پردازش شده و به شبکه عصبی اعمال شده‌اند. سپس در گام دوم شبکه عصبی در نظر گرفته شده با الگوریتم‌های جستجوی گرانشی و بهینه سازی گروه ذرات آموزش داده شده است. در نهایت، به منظور نشان دادن اینکه این روش آموزش مفید بوده، به نتایج دقیق تری منجر می‌شود، نتایج بدست آمده از دو الگوریتم پیشنهادی و روش پس انتشار که یکی از رایج ترین روشهای آموزش شبکه‌های عصبی است، مقایسه شده‌اند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم جستجوی گرانشی، بهینه سازی گروه ذرات، ترانسفورماتور قدرت، جریان هجومی، شبکه عصبی مصنوعی

۱- مقدمه

ترانسفورماتورهای قدرت از عناصر اصلی در سیستم‌های قدرت هستند. بنابراین، خرابی ترانسها ممکن است به عملیات تعمیر پر هزینه و زمانبری منجر شود. بنابراین، از رله‌های حفاظتی به منظور جلوگیری از خرابی غیر منتظره آنها استفاده می‌شود. یکی از دلایل عملکرد نامناسب سیستمهای حفاظتی، جریان هجومی مغناطیس کننده است. جریان هجومی یک جریان گذرا است که به علت اشباع هسته در ترانسفورماتور اتفاق می‌افتد و اندازه آن می‌تواند به بزرگی جریانهای خطا باشد. به علت اینکه جریان هجومی یک جریان خطا نیست، لازم است که روشی برای تشخیص این جریان از جریان خطا بنا نهاده شود. بدین منظور چندین روش در مقالات پیشنهاد شده‌اند. از آنجایی که جریان هجومی مغناطیس کننده مولفه هارمونیک دوم بزرگتری دارد، سیستم‌های حفاظتی ترانسفورماتور متداول برای محافظت در حین وقوع پدیده گذرای جریان هجومی بوسیله حس کردن هارمونیکها طراحی شده‌اند [۱، ۲، ۳].

با وجود این، به علت وجود خازن شنت یا خازن توزیع شده در یک خط انتقال بلند EHV^۱ که ممکن است ترانسفورماتور به آن وصل باشد، مولفه هارمونیک دوم ممکن است هنگام خطا نیز تولید شود. در نتیجه، روشهای مبتنی بر اندازه گیری هارمونیک دوم برای رله حفاظت دیفرانسیلی به اندازه کافی موثر نیستند. روشهای مبتنی بر اندوکتانس لحظه ای معادل در [۴]-[۵] پیشنهاد شده‌اند. در این روش نشان داده شده است که جریان هجومی

می‌تواند با استفاده از تغییرات شدید اندوکتانس لحظه ای معادل توصیف شود، ولی این معیار برای جریان خطا تقریباً ثابت است و می‌تواند برای تشخیص جریان هجومی از جریان خطا به کار رود. شناسایی جریان هجومی در ترانسفورماتور با استفاده از تخمین خطا در [۶] مورد بحث قرار گرفته است.

بر اساس روش تخمین خطا، ابتدا زوایای مرده از موج‌های جریان دیفرانسیلی استخراج می‌شوند. سپس با مقایسه این موج با دو موج مرجع، جریان هجومی از جریان خطا تشخیص داده می‌شود.

کاربرد روشهای فازی-عصبی برای تشخیص جریان هجومی از جریان خطا در حفاظت دیفرانسیلی ترانسفورماتورهای قدرت سه فاز در [۸]-[۷] بررسی شده است. شرایط کاری مختلف به عنوان الگوهای مختلف در نظر گرفته شده‌اند و الگوریتم‌های فازی-عصبی متفاوتی برای تشخیص این رویدادها در نظر گرفته شده‌اند. قابلیت فازی-عصبی برای کار با حساسیت بالا در مقابل جریان هجومی و خطای داخلی نشان داده شده است. یک مجموعه داده شامل حدوداً دویست حالت مختلف با استفاده از مدل سیستم قدرت برای سنجش اعتبار این روش تولید شده است.

برای شرایط مختلف مجموعه داده‌ها، نوع خطا، زمان شروع خطا، زاویه بستن تغییر داده شده‌اند تا تاثیر این عوامل روی عملکرد الگوریتم پیشنهادی بررسی شود. به علاوه، در [۹] یک روش مبتنی بر موجک-منطق فازی برای کلاس بندی شرایط گذرای مختلف که ممکن است در حین کار ترانسفورماتور قدرت روی دهند، مطالعه شده است.

در طراحی، آموزش و آزمون شبکه عصبی، چندین حالت گذرای ترانسفورماتور (۹ حالت گذرای عمومی) در نظر گرفته شده‌اند، مثل: جریانهای هجومی با زوایای کلیدزنی مختلف و شار پسماند مختلف در هسته، خطاهای داخلی با در نظر گرفتن خطای سه فاز، دو فاز به زمین، خطای دو فاز، خطای تکفاز به زمین، خطای سیم پیچی و خطای دور سیم پیچی به زمین. نتایج شبیه سازی نشان می‌دهند که روش پیشنهادی دقت بالایی در حدود ۹۹٪ در طبقه بندی حالت‌های گذرا دارد.

یک روش مبتنی بر موجک دیگر برای شناسایی جریان هجومی و تشخیص آن از خطاهای سیستم قدرت در [۱۲] ارائه شده است. در آن مطالعه، مولفه دوم هارمونیک به عنوان ویژگی مغناطیس کنندگی که با جریان هجومی تفاوت دارد، به کار رفته است. وضوح چندگانه در زمان و فرکانس که توسط موجک فراهم می‌شود اجازه جایابی دقیق مولفه‌های گذرا و در عین حال نگهداری اطلاعات فرکانس اصلی و هارمونیک‌های مرتبه پایین آن را می‌دهد که تشخیص جریان هجومی ترانسفورماتور را آسانتر می‌سازد.

در این مقاله دو روش مبتنی بر هوش مصنوعی برای تشخیص جریان هجومی از جریان‌های خطا به کار رفته است. در ابتدا دو شکل متفاوت از الگوریتم‌های مبتنی بر گروه یعنی GSA^۱ و PSO^۲ برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده‌اند. GSA بر مبنای قانون گرانش و بر خلاف سایر الگوریتم‌های مبتنی بر گروه ذرات عمل می‌نماید و نیز مستقل از موقعیت

شبیه سازی شرایط مختلف شامل داخلی و خارجی جریانهای هجومی با استفاده از برنامه حالت گذرای الکترومغناطیسی PSCAD-EMTDC انجام گرفته است.

جریان دیفرانسیلی گذرا که در رله‌های دیفرانسیلی رخ می‌دهد، به کمک تبدیل موجک گسسته به جزئیات و شکل موجهای تقریبی اش تجزیه شده است، به عنوان یک مطالعه دیگر یک الگوریتم مبتنی بر مجموعه فازی در [۱۰] پیشنهاد شده است. این الگوریتم شامل در نظر گرفتن نسبت و اختلاف زوایای فاز هارمونیک دوم و مولفه اساسی جریان دیفرانسیلی تحت شرایط مختلف است. برای عملکرد دقیق این روش، نسبت دامنه هارمونیک دوم به مولفه اساسی و نسبت زاویه فاز هارمونیک دوم به مولفه اساسی بسیار مهم است.

در نتیجه، سیستم حفاظتی در کمتر از یک سیکل پس از وقوع اغتشاش به کار انداخته شده است. مزیت دیگر این الگوریتم این است که آشکار سازی خطا بستگی به انتخاب آستانه ندارد.

یک روش برای تشخیص سریع جریان هجومی از خطای داخلی در ترانسفورماتور قدرت با استفاده از ترکیب تبدیل موجک با شبکه‌های عصبی مصنوعی در [۱۱] بررسی شده است. در گام نخست تبدیل موجک برای تجزیه سیگنالهای جریان تفاضلی ترانسفورماتور به یک سری از مولفه‌های موجک با جزئیات زیاد استفاده شده است. سپس طیف انرژی مولفه‌های انرژی، محاسبه شده و برای آموزش شبکه عصبی به کار رفته‌اند تا خطای داخلی از جریان هجومی مغناطیس کننده تشخیص داده شود.

نیروی به اندازه $F_{ij}^d(t)$ وارد می‌شود. مقدار این نیرو از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) \times M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (2)$$

در رابطه (۲)، M_{aj} جرم گرانشی فعال جرم j ، M_{pi} جرم گرانشی غیر فعال جرم i است که هر دوی آنها در الگوریتم مذکور یکسان و برابر M فرض شده‌اند. همچنین $G(t)$ ثابت گرانش در زمان t فاصله بین دو جرم i و j و ε یک عدد بسیار کوچک است.

ثابت گرانش، یک پارامتر مناسب برای کنترل توانایی‌های کاوش و بهره‌وری در این الگوریتم بشمار می‌آید که بصورت رابطه زیر بیان می‌شود:

$$G(t) = G_0 e^{-\frac{\alpha t}{T}} \quad (3)$$

که در آن α و G_0 ضرایب کنترلی الگوریتم T بیانگر طول عمر سیستم و به عبارتی تعداد کل تکرارهای الگوریتم است. نیروی وارد بر جرم i ام در جهت بُعد d در زمان t طبق رابطه زیر برابر است با مجموع تمام نیروهایی که سایر اجرام سیستم بر این جرم وارد می‌کنند. در این رابطه $rand_j$ یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $(0, 1)$ بوده که برای حفظ خصوصیت تصادفی بودن جستجو در نظر گرفته شده است.

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j F_{ij}^d(t) \quad (4)$$

همچنین، هر جرم دارای یک سرعت و یک شتاب است که به ترتیب با $v_i(t)$ و $a_i(t)$ نشان داده می‌شوند. سرعت هر عامل در زمان برابر است با مجموع ضربی از سرعت فعلی و شتاب عامل که طبق رابطه (۵) تعریف می‌شود:

$$v_i^d(t+1) = rand \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (5)$$

اولیه ذرات است و ذرات دارای هویت‌اند و PSO مبتنی بر حرکت گروهی پرندگان است. سپس شبکه عصبی برای تشخیص جریان هجومی از جریان خطا آموزش داده می‌شود. به منظور نشان دادن اینکه این روش آموزش مفید بوده، به نتایج دقیق‌تری منجر می‌شود، نتایج بدست آمده از دو الگوریتم پیشنهادی و روش پس انتشار (BP) که یکی از رایج‌ترین روشهای آموزش شبکه‌های عصبی است، مقایسه شده‌اند.

۲- الگوریتم جستجوی گرانشی

الگوریتم جستجوی گرانشی (Gravitational Search Algorithm) یک الگوریتم وابسته به هوش جمع و البته، بدون حافظه است [۱۵-۱۳]. این الگوریتم بهینه‌یابی با الگو برداری از قوانین گرانش و حرکت عوامل در یک سیستم مصنوعی در زمان گسسته طراحی شده است که در آن، فضای سیستم همان محدوده تعریف مساله است. طبق قانون گرانش هر عامل (جرم)، محل و وضعیت سایر اجرام را از طریق قانون جاذبه گرانشی درک می‌کند. بنابراین، می‌توان از این نیرو به عنوان ابزاری برای تبادل اطلاعات استفاده کرد. در این الگوریتم، جرم عامل‌ها با توجه به تابع هدف تعیین می‌شوند. در یک سیستم با N جرم، موقعیت هر جرم، نقطه‌ای از فضا است که جوابی از مساله است که موقعیت بُعد d از جرم i با X_i نشان داده می‌شود:

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad (1)$$

و در آن n بعد مساله است. در این سیستم، به جرم i از سوی جرم j در زمان t و در جهت بُعد d

اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی دسته‌های پرندگان مدل شده است. در ابتدا این الگوریتم به منظور کشف الگوهای حاکم بر پرواز همزمان پرندگان و تغییر ناگهانی مسیر آنها و تغییر شکل بهینه دسته به کار گرفته شد. در الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات، ذرات در فضای جستجو جاری می شوند. تغییر مکان ذرات در فضای جستجو تحت تأثیر تجربه و دانش خودشان و همسایگانشان است. بنابراین، موقعیت دیگر ذره‌های گروه روی چگونگی جستجوی یک ذره اثر می گذارد. نتیجه مدل سازی این رفتار اجتماعی، فرایند جستجویی است که ذرات به سمت نواحی موفق میل می کنند. ذرات موجود در یک گروه از یکدیگر می آموزند و بر مبنای دانش به دست آمده به سمت بهترین همسایگان خود می روند. اساس کار (psa) بر این اصل استوار است که در هر لحظه هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است و بهترین مکانی که در کل همسایگانش وجود دارد، تنظیم می کند.

PSO با یک گروه ذرات تصادفی شروع می شود و سپس با یک روند به روزنگاری به دنبال ذرات بهینه می گردد. در هر تکرار هر ذره موقعیت فعلی خود را با موقعیت قبلی خود مقایسه می کند. در صورت بهتر بودن موقعیت را به خاطر می سپارد. این مقدار "pbest" نامیده می شود. بهترین مقدار دیگری که توسط PSO بدست می آید، بهترین مقدار از ابتدا تا به حال در میان جمعیت ذرات است که "gbest" نامیده می شود. پس از یافتن دو بهترین مقدار ذره

طبق قانون دوم نیوتن، هر جرم در جهت بعد d شتابی می گیرد که متناسب است با نیروی وارد بر جرم در آن بعد، بخش بر جرم اینرسی آن که در رابطه زیر بیان شده است:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (6)$$

وقتی که شتاب و سرعت هر جرم محاسبه شد، موقعیت جدید عامل d در بعد d طبق رابطه (۷) محاسبه می گردد:

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (7)$$

موقعیت‌های جدید به عنوان مکان اجرام جدید در فضای جستجو در نظر گرفته می شوند، که وزن اجرام جدید به وسیله معادلات زیر نرمالیزه می شوند:

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - Worst(t)} \quad (8)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (9)$$

در روابط بالا، $fit_i(t)$ بیانگر میزان برازندگی جرم عامل i ام در زمان t ، $worst(t)$ و $best(t)$ به ترتیب، بیانگر میزان شایستگی بدترین و بهترین عامل جمعیت در زمان t هستند که مقدار آنها در مسایل کمینه یابی با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه‌اند:

$$Worst(t) = \max \{fit_i(t)\} \quad (10)$$

$$Best(t) = \min \{fit_i(t)\} \quad (11)$$

۳- الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات

الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات (particle swarm optimization)، یک الگوریتم جستجوی

هستند و r یک مقدار تصادفی بین (۰ و ۱) است. $c1$ و $c2$ ضرایب یادگیری هستند.

سرعت ذرات در هر بعد به V_{max} محدود شده است، اگر حاصل جمع شتاب‌ها باعث شود تا سرعت در آن بعد از V_{max} تجاوز کند، سرعت در آن بعد محدود به V_{max} جدید می‌شود. برای اینکه از مفهوم PSO مفهوم بهتری داشته باشیم، در شکل (۱) حرکت کلی یک ذره در فضای حل مسأله نشان داده شده است.

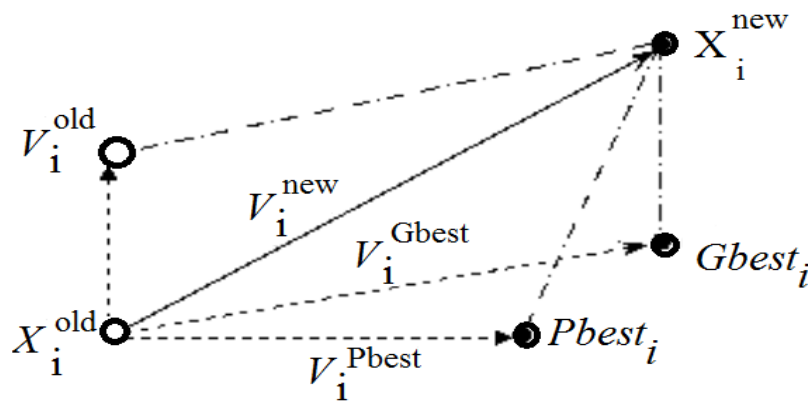
سرعت و موقعیت خودش را از روی معادلات زیر به روز می‌کند [۲۱-۱۶]:

(۱۲)

$$V_{new} = W * V_{old} + C_1 * r * (P_{pb} - X_{cs}) + C_2 * r * (P_{gb} - X_{cs}) \quad (13)$$

$$X_{new} = X_{old} + V_{new}$$

به طوری که W وزن اولیه، V_{new} سرعت ذره، X_{cs} موقعیت قبلی هر ذره، P_{pb} و P_{gb} نیز $pbest$



شکل (۱): چگونگی حرکت ذره در فضای جستجو

جلو یک الگوی فعال برای حساسیت گره‌های شبکه به کار رفته است و تاثیر آن در طول شبکه لایه به لایه انتشار می‌یابد. در نهایت، مجموعه‌ای از خروجی‌ها به عنوان پاسخ حقیقی شبکه تولید می‌شود. پاسخ حقیقی شبکه از مقدار پاسخ مطلوب کم می‌شود تا سیگنال خطا تولید شود. این سیگنال خطا سپس به صورت بازگشتی در طول شبکه و در خلاف جهت ارتباطات وزنی پخش می‌شود. وزن‌ها به صورتی تنظیم شده‌اند تا پاسخ حقیقی شبکه را به پاسخ مطلوب نزدیکتر کنند [۲۱].

۴- بررسی اجمالی الگوریتم پس انتشار (BP^۱)

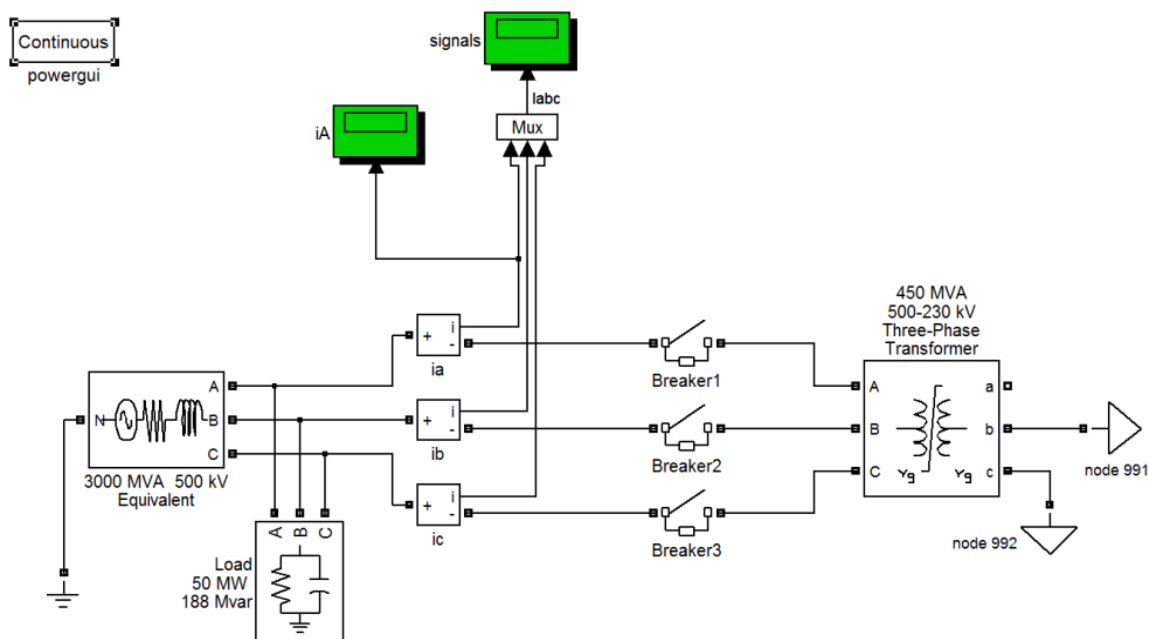
شبکه عصبی معمولاً در یک روش نظارتی با الگوریتم عمومی آموزش می‌بیند، که با عنوان الگوریتم پس انتشار شناخته می‌شود. اطلاعات مربوط به خطا فیلتر شده و به سیستم بازمی‌گردد تا ارتباط بین لایه‌ها را تنظیم کند، در نتیجه عملکرد بهبود می‌یابد. فرآیند خطای BP، ترکیبی از عبور از دو لایه مختلف شبکه به نام‌های مسیر مستقیم (پیش خور) و مسیر بازگشتی (رو به عقب) است. در مسیر رو به

شکل (۲) مشاهده کرد. همچنین شکل موج جریان هجومی به دست آمده از یک فاز نیز در شکل (۳) نشان داده شده است.

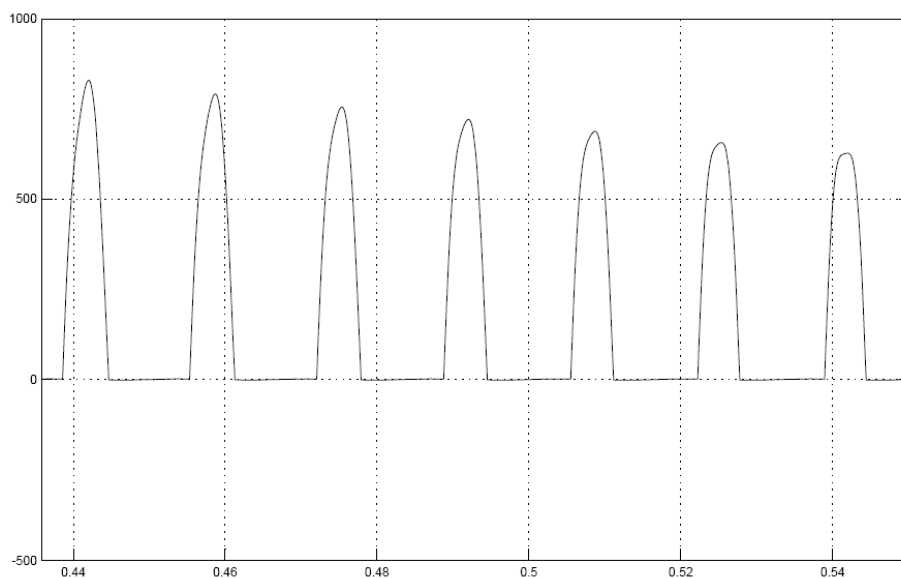
۵- نتایج

۵-۱- آماده سازی داده‌های مربوط به جریان هجومی، جریان خطا و جریان نرمال

به منظور شبیه سازی جریان هجومی، جریان خطای داخلی و جریان نرمال و البته استخراج ویژگی از این شکل موج‌ها، نرم افزار matlab/simulink به کار برده شده است. در این پروژه داده‌هایی گسسته از چندین ترانسفورماتور قدرت با ظرفیت ۲ تا ۲۵ مگاوات آمپر و با سطوح ولتاژ مختلف که در [۱۶] به آن اشاره شده است، به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. البته سه نوع کلاس بندی نیز برای خروجی (هدف) در حالت جریان هجومی، جریان خطا و جریان در حالت نرمال در نظر گرفته شده است. کلاس (۰ ۱) برای جریان در حالت نرمال، کلاس (۰ ۱) برای جریان هجومی و کلاس (۱۱) برای جریان خطا در نظر گرفته شده است، اما به منظور نمایش جریان هجومی، یک ترانسفورماتور قدرت سه فاز ۴۵۰ مگاوات آمپر شبیه سازی شده است، که می توان نتایج مربوط به شبیه سازی را در



شکل (۲): شبیه سازی جریان هجومی



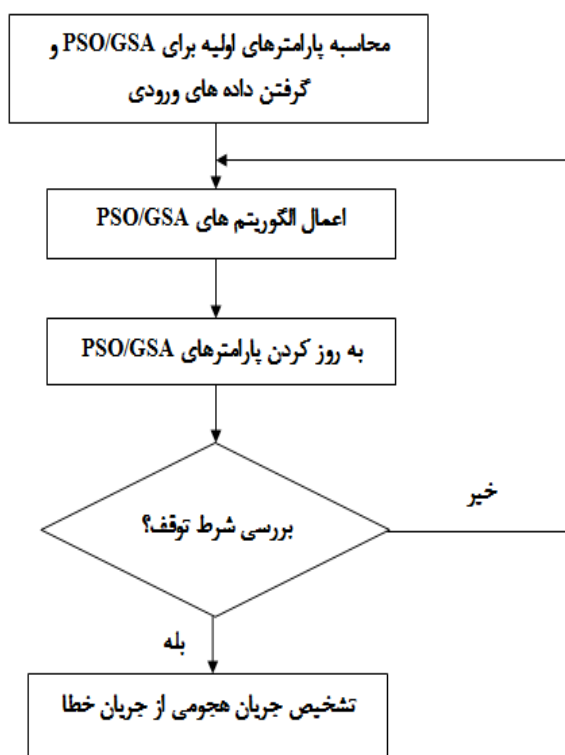
شکل (۳): شکل موج جریان هجومی

داده‌های موجود در [۱۶] استفاده شده‌اند، اما به خاطر تغییرات شدید در این اطلاعات آنها بدون پیش پردازش قابل استفاده نیستند. به همین علت، این داده‌ها ابتدا با استفاده از معادله ۱۴ نرمالیزه شده سپس برای آموزش شبکه عصبی استفاده شدند.

همان طور که می‌دانیم، به کار بردن سیگنال پیوسته به عنوان ورودی برای شبکه عصبی مصنوعی غیرممکن است. از این رو، داده‌هایی گسسته از شکل موج‌های جریان نرمال، جریان خط و جریان هجومی استخراج شده‌اند و به منظور داشتن داده‌هایی معتبر،

در شکل (۴) مراحل آموزش شبکه عصبی با استفاده از PSO و Gsa نمایش داده شده است.

$$Normalized\ Data = \frac{Data - \min(row)}{\max(row) - \min(row)} \quad (14)$$



شکل (۴): تشریح روند آموزش شبکه عصبی با PSO/GSA

۵-۲- نتایج و مباحث

کنترلی Gsa، $\alpha = 15$ و $G_0 = 200$ هستند، تعداد جرم‌ها برابر با ۱۰ است. از سوی دیگر شبکه عصبی یک لایه ورودی به ۱۶ نورون، ۲ لایه مخفی با ۳۲ و ۱۶ نورون و یک لایه خروجی با دو نورون دارد. همچنین از PSO نیز برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. همچنین برای این کار پارامترهای کنترلی PSO، $c_1 = 2$ و $c_2 = 2$ و تعداد ذرات برابر با ۱۰ است.

در ابتدا شبکه عصبی با داده‌های آموزش، آموزش داده شده است، سپس از داده‌های تست برای تست شبکه آموزش دیده شده استفاده شده است. در جدول (۱) و جدول (۲) داده‌های نتیجه یا به عبارت دیگر خروجی حقیقی شبکه عصبی برای آموزش و

پس از استخراج ویژگی از سه حالت نرمال، جریان هجومی و جریان خطا، از بین ترانسفورماتورهای مختلفی که داده‌های مربوط به آن در [۱۶] ذکر شده است، ۴ ترانسفورماتور به طور تصادفی انتخاب شدند که از بین داده‌های این ۴ ترانس ۱۰ نمونه به عنوان داده‌های آموزش انتخاب، بقیه داده‌ها نیز به عنوان داده‌های تست در نظر گرفته شدند. البته برای ۶ و ۸ ترانسفورماتور نیز کار تست را انجام دادیم که دقت نتایج حاصل از ۶ و ۸ ترانس به همان دقت و کیفیت نتایج مربوط به ۴ ترانس بود. به همین علت، فقط به نتایج حاصله از ۴ ترانس اشاره می‌کنیم. همچنین برای این کار پارامترهای

شده است. شایان ذکر است که در شکل (۵)، نقاط خاکستری، pbest برای هر تکرار و خط مشکی نیز gbest است. شکل‌ها نشان می‌دهند که Gsa در تکرار ۵۰ام همگرا شده است. همچنین پس از ۲۰ بار اجرا کردن قابل مشاهده است که مقدار MSE با Gsa تقریباً 3×10^{-14} است. از روی نتایج بدست آمده از Gsa می‌توان فهمید که جریان هجومی از جریان خطا به خوبی تشخیص داده شده است.

تست داده‌ها به ترتیب به کمک PSO و GSA فهرست شده است.

به منظور سنجش کیفیت آموزش از مقدار متوسط خطا (MSE) استفاده شده است. MSE مقدار متوسط مجذور خطا را اندازه‌گیری می‌کند. بنابراین، تابع MSE می‌تواند در معادله ۱۵ نشان داده شود.

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} (\text{target output} - \text{actual output})^2}{M \times N} \quad (15)$$

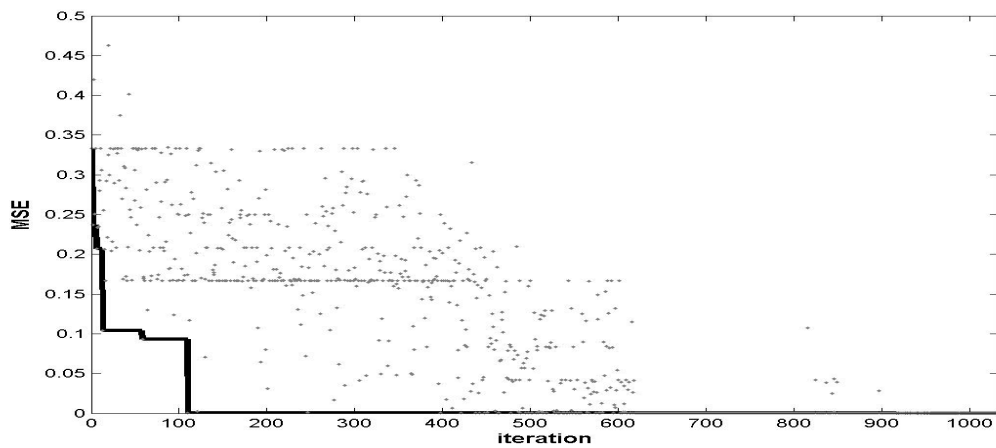
به عنوان یک نتیجه با استفاده از PSO، GSA و BP مقادیر MSE به ترتیب 1.2879×10^{-19} ، 1.4845×10^{-20} و 1.2316×10^{-03} می‌شود. منحنی مقادیر PSO و GSA به ترتیب در شکل (۵) و شکل (۶) نشان داده

جدول (۱): نتایج مربوط به تشخیص جریان هجومی، جریان نرمال و جریان خطا با PSO

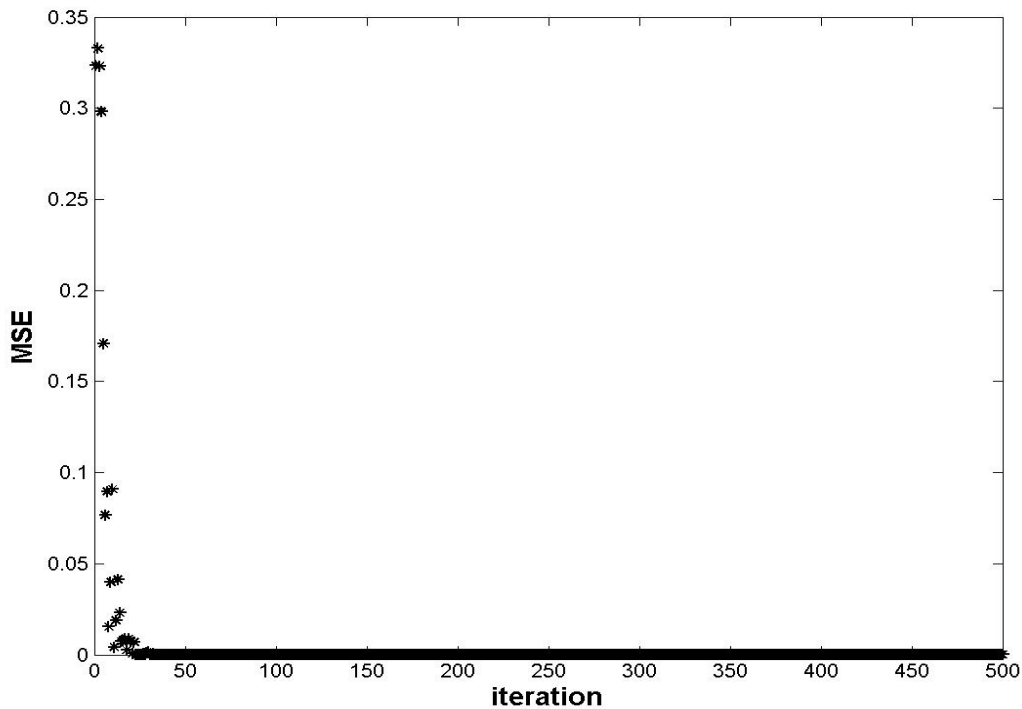
خطا	خروجی واقعی	خروجی هدف	شرایط	داده‌های آموزشی
۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	جریان نرمال جریان هجومی جریان خطای داخلی	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۱۶
۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	جریان نرمال جریان هجومی جریان خطای داخلی	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۲۵
۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	جریان نرمال جریان هجومی جریان خطای داخلی	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۵
۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۱.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	جریان نرمال	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۳
خطا	خروجی واقعی	خروجی هدف	شرایط	داده‌های تست
۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰ ۰.۰۰۰۰	جریان هجومی جریان خطای داخلی	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۳

جدول (۲): نتایج مربوط به تشخیص جریان هجومی، جریان نرمال و جریان خطا با GSA

خطا	خروجی واقعی	خروجی هدف	شرایط	داده‌های آموزشی
.....	جریان نرمال	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۱۶
.....	جریان هجومی	
.....	جریان خطای داخلی	
.....	جریان نرمال	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۲۵
.....	جریان هجومی	
.....	جریان خطای داخلی	
.....	جریان نرمال	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۵
.....	جریان هجومی	
.....	جریان خطای داخلی	
.....	جریان نرمال	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۳
خطا	خروجی واقعی	خروجی هدف	شرایط	داده‌های تست
.....	جریان هجومی	kV۳۳/۱۱۰MVA, ۳
.....	جریان خطای داخلی	



شکل (۵): منحنی تغییرات میانگین مربعات خطا نسبت به تعداد تکرار با PSO



شکل (۶): منحنی تغییرات میانگین مربعات خطا نسبت به تعداد تکرار با GSA

نرمال یک ترانسفورماتور ۱۶ مگا ولت آمپر و با سطح ولتاژ ۶۶/۳۳ کیلو ولت استفاده شده است، نتایج و اطلاعات مربوط به مقایسه ۳ الگوریتم فوق در جدول (۳) و جدول (۴) و شکل (۷) نشان داده شده است.

۵-۳- مقایسه نتایج به دست آمده از الگوریتم‌های

BPN ، GSA و Pso

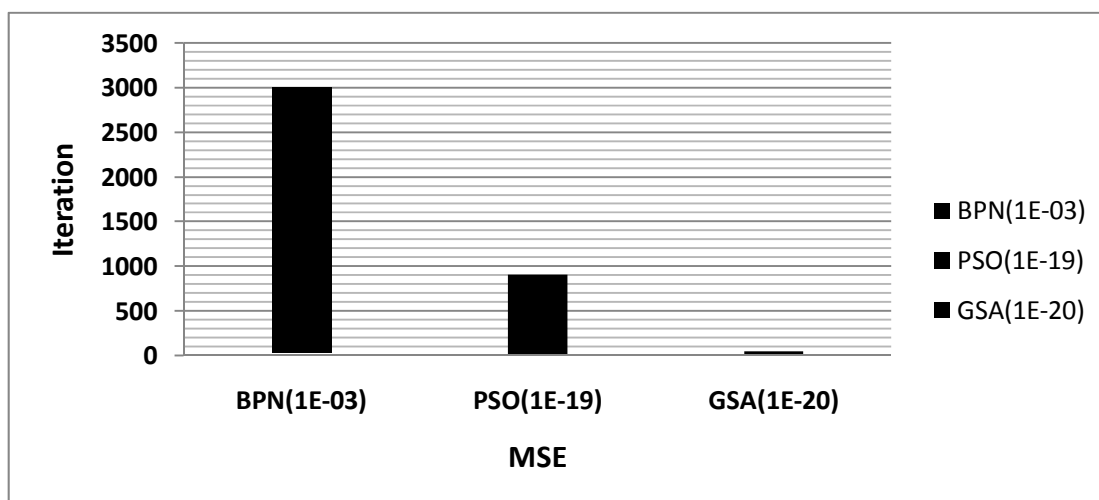
به منظور نمایش کیفیت الگوریتم Gsa در مقایسه با شبکه عصبی پس انتشار و Pso، از داده‌های نرمالایز شده جریان هجومی، جریان خطا و جریان

جدول (۳): مقایسه نتایج به دست آمده از سه الگوریتم GSA، PSO و BP

خروجی در طی آموزش و تست شبکه عصبی						ساختار شبکه عصبی	شرایط عملکرد
PSO		GSA		BPN			
خروجی شبکه عصبی	خروجی هدف	خروجی شبکه عصبی	خروجی هدف	خروجی شبکه عصبی	خروجی هدف		
۰۰۰۰ .۰ ۰۰۰۰ .۱	۰ ۱	۰۰۰۰ .۰ ۰۰۰۰ .۱	۰ ۱	۰۰۶۹ .۰ ۹۹۱۴ .۰	۰ ۱	۱۶-۳۲-۲	جریان نرمال
۰۰۰۰ .۱ ۰۰۰۰ .۰	۱ ۰	۰۰۰۰ .۱ ۰۰۰۰ .۰	۱ ۰	۹۷۸۲ .۰ ۰۰۹۴ .۰	۱ ۰	۱۶-۳۲-۲	جریان هجومی
۰۰۰۰ .۱ ۰۰۰۰ .۱	۱ ۱	۰۰۰۰ .۱ ۰۰۰۰ .۱	۱ ۱	۹۶۸۶ .۰ ۹۸۹۵ .۰	۱ ۱	۱۶-۳۲-۲	خطای داخلی

جدول (۴): مقایسه عملکرد سه الگوریتم GSA، PSO و BP

پارامترها	BPN	PSO	GSA
تعداد تکرار	۳۰۰۰	۹۱۰	کمتر از ۵۰
خطا	۰.۰۱۴۳	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
دقت (%)	۸.۹۸	۱۰۰	۱۰۰



شکل (۷): نتایج مربوط به آموزش شبکه عصبی با سه الگوریتم GSA، PSO و BP

داشته باشد. از این میان، تاثیر پارامترهای کنترلی α و G_0 بیشتر خود نمایی می کنند. در این بخش، حساسیت نتایج نسبت به تغییرات این پارامترها برای ترانسفورماتور نمونه ۱۶ مگا ولت آمپر و ۶۶/۳۳ کیلو ولت بررسی و نتایج مربوط به آنالیز حساسیت در جدول (۵) نشان داده شده‌اند. یافتن مقداری بهینه برای پارامترهای کنترلی الگوریتم، به مهندسان در حل هر چه بهتر مسأله کمک شایانی می نماید.

نتایج نشان می‌دهند که در این سه روش، Gsa می‌تواند عمل تشخیص را بسیار سریع انجام دهد و همچنین مقدار MSE کمتری در مقایسه با الگوریتم‌های Pso و bp ارائه می‌دهد. به طور کلی، می‌توان گفت روش‌های آموزش مطرح شده، به خصوص Gsa، دقت و سرعت پاسخ بهتری در مقایسه با روش‌های آموزش سنتی دارد.

۴-۵- بررسی تاثیر پارامترهای کنترلی الگوریتم جستجوی گرانشی بر دقت شناسایی تغییرات در پارامترهای الگوریتم جستجوی گرانشی می‌تواند بر دقت جواب مسأله تاثیر بسزایی

جدول (۵): تاثیر پارامترهای کنترلی بر روی GSA

پارامترهای کنترلی	اندازه	شرایط	خروجی هدف	خروجی واقعی	خطا	مقدار میانگین مربعات خطا
α	۱۰	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۱۳ . ۹۹۹۲ . ۰	۰۰۱۳ . ۰۰۰۰۸ . ۰	۰۰۶e-۲۷۱۲ . ۱
		جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۹۹۹۰ . ۰۰۱۳ . ۰	۰۰۱۰ . ۰۰۰۱۳ . ۰	
		خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۹۹۸۳ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۱۷ . ۰۰۰۰۰ . ۰	
	۲۵	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۴ . ۹۹۹۸ . ۰	۰۰۰۴ . ۰۰۰۰۲ . ۰	۰۰۷e-۳۹۹۲ . ۴
		جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۹۹۹۸ . ۰۰۰۱ . ۰	۰۰۰۲ . ۰۰۰۱۰ . ۰	
		خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۹۹۸۹ . ۰۰۰۰۴ . ۰	۰۰۱۱ . ۰۰۰۰۴ . ۰	
۳۰	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۲۶۹۹ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۲۶۹۹ . ۰۰۰۲۷۲ . ۰	۰۲۳۴ . ۰	
	جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۷۶۹۱ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۲۳۰۹ . ۰۰۰۱۰۰ . ۰		
	خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۹۵۶۹ . ۰۰۰۰۳۷ . ۰	۰۴۳۱ . ۰۰۰۰۶۳ . ۰		
G_0	۱۰۰	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۱۳۷ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۰۱۳۷ . ۰۰۰۱۱۳ . ۰	۰۰۴e-۳۹۱۹ . ۱
		جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۹۹۷۴ . ۰۰۱۷۳ . ۰	۰۰۲۶ . ۰۰۱۷۳ . ۰	
		خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۹۹۳۱ . ۰۰۰۰۴ . ۰	۰۰۶۹ . ۰۰۰۱۹۶ . ۰	
	۲۵۰	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۱ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۱ . ۰۰۰۰۰ . ۰	۱۸e-۳۳۴۹ . ۱
		جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۲ . ۰	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۲ . ۰	
		خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۹۹۹۹ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۱ . ۰۰۰۰۰ . ۰	
۳۳۰	جریان نرمال	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۰ . ۰	۰۲۰e-۴۴۸۹ . ۹	
	جریان هجومی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۰	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۰ . ۰		
	خطای داخلی	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۰ . ۱ . ۰۰۰۰ . ۱	۰۰۰۰ . ۰۰۰۰۰ . ۰		

جریان بسیار بزرگ در سمت اولیه ترانس ایجاد می‌شود که از جریان نامی ترانسفورماتور بسیار بزرگتر است. این پدیده جریان هجومی مغناطیس کننده نامیده می‌شود که باعث عملکرد نامناسب سیستم‌های حفاظتی می‌گردد. در واقع، تشابه بین ویژگی‌های جریان هجومی و شرایط خطای داخلی باعث رخداد این خطا می‌گردد. بنابراین، برای کارکرد ایمن ترانسفورماتور لازم است که جریان هجومی از جریان خطا تشخیص داده شود.

در این پروژه، شبکه عصبی برای تشخیص جریان هجومی از جریان خطای داخلی استفاده شده است.

نتایج حاصل از تکرار آنالیز حساسیت نشان می‌دهد که بهترین رنج برای α بین ۷ تا ۲۸ بوده، به طوری که با افزایش اندازه α دقت روش افزایش یافته و یا به عبارتی مقدار میانگین مربعات خطا در شناسایی جریان هجومی کاهش می‌یابد. همچنین، آنالیز حساسیت روی تغییرات G_0 نشان می‌دهد که بهترین مقدار برای این پارامتر در بازه [۱۲۰-۳۰۰] قرار دارد.

۶- نتیجه گیری

وقتی یک ترانسفورماتور قدرت به یک منبع تغذیه وصل می‌شود، در لحظه وصل شدن یک

- Meeting 2008 - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008, pp. 1-6 .*
- [6] B. He, X. Zhang, and Z. Q. Bo, A New Method to Identify Inrush Current Based on Error Estimation, *IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 3, July 2006, pp. 1163-1168 .*
- [7] H. Khorashadi-Zadeh, Fuzzy-Neuro Approach to Differential Protection for Power Transformer, *IEEE Region 10 Conference 2004 (TENCON 2004), Vol. 3, 2004, pp. 279-282 .*
- [8] H. Khorashadi-Zadeh, Fuzzy-Neuro Approach to Investigating Transformer Inrush Current, *2005/2006 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2006, pp. 1302-1306 .*
- [9] S. E. Safty, S. Gharieb, A. E. L. Badr, and M. Mansour, A Wavelet Fuzzy Expert Technique for classification of Power Transformer Transients, *IEEE International Conference on Power System Technology 2006 (PowerCon 2006), 2006, pp. 1-5 .*
- [10] M. Delshad, S. M. Mosavian-nasab, and B. Fani, A New Method for Improved of Power Transformer Protection Using Fuzzy Logic, *In Proc. of International Conference on Electrical Machines and Systems 2007, 8-11 October, 2007, Seoul, Korea, pp. 1279-1282.*
- [11] P. L. Mao, and R. K. Aggarwal, A Novel Approach to the Classification of the Transient Phenomena in Power Transformers Using Combined Wavelet Transform and Neural Network, *IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 4, October 2001, pp. 654-660 .*
- [12] O. A. S. Youssef, A Wavelet-Based Technique for Discrimination between Faults and Magnetizing Inrush Currents in Transformers, *IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 18, No. 1, January 2003, pp. 170-176 .*
- [13] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, GSA: A Gravitational Search Algorithm, *Information Sciences, Vol. 179, 2009,*
- یک الگوریتم جمعی جدید که GSA نامیده می‌شود، برای آموزش شبکه عصبی ارائه شده است. به منظور نشان دادن کیفیت و توانایی الگوریتم ارائه شده، نتایج به دست آمده از الگوریتم GSA با الگوریتم PSO و BP که یکی از رایج‌ترین روش‌های آموزش شبکه عصبی است، مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم ارائه شده (GSA) زمان تست و آموزش را کاهش می‌دهد.
- منابع:
- [1] B. Kasztenny, and A. Kulidjian, An Improved Transformer Inrush Restraint Algorithm Increases Security While Maintaining Fault Response Performance, *53rd Annual Conference for Protective Relay Engineers, April 2000, pp. 1-27 .*
- [2] M. Sengul, S. Ozturk, and B. Alboyaci, Sympathetic Inrush Phenomenon on Power Transformers and Fault Identification Using Artificial Neural Networks, *International Review on Electrical Engineering (I. R. E. E.), Vol. 4, Issue. 5, September/October 2009, pp. 1067-1075.*
- [3] M. Yazdani-Asrami, A. Ebadi, R. Ahmadi Kordkheili, M. Taghipour, Effect of Null Wire on the Peak Value of Inrush Current in Three-Phase Transformers Bank, *International Review on Modelling and Simulations (I. RE. MO. S.), Vol. 3, No. 2, April 2010, pp. 140-145 .*
- [4] G. Baoming, A. T. Almeida, Z. Qionglin, and W. Xiangheng, An Equivalent Instantaneous Inductance Based Technique for Discrimination Between Inrush Current and Internal Faults in Power Transformers, *IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 20, No. 4, October 2005, pp. 2473-2482 .*
- [5] E. S. Jin, L. L. Liu, Z. Q. Bo, and A. Klimek, Application of Equivalent Instantaneous Inductance Algorithm to the Y- Δ Three-Phase Transformer, *IEEE Power and Energy Society General*

- pp. 2232–2248.
- [14] C. Li, and J. Zhou, Parameters identification of hydraulic turbine governing system using improved gravitational search algorithm, *Energy Conversion and Management*, Vol. 52, 2011, pp. 374-381 .
- [15] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, Filter modeling using gravitational search algorithm, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. , 2010, pp. 2232–2248 .
- [16] M. Geethanjali, S. M. R. Slochanal, and R. Bhavani, PSO trained ANN-based differential protection scheme for power transformers, *Neurocomputing*, Vol. 71, 2008, pp. 904–918 .
- [17] N. Yan, and Zh. Fu, Optimization and Coordination of UPFC Controls Using MOPSO, *International Review on Electrical Engineering (I. R. E. E.)*, Vol. 5, Issue. 5, October 2010, pp. 1967-1975 .
- [18] J. Du, Y. Feng, G. Wu, P. Li, and Zh. Mo, Optimal Design for Rectifier Transformer Using Improved PSO Algorithm, *IEEE International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA 2010)*, Vol. 2, 2010, pp. 828-831.
- [19] L. Tang, R. Luo, M. Deng and J. Su, Study of Partial Discharge Localization Using Ultrasonics in Power Transformer Based on Particle Swarm Optimization, *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, Vol. 15, 2008, pp. 492-495 .
- [20] Richardson, Z. J. Fitch, J. Tang, W. H. Goulermas, J. Y. Wu and Q. H, A Probabilistic Classifier for Transformer Dissolved Gas Analysis with a Particle Swarm Optimizer, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 23, 2008, pp. 751-759 .
- [21] H. Li, D. Yang, Zh. Ren and Zh. Li, Based on PSO-BP network algorithm for fault diagnosis of power transformer, *IEEE International Conference on Computer, Mechatronics*