تخصیص تلفات انتقال در محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه- حوضچه توان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

مهرداد حجت[۱] محمدحسین جاویدی[۲] سعیدرضا گلدانی[۳]

۱- استادیار- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه آزاد اسلامی واحد شاهرود- شاهرود- ایران
me.hojjat@stu-mail.um.ac.ir
۲- استاد- دانشکده مهندسی- دانشگاه فردوسی مشهد- مشهد- ایران
h-javidi@ferdowsi.um.ac.ir
۳- استادیار- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران
sa_go29@stu-mail.um.ac.ir

چکیده: در یک سیستم قدرت تجدید ساختار یافته، تلفات باید برای هر عرضه‌کننده، هر مصرف‌کننده و هر قرارداد انتقال مشخص باشد. روش‌های تخصیص تلفات که تاکنون ارائه شده‌اند، به دلیل طبیعت غیرخطی مسئله، دارای محاسبات پیچیده و زمان‌بر هستند. با توجه به اهمیت پارامتر زمان در محاسبات تخصیص تلفات بخصوص بازارهای لحظه‌ای و اینکه باید این محاسبات بصورت همزمان انجام شوند، وجود روشی که دارای سرعت و دقت قابل قبول باشد، ضروری به نظر می‌رسد. در این مقاله روشی جدید برای تخصیص تلفات ارائه شده است که دارای دو ویژگی سرعت مناسب و دقت قابل قبول بصورت همزمان می‌باشد. در این روش ابتدا شبکه عصبی پیشخور چند لایه با استفاده از یک الگوریتم بهبود یافته آموزش داده می‌شود و ساختار بهینه آن مشخص می‌گردد. سپس، تلفات سیستم انتقال با استفاده از این ساختار بهینه تخمین زده می‌شوند و عملکرد روش پیشنهادی ارزیابی می‌گردد. شبکه تست ۱۴ باسه IEEE برای انجام شبیه‌سازیها انتخاب می‌شود. روش ارائه شده در این مقاله می‌تواند عمل تخصیص تلفات سیستم انتقال به تک تک عناصر شبکه را در مدت زمان بسیار کوتاه انجام دهد. دقت نتایج بدست آمده به کمک این روش، در حد دقت نتایج واقعی بدست آمده از روش EBE[۱] می‌باشد.

کلمات کلیدی: محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه- حوضچه توان ، تخصیص تلفات[۲]، شبکه عصبی پیشخور چند لایه

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۸۸/۰۵/۳۱
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۰۹/۱۱
نام نویسنده‌ی مسئول: مهرداد حجت
نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – شاهرود – دانشگاه آزاد اسلامی – دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11-No.1- Spring & Summer 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

۱- مقدمه

تلفات انتقال، در یک سیستم قدرت، پدیده‌ای طبیعی و مربوط به ذات این سیستم است. تلفات توان در شبکه انتقال و توزیع تحت تأثیر عوامل ذیل قرار دارد :

محل قرار گرفتن واحدهای تولیدی، نقاط اتصال بارها، حجم انرژی انتقالی، نوع بارهای متصل شده، پیکر بندی شبکه، سطح ولتاژ، فاکتورهای دینامیکی مرتبط با جریان متناوب شبکه (ضریب توان، هارمونیکها و کنترل توان اکتیو و راکتیو)، طول خط که این پارامتر یک رابطه تقریباً خطی با تلفات دارد (دو برابر شدن طول خط منجر به دو برابر شدن تلفات می‌شود)، جریان خط که این پارامتر یک رابطه غیر خطی با تلفات دارد [۱].

همانطور که می‌دانیم از مهمترین اهداف بوجود آمدن سیستم رقابتی در بخشهای مختلف صنعت برق، افزایش کارآیی سیستم و کاهش هزینه تمام شده برق است که در نهایت شرکت کنندگان بازار را تشویق به سرمایه‌گذاری در تکنولوژیهای جدیدتر و کاراتر می‌کند. با اینحال، برای عادلانه بودن رقابت در بازار برق و بوجود آمدن انگیزه‌های اقتصادی مثبت هر یک از شرکت کنندگان باید به قدر سهم استفاده از خطوط انتقال هزینه پرداخت کند [۲].

در یک سیستم قدرت تجدید ساختار یافته، تلفات تخصیص یافته هر عرضه کننده، هر مصرف کننده و هر قرارداد انتقال باید مشخص باشد. اگرچه تخصیص تلفات سطح تولید و جریان توان را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد، اما توزیع درآمد و هزینه را در باسهای شبکه بین تولید کنندگان و مصرف کنندگان تغییر می‌دهد. در سیستمهای قدرت تجدید ساختار یافته، هر تولید کننده باید علاوه بر توان قراردادی با مصرف کننده خود، تلفات مرتبط با این انتقال را نیز تأمین کند. بنابراین بهره‌بردار سیستم باید میزان تلفات تخصیص یافته به هر قرارداد را بطور جداگانه مشخص نماید. بسته به نوع قرارداد، یک عرضه کننده ممکن است توان قراردادی به اضافه تلفات را تأمین کند و یا اینکه فقط توان قراردادی را تأمین کند و هزینه تلفات مربوطه را پرداخت نماید. در موارد دیگر، تلفات ممکن است بوسیله یک واحد مشخص تأمین شود و یا اینکه بهره‌بردار سیستم از بازار لحظه‌ای توان برای تأمین تلفات استفاده کند.

بطور کلی مهمترین روشهای موجود را، از لحاظ مفهوم مورد استفاده در تخصیص تلفات، می‌توان بصورت زیر دسته‌بندی کرد:

روش حدی (افزایشی) [۳]: روشی است بر اساس ضرایب حساسیت و مفاهیم اقتصادی، که در آن تأثیر تغییرات جزئی توان تزریقی در هر باس بطور جداگانه در تلفات کل سیستم محاسبه شده و ضرایب تلفات مشخص می‌شوند. سپس، تخصیص تلفات بواسطه این ضرایب صورت می‌گیرد.

روش ردیابی توان[۴]: روشی است برای مسیریابی توان الکتریکی جاری در شبکه انتقال که توانایی ارزیابی اینکه چه مقدار از توان خروجی یک ژنراتور به یک بار مشخص می‌رسد، را دارد. این روش همچنین می‌تواند مقدار مشارکت هر ژنراتور و بار را در توان جاری خطوط مشخص کند.

روش مبتنی بر تئوری مدار [۵]: روشی است مبتنی بر اصل جمع آثار که در آن با توجه به نتایج پخش بار و معادلات شبکه، تلفات به عناصر مختلف سیستم تخصیص پیدا خواهد کرد.

روش مبتنی بر قراردادهای دوجانبه [۶] و [۷]: در این روش بجای استفاده از مفهوم باس اسلک منحصر بفرد، جفتهای خریدار – فروشنده تعریف می‌شود که با هم دارای قراردادهای دوجانبه فرضی هستند. با توجه به اهمیت قراردادهای دوجانبه، تعدادی از روشهای موجود نظیر روش ضرایب حساسیت، برای قراردادهای دو طرفه بطور خاص تعمیم داده شده‌اند.

روش ماتریس امپدانس [۸]: روشی بر اساس ماتریسهای امپدانس و ادمیتانس شبکه انتقال است.

اکثر روشهای ارائه شده برای تخصیص تلفات، بدلیل طبیعت غیرخطی مسئله، دارای محاسبات پیچیده و زمانبری هستند. در عین حال در هر روش، درصدی از تقریب بکار رفته است. با توجه به اهمیت پارامتر زمان در محاسبات تخصیص تلفات و اینکه این محاسبات بصورت همزمان انجام می‌شوند، وجود روشی که دارای سرعت مناسب و دقت قابل قبول باشد، ضروری بنظر می‌رسد. برهمین اساس، مطالعات و تحقیقات اخیر در زمینه روشهای تخصیص تلفات بر استفاده از روشهای هوش مصنوعی در فرآیند تخصیص تأکید داشته‌اند. بطور مثال، مرجع [۹] از تئوری بازیها برای تخصیص تلفات استفاده می‌شود. بازیگران این بازی، قراردادهای دوجانبه معادل هستند. همچنین در مرجع [۱۰] یک روش مبتنی بر بهینه‌سازی با استفاده الگوریتم کلونی زنبور عسل برای تخصیص تلفات ارائه شده است. ایده روش از نحوه جستجو غذا توسط زنبور عسل استخراج شده و تابع هدف مسئله کمینه کردن میزان انحراف جواب مسئله از نتایج پخش بار می‌باشد.

تاکنون شبکه‌های عصبی گوناگونی برای حل طیف وسیعی از مسائل مختلف مهندسی بوجود آمده‌اند مانند شبکه هاپفیلد، شبکه کوهانن، شبکه پایه شعاعی و شبکه های پیشخور. کاربرد هر کدام از شبکه‌های مذکور با توجه به خصوصیات و قابلیتهای آنها مشخص می‌گردد. بعنوان نمونه، مرجع [۱۱] از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طبقه‌بندی الگوها استفاده نموده است. در همین حال، بکارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در فرآیند تخصیص تلفات نیز مورد توجه محققین در سالهای اخیر بوده است. مرجع [۱۲]، برای محاسبه تلفات کل سیستم انتقال بصورت زمان حقیقی از شبکه‌های عصبی پروسپترون و پایه شعاعی استفاده کرده و به لحاظ زمان و دقت محاسبات نسبت به روشهای تقریبی نظیر ماتریس تلفات به نتایج قابل قبولی دست یافته است. در این روش ابتدا یک شبکه عصبی به کمک اطلاعات بدست آمده از اجرای برنامه پخش بار در شرایط مختلف بارگذاری سیستم آموزش داده می‌شود. سپس، از این شبکه عصبی برای تخمین تلفات در

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

وضعیتهای بارگذاری جدید استفاده می‌گردد. روش پیشنهاد شده، مخصوصاً هنگام استفاده از شبکه عصبی پرسپترون، در محاسبه هم-زمان تلفات شبکه انتقال دارای کارآیی خوبی است. مراجع [۱۳] و [۱۴]، از شبکه عصبی مصنوعی پیشخور چند لایه برای تخصیص تلفات به قراردادهای دوجانبه استفاده کرده‌اند. تخصیص تلفات بصورت زمان حقیقی بوده و از روش حدی برای تولید داده‌های مورد نیاز در آموزش استفاده شده است. در این مقاله، از قانون یاد گیری پس انتشار خطا[3] برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. همچنین بمنظور تسریع همگرایی و بهبود نتایج حاصله از تکنیکهایی نظیر مقادیر آستانه متفاوت استفاده شده است. مرجع [۱۵]، از ترکیب روش Z-Bus با تخمین بوسیله شبکه‌های عصبی برای تخصیص تلفات در محیط حوضچه توان استفاده نموده است. اساس این روش، ماتریس امپدانس شبکه است که داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی را تولید می‌کند. مرجع [۱۶]، از یک شبکه پرسپترون چندلایه با ساختار دینامیک برای تخصیص تلفات به عناصر شرکت کننده در بازار استفاده می‌کند. مرجع [۱۷]، از ترکیب تئوری بازیها و شبکه عصبی مصنوعی برای تخصیص تلفات به قراردادهای دوجانبه استفاده نموده است. در مرجع [۱۸]، عملکرد دو ساختار متفاوت از شبکه‌های عصبی در تخصیص تلفات از لحاظ زمان پاسخگویی و امکان استفاده در چارچوب زمان حقیقی مورد بررسی قرار گرفته است. در مرجع [۱۹] نیز، از یک الگوریتم فازی جهت بالا بردن سرعت پاسخگویی شبکه عصبی در تخصیص تلفات بهره گرفته شده است.

در این مقاله یک روش عملی جدید برای تخمین و تخصیص تلفات در محیط بازار برق ارائه شده است. چارچوب بازار برق مورد مطالعه مشتمل بر قراردادهای دوجانبه در محیط حوضچه توان می‌باشد. هدف ارائه روشی است که زمان محاسبات تخصیص را بطور محسوسی کاهش داده، در عین حال، دقت نتایج تخصیص را در سطح قابل قبولی حفظ کند. برای این منظور از شبکه عصبی پیشخور چند لایه و نتایج تخصیص تلفات با استفاده از روش قراردادهای دوجانبه معادل، استفاده می‌شود. همچنین ساختار بهینه برای شبکه عصبی مورد استفاده نیز محاسبه خواهد شد. شبیه‌سازیها نشان می‌دهند که روش ارائه شده ضمن برخورداری از دقت مناسب دارای سرعت قابل قبول نیز می‌باشد. دقت نتایج تخمینی مبین آن است که ساختار انتخابی می‌تواند در شبکه‌های بزرگتر مورد استفاده قرار گیرد هر چند که با افزایش ابعاد شبکه تست، زمان و حافظه مورد نیاز برای آموزش افزایش می‌یابد. در این مقاله برای حل این مشکلات راهکارهای زیر استفاده گردیده است:

- استفاده از یک الگوریتم بهبودیافته برای آموزش
- مدیریت حافظه در برنامه‌نویسی
- انتخاب مناسب تعداد الگوهای ورودی، خروجی برای آموزش

در ادامه مقاله، ابتدا شرایط تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی و سپس مدلسازی این شبکه برای تخمین تلفات تشریح می‌شود. در پایان نیز مدلی مناسب برای تخصیص تلفات یک سیستم قدرت واقعی ارائه می‌گردد.

۲- مدلسازی داده‌های مورد نیاز در آموزش شبکه عصبی مصنوعی

برای آموزش شبکه عصبی نیاز به تعداد مشخصی از الگوهای ورودی-خروجی است که بوسیله روش ناظر تولید می‌شوند. همچنین، جهت سنجش عملکرد شبکه آموزش دیده، لازم است این شبکه با تعدادی از الگوهای ورودی-خروجی که از طریق روش ناظر بدست آمده‌اند، تست شود. روش ناظر در این تحقیق، تخصیص تلفات با استفاده از مفهوم قراردادهای دوجانبه معادل [۲۰] و [۲۱] در محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه-حوضچه توان است. انتخاب محیط ترکیبی برای تخصیص تلفات، دلایل متعددی دارد :

۱. با در نظر گرفتن چنین محیطی بطور مسلم به واقعیتهای موجود در شبکه نزدیکتر شده و یک شبکه با شرایط واقعی را مورد مطالعه قرار می‌دهیم.

۲. از آنجایی که تخصیص تلفات به قراردادهای دوجانبه و عناصر حوضچه توان تأثیرات فنی و اقتصادی بر روی یکدیگر خواهند داشت، تخصیص تلفات بصورت جداگانه به هر کدام از آنها نمی‌تواند به نتایج صحیحی منجر شود.

۳. روشهای بوجود آمده تا کنون بدلیل پیچیدگی محاسباتی توجهی به مدل کردن همزمان قراردادهای دوجانبه و حوضچه توان نداشته‌اند.

این محیط شامل دو نوع قرارداد تأمین انرژی است : مبادلات دو جانبه، مبادلات بر مبنای حوضچه توان. در یک سیستم مبادله دو جانبه، تمام معاملات انرژی الکتریکی تنها با دو طرف درگیرند: خریدار و فروشنده. این دو طرف در مورد کمیت، قیمت و هر شرط دیگری که ممکن است مایل به لحاظ نمودن آن در مبادله باشند، به توافق می‌رسند. بهره‌بردار سیستم در این معاملات وارد نمی‌شود و در تنظیم قیمت آنها هیچ نقشی ندارد. با اینحال و بطور طبیعی، قیمت در این مبادلات متأثر از قیمت در مبادلات حوضچه توان می‌باشد [۲].

در یک مبادله بر مبنای حوضچه توان، مصرف کنندگان و تولید کنندگان پیشنهاد خرید و فروش خود را به بهره‌بردار سیستم که بعنوان بهره‌بردار بازار نیز عمل می‌کند، ارائه می‌دهند. بهره‌بردار سیستم که باید از همه طرف‌های معامله مستقل باشد، ضمن ملاحظه قیود امنیت ناشی از شبکه انتقال، پیشنهاد خرید و فروشی را انتخاب می-کند که بازار را بطور بهینه تسویه نماید. همچنین بهره‌بردار سیستم در بخشی از این فرآیند، قیمتهای تسویه بازار را تعیین می‌کند. ثابت می-شود؛ هنگامیکه تلفات در شبکه انتقال مورد توجه باشد، قیمت انرژی الکتریکی به باسی بستگی خواهد داشت که توان به آن تزریق یا در آن دریافت می‌شود. قیمتی که مصرف کنندگان پرداخت و یا تولید کنندگان دریافت می‌کنند برای همه شرکت کنندگان متصل به یک باس یکسان می‌باشد. چنین وضعیتی لزوماً در سیستم مبادله

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11-No.1- Spring & Summer 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

غیرمتمرکز که در آن قیمتها بوسیله قراردادهای دوجانبه تعیین می‌شود، وجود ندارد. بنابراین، در یک سیستم مبتنی بر حوضچه توان، بهره‌بردار سیستم نقش فعالتری نسبت به مدل دوجانبه دارد. کارایی اقتصادی هنگامی حاصل می‌شود که بهره‌بردار سیستم به استفاده بهینه از شبکه انتقال توجه نماید.

بعد از مشخص شدن مقدار توان انتقالی در قراردادهای دوجانبه و پیشنهادهای خرید و فروش در حوضچه توان، یک پخش بار بهینه در کل شبکه اجرا می‌شود. پخش بار بهینه یک بهینه سازی غیر خطی برای مشخص کردن مقدار بهینه متغیرهای الکتریکی در یک شبکه قدرت است که دارای یک تابع هدف و تعدادی قید می‌باشد. تابع هدف ممکن است شکلهای متفاوتی مانند کمینه کردن هزینه کل، بیشینه کردن سود کل شبکه و یا حداکثر کردن رفاه اجتماعی داشته باشد. در این تحقیق، بیشینه کردن رفاه اجتماعی مورد توجه قرار گرفته است. با اجرای OPF، توانهای تولیدی و مصرفی المانهای شبکه، توانهای انتقالی و تلفات خطوط و ولتاژ باسها بدست می‌آیند.

از نتایج پخش بار بهینه در تخصیص تلفات بروش EBE استفاده شده و سهم تلفات هر یک از مؤلفه‌های تولید و مصرف محاسبه می‌شوند. تخصیص تلفات انتقال به روش EBE دارای ۴ مرحله اصلی است [۲۰]:

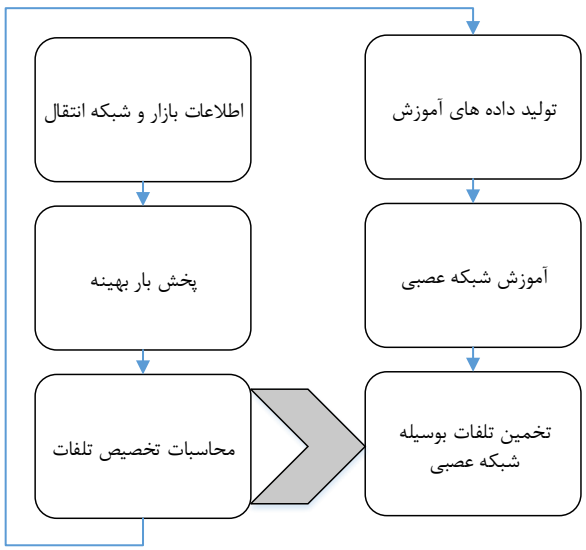
- تعیین قراردادهای دوجانبه فرضی بین تولیدکنندگان و مصرف کنندگان در بازار انرژی (EBE)
- تعیین میزان استفاده هر یک از قراردادهای دوجانبه واقعی و فرضی از تک تک خطوط انتقال
- تخصیص تلفات انتقال به هر یک از قراردادهای دوجانبه واقعی و فرضی به نسبت میزان استفاده از خطوط انتقال
- تقسیم تلفات تخصیص داده شده به هر یک از قراردادهای دوجانبه واقعی و فرضی بین ژنراتورها و بارهای درگیر در آن قرارداد دوجانبه

در تشکیل بانک اطلاعاتی ورودیهای شبکه عصبی، برای وضعیت خطوط انتقال یک متغیر تصادفی تعریف می‌شود که امکان در مدار یا خارج از سرویس بودن را برای خطوط فراهم می‌کند. از آنجایی که ممکن است یک یا تعدادی از خطوط بدلیل انجام عملیات تعمیر و نگهداری، حادث شدن اتصال کوتاه و موارد مشابه در مدار نباشند و در شرایطی موجب تغییر توپولوژی شبکه گردند، توجه به توپولوژی شبکه در هنگام تخصیص تلفات امری بسیار ضروری است. بنابراین، نمی‌توان الگوریتم تخصیص تلفات را برای یک توپولوژی ثابت طرح و پیاده سازی نمود. لذا، برای تخصیص دقیق و صحیح تلفات باید حالات مختلف در مدار بودن یا نبودن خطوط مدنظر قرار گیرند. خطوط شبکه انتقال در یک سیستم قدرت می‌توانند دوحالت در مدار و یا خارج از سرویس داشته باشند. در این مقاله یک متغیر تصادفی، با توزیع دو جمله‌ای، برای وضعیت خطوط در نظر گرفته شده است بطوریکه، احتمال در مدار قرار نگرفتن یک خط معادل FOR[۴] آن خط در نظر گرفته می‌شود. بدین وسیله، در هر دوره تخصیص تلفات ابتدا توپولوژی شبکه شناسایی شده و با توجه به آن، عمل تخصیص تلفات انجام می‌شود.

۳- انتخاب شبکه عصبی مناسب برای تخمین تلفات انتقال

هدف استفاده از شبکه عصبی، در مسئله تخصیص تلفات، عبارتست از جایگزینی شبکه عصبی با بلوک محاسباتی بنحوی که زمان انجام محاسبات کاهش یافته و خطای تخمین در آن کمینه شود. برای اینکار باید ابتدا نوع و ساختار شبکه عصبی مناسب انتخاب شود. سپس، قانون یادگیری این شبکه تعیین شده و با استفاده از یکی از روشهای موجود در تخصیص تلفات که دارای مزایایی از قبیل دقت قابل قبول و در نظر گرفتن پارامترهای تأثیر گذار بر تلفات است، داده‌های مورد نیاز در آموزش شبکه عصبی تولید شوند. در این مرحله، با انجام عملیاتی خاص، سعی در بهبود همگرایی و کاهش خطای تخمین می‌شود. بعد از این مرحله نوبت به آزمون شبکه عصبی می‌رسد. دقت نتایج بواسطه پارامتر MSE[۵] سنجیده می‌شوند.

همانطور که در شکل (۱) مشاهده می‌گردد، بجای استفاده از الگوریتمهای پیچیده و زمانبر تخصیص، یک شبکه عصبی آموزش دیده با ساختار بهینه بکار گرفته می‌شود. داده‌های مورد نیاز برای آموزش این شبکه از یکی از روشهای موجود تخصیص تولید می‌شوند.



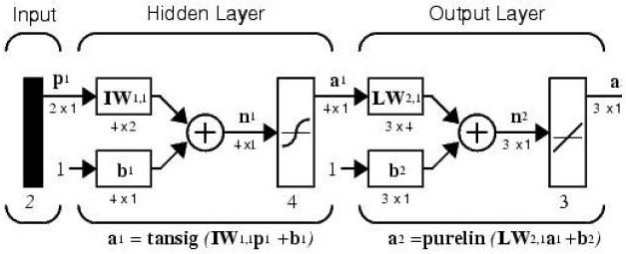
شکل (۱): دیاگرام عملکرد شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی پیشخور چند لایه از پرکاربردترین انواع شبکه‌های عصبی هستند که توانایی بدست آوردن جواب برای سیستمهای شدیداً غیرخطی را دارند. با توجه به اینکه تلفات انتقال تابعی غیرخطی از پارامترهای سیستم است، شبکه عصبی پیشخور چند لایه می‌تواند انتخاب مناسبی برای تخمین تلفات باشد. این نوع شبکه که اغلب با نام پرسپترون چند لایه[۶] شناخته می‌شوند، دارای حداقل یک لایه پنهان

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

می‌باشند که نرونهای مخفی در این لایه قرار می‌گیرند. وجود لایه پنهان در شبکه MLP توانایی آنرا، در حل مسائل پیچیده و شدیداً غیرخطی، بالا می‌برد. لایه‌های چندگانه همراه با توابع انتقال غیر خطی اجازه یادگیری روابط خطی و غیرخطی بین بردارهای ورودی-خروجی را به شبکه داده و قدرت شبکه در حل مسائل پیچیده را افزایش می‌دهند.

در این مقاله، با توجه به ماهیت غیرخطی مسئله تخصیص تلفات، از یک شبکه پیشخور با یک یا دو لایه پنهان برای تخمین مقادیر تلفات استفاده می‌شود. تابع انتقال مورد استفاده در لایه‌های پنهان تانژانت – سیگموئید و در لایه خروجی تابع خطی خواهد بود. تجربه نشان داده است که این ساختار منجر به حاصل شدن بهترین پاسخ از شبکه پرسپترون چندلایه خواهد شد [۲۲]. در شکل (۲) نمونه‌ای از شبکه مورد استفاده با یک لایه پنهان شامل ۴ نرون، ۲ ورودی و ۳ خروجی نشان داده شده است.



شکل (۲): یک شبکه پیشخور چند لایه نمونه

۴- انتخاب روش آموزش

MLPها معمولاً با الگوریتم پس انتشار خطا[۷] آموزش داده می‌شوند. الگوریتم اصلی پس انتشار خطا، نزول گرادیان است که در آن وزنها در جهت منفی بودن گرادیان معیار عملکرد، تغییر داده می‌شوند تا اینکه مقدار خطای شبکه به حد مطلوب مورد نظر برسد. رابطه (۱) روش اصلاح وزنها برای کاهش خطای شبکه را بروش نزول گرادیان نشان می‌دهد.

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k g_k \qquad (۱)$$

x_{k+1} بردار اصلاح شده وزنها و بایاسها، g_k گرادیان تابع خطا (تفاوت بین مقادیر خروجی واقعی و پاسخهای شبکه) و α_k نرخ یادگیری در مرحله k است. برای بهبود روش آموزش تغییرات زیادی در الگوریتم اصلی آموزش، نظیر گرادیان توأم و روش نیوتن بوجود آمده است. در کنار این روشها، متدهای متفاوتی مبتنی بر تکنیکهای بهینه سازی از قبیل روشهای تصادفی و الگوریتم ژنتیک نیز بوجود آمده‌اند. در این مقاله، بکمک تحلیل مفصلی که روی روشهای آموزش MLP در مرجع [۲۲] بعمل آمده است، روش آموزش لونبرگ-مارکوآرت (LM) که دارای همگرایی و دقت بهتری است، انتخاب می‌شود. در واقع، برای دستیابی به سرعت در اصلاح وزنها، روشهای مرتبه دوم در آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شوند که عبارتند از: شبه نیوتن و LM . در هر دو روش تلاش بر آنست که اصلاح وزنها بدون نیاز به محاسبه ماتریس هسیان انجام شود. با توجه به این فرض که تابع خطا به شکل مجموع مربعات است، اصلاح وزنها به صورت رابطه (۲) قابل نوشتن است:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \qquad (۲)$$

در رابطه (۲)، J ماتریس ژاکوبین بوده و حجم محاسباتی کمتری نسبت به ماتریس هسیان H دارد. مطابق رابطه (۳)، ماتریس ژاکوبین می‌تواند جایگزین H شود:

$$H = J^T J \qquad (۳)$$

از سویی برای گرادیان تابع سطح خطا نیز داریم : $g = J^T e$ که در آن e بردار مقادیر خطای شبکه است. پارامتر تعیین کننده در این شبکه، یک اسکالر کنترلی برای رفتار الگوریتم μ است. اگر $\mu=0$ باشد، الگوریتم شبیه روش نیوتن عمل می‌کند. هر چه μ بزرگتر شود، شباهت روش به الگوریتم نزول گرادیان افزایش می‌یابد. در تکرارهای اول، این مقدار بزرگ برای پارامتر μ مطلوب است. هنگامیکه الگوریتم به خطای مینیموم نزدیک می‌شود، روش نیوتن سریعتر و صحیح‌تر عمل می‌کند. بنابراین، μ در طول پروسه آموزش تغییر داده می‌شود. مقدار μ، بعد از هر تکرار موفق، کاهش یافته و بعد از هر تکرار ناموفق که باعث افزایش خطای شبکه گردد، افزایش می‌یابد.

این روش، برای شبکه‌های دارای اندازه متوسط، سریعترین روش می‌باشد. در حالیکه، با افزایش اندازه شبکه، حافظه مورد نیاز با توجه به ذخیره‌سازی ماتریسهای بزرگ افزایش می‌یابد. بنابراین، زمان انجام محاسبات نیز طولانی می‌شود که این دو مسئله از نقاط ضعف روش LM می‌باشند. یکی از روشهای حل مشکل فوق، تقسیم ماتریس ژاکوبین به چند زیر ماتریس است. در صورتیکه ماتریس J به سه زیر ماتریس تقسیم شود، ماتریس H با عبارت زیر جایگزین میگردد :

$$H = J^T J = [J_1^T \;\; J_2^T \;\; J_3^T] \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \\ J_3 \end{bmatrix} = J_1^T J_1 + J_2^T J_2 + J_3^T J_3 \qquad (۴)$$

با توجه به اینکه هر جزء $J_k^T J_k$ بصورت جداگانه محاسبه می‌شود، میزان حافظه مورد نیاز بشدت کاهش می‌یابد.

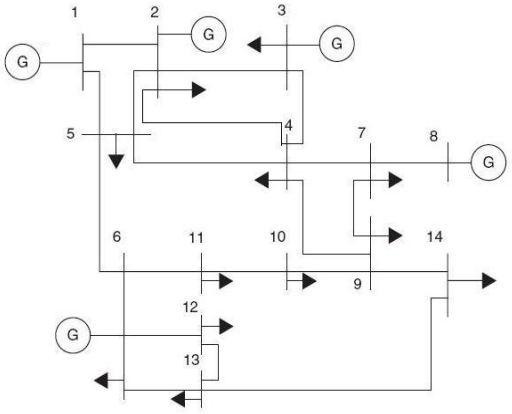
۵- نتایج شبیه‌سازی

برای شروع آموزش شبکه عصبی بکمک داده‌های شبکه تست، نیاز به مشخص شدن تعداد الگوهای مورد استفاده در فرآیند آموزش است. به مجموعه یک بردار ورودی و یک بردار خروجی، الگوی آموزش می‌گویند که با روش فوق الذکر به شبکه آموزش داده می‌شوند.

در این مقاله، بمنظور مدلسازی محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه-حوضچه توان از شبکه استاندارد ۱۴ باسه IEEE استفاده شده است. برای این منظور دو نوع تولیدکننده (ژنراتور با نماد G و عرضه‌کننده با نماد S) و دو نوع مصرف کننده (بار دیماندی با نماد L و بار

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

غیردیماندی با نماد D) معرفی شده‌اند. ژنراتورها و بارهای غیر دیماندی برای مدلسازی قراردادهای دو جانبه در نظر گرفته شده‌اند. عرضه کننده‌ها و بارهای دیماندی که دارای پیشنهادات خرید و فروش هستند، حوضچه توان را مدل می‌کنند. شکل (۳) دیاگرام تک خطی شبکه ۱۴ باسه را که دارای مؤلفه‌های فوق می‌باشد، نشان می‌دهد.



شکل (۳) : دیاگرام شبکه تست ۱۴ باسه

جدول (۱) محل قرار گرفتن هر یک از مؤلفه‌های تولید و مصرف در باسهای شبکه، میانگین توان تولیدی یا مصرفی و میانگین قیمت پیشنهادی (در مورد قراردادهای حوضچه) را نشان می‌دهد.

جدول (۱) : مشخصات شبکه ۱۴ باسه

باس	المان	توان	قیمت
۱	G,S	3,0.2	8.7
۲	G,S	1,0.25	9.8
	L	0.8	-
۳	G,S	0.9,0.2	9.7
	L	0.6	-
۴	L	0.4	-
۵	L,D	0.7,0.25	12
۶	G,S	1,0.25	8.5
	L	0.7	-
۷	L,D	1,0.35	12.5
۸	G,S	1.5,0.25	9.5
۹	L,D	0.3,0.25	11
۱۰	L	0.2	-
۱۱	L,D	0.5,0.2	11.5
۱۲	L,D	0.6,0.25	13.5
۱۳	L	0.15	-
۱۴	L	0.5	-

قراردادهای دو جانبه در این مدل به این صورت است که بارها مقدار نیاز ثابت خود را مشخص کرده و با بهره‌بردار مستقل شبکه قرارداد می‌بندند. از سوی دیگر، بهره‌بردار مستقل شبکه، برای تأمین این نیاز ثابت، با تعدادی از ژنراتورهای شبکه قرارداد تولید توان به مقدار مشخص ثبت می‌نماید. در حوضچه توان نیز خریداران و فروشندگان با پیشنهاد قیمت و اندازه توان مورد نظر در بازار انرژی شرکت می‌کنند. نهایتاً، با انجام یک پخش بار بهینه مقدار دقیق توانهای تولیدی و مصرفی تمام مؤلفه‌ها مشخص می‌شود. در مدل انتخاب شده، برای تأمین تلفات نیز از بازار لحظه‌ای استفاده می‌گردد. مقادیر توان در تمام جداول این مقاله برحسب پریونیت و پیشنهادها برحسب $/MWh است.

۵-۱ آموزش شبکه پیشخور

همانور که پیش‌تر گفته شد، جهت تخمین تلفات انتقال از یک شبکه عصبی با مشخصات ذیل استفاده شده است :

- نوع: شبکه پیشخور دو و سه لایه با ۱۰ الی ۴۰ نرون
- روش آموزش: LM
- ورودیها: توان اکتیو تزریقی باسها، وضعیت خطوط انتقال (از نظر در مدار بودن) و اندازه ولتاژ باسها
- داده‌های مورد نیاز برای آموزش و آزمون شبکه عصبی: نتایج تخصیص تلفات بروش EBE روی شبکه تست ۱۴ باسه

هدف آنست که با شبیه‌سازی حالتهای مختلف ساختاری بهینه برای شبکه عصبی جهت تخصیص تلفات شبکه مورد مطالعه ایجاد گردد.

برای مشخص شدن تعداد الگوهای مورد نیاز فرضیات متفاوتی موجود است. در مرجع [۲۳]، بیشتر از چند برابر نسبت تعداد کل ضرایب وزنی به تعداد خروجیها پیشنهاد شده است. در این مقاله، تعداد الگوهای مورد نیاز، ۵ برابر نسبت تعداد کل ضرایب وزنی نسبت به تعداد خروجیها در نظر گرفته شده است. برای شبکه ۱۴ باسه با ۶۱ ورودی، ۲۷ خروجی و حداکثر تعداد ۴۵ نرون داریم:

$$n_{tp} = 5 \times \frac{45 \times (61+27)}{27} = 733 \qquad (۵)$$

در اینجا بعلت بزرگ بودن ابعاد شبکه و تعداد خروجیها از ۹۰۰ الگو برای آموزش استفاده شده است. حال، شبکه عصبی را با روش فوق الذکر آموزش می‌دهیم.

۵-۲ انتخاب ساختار بهینه با توجه به نتایج آموزش شبکه

یکی دیگر از مواردی که در طراحی این شبکه عصبی باید در نظر گرفته شود، انتخاب تعداد لایه‌ها و نیز تعداد نرونهای هر لایه است. کاهش تعداد لایه‌های شبکه و همچنین تعداد نرونهای هر لایه سبب سادگی شبکه و بنابراین کاهش زمان آموزش می‌گردد. این امر، همچنین، می‌تواند تأثیرات چشمگیری روی دقت شبکه داشته باشد. در این مقاله، سعی بر آنست تا با انجام بهینه سازی روی تعداد لایه‌ها و نرونهای شبکه عصبی بتوانیم به تعداد بهینه آنها برای شبکه مورد آزمایش برسیم. نتایج این امر در جدول (۲) نمایش داده شده و شبکه-هایی که دارای عملکرد بهتری هستند، مشخص گردیده‌اند. دو شبکه مشخص شده در جدول(۲)، که دارای کمترین میزان MSE آموزش هستند، دارای دو تفاوت عمده در تعداد نرونها و تعداد تکرارهای

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

آموزش هستند. هر دو عامل باعث افزایش دقت و طولانی شدن زمان آموزش می‌شوند. واضح است که شبکه اول دارای ساختاری بهینه‌تر از شبکه دوم است زیرا، این شبکه در مدت زمان بسیار کمتری به حد دقت شبکه دوم می‌رسد. بنابراین، با انتخاب تعداد کافی نرونها، متناسب با ابعاد ورودی- خروجی شبکه و انتخاب تعداد تکرارهای آموزش متناسب با دقت مورد نیاز، ساختار بهینه شبکه مشخص می‌شود. لازم به ذکر است که افزایش لایه‌های پنهان از یک به دو نه تنها باعث افزایش زمان آموزش شبکه می‌شود (نسبت به شبکه دارای تعداد نرونهای مشابه) بلکه، دقت شبکه را نیز کاهش می‌دهد.

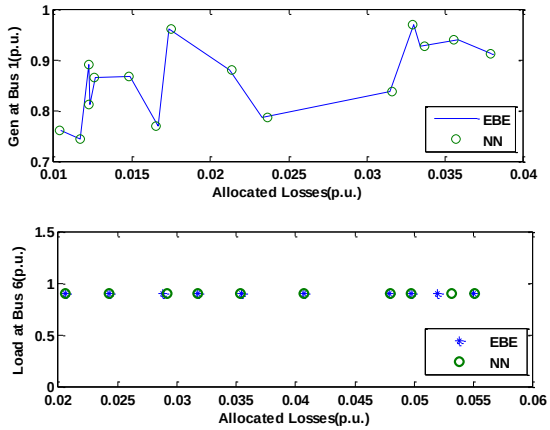
جدول (۲): نتایج آموزش شبکه عصبی با تعداد نرونها و لایه‌های متفاوت

تعداد تکرار	تعداد لایه و نرون	زمان آموزش (ثانیه)	MSE آموزش
۱۰۰	۱۰و۲	۲۵۹	۱/۴۵e -۰۷
۱۰۰	۳۰و۲	۱۲۹۹	۷/۱۱e -۰۹
۱۰۰	۴۰و۲	۲۱۱۰	۴/۳۳e -۰۹
۵۰۰	۲۲و۲	۴۰۲۶	۸/۲۷e -۰۹
۵۰۰	۳۰و۲	۶۲۵۷	۳/۲۸e -۰۹
۵۰۰	۳۰و۳	۳۶۷۹	۲/۲۱e -۰۸

بنابراین، بطور کلی می‌توان ادعا نمود که ساختار بهینه برای شبکه عصبی جهت تخصیص تلفات دارای دو لایه می‌باشد و با افزایش تعداد لایه‌ها خطای آموزش و آزمون شبکه عصبی افزایش می‌یابد. اما باید توجه نمود که تعداد نرونهای مطلوب برای این ساختار بهینه بستگی به تعداد داده‌های تأثیرگذار و میزان نوسانات آنها در شرایط مختلف دارد.

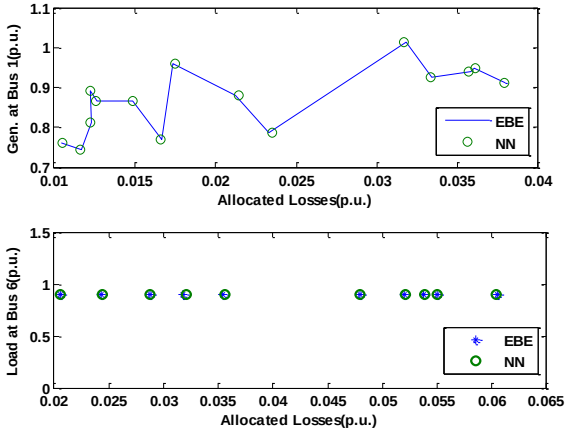
۵-۳ آزمون شبکه‌های منتخب و ارزیابی عملکرد آنها

جهت انجام آزمون شبکه عصبی، پانزده حالت کاری مختلف شبکه انتخاب شده‌اند. این پانزده الگو برای شبکه عصبی ناشناخته بوده و برگرفته از حالتهای کاری مختلف شبکه هستند. الگوهای منتخب مشتمل بر پنج الگو از شرایط پرباری، پنج الگو از شرایط میانباری و پنج الگو از شرایط کم‌باری شبکه تست می‌باشند. سپس، ورودیهای منتخب به هر چهار نوع شبکه اعمال شده و تلفات تخصیص داده شده به تک تک تولید کنندگان و مصرف کنندگان شبکه تست مشخص می‌شوند. شکلهای (۴) و (۵) نتایج شبیه‌سازی را برای تولید کننده در باس ۱و مصرف کننده در باس ۶ نشان می‌دهند. در شکلهای نشان داده شده، مقادیر تخمینی شبکه عصبی نقاط دایره شکل و مقادیر دقیق خروجی نقاط ستاره شکل (یا نقاط شکست در منحنی‌ها) هستند. در این شکلها، محور افقی مقادیر تلفات تخصیص یافته و محور عمودی مقادیر توان تزریقی در باس مربوطه را نشان می‌دهند. شبکه-های عصبی (۱) و (۲) شبکه‌های منتخب به ترتیب با ۳۰ و ۴۰ نرون بوده که در جدول (۲) انتخاب شده‌اند. منحنی‌های نشان داده شده در شکلهای (۴) و (۵) عبارتند از : تلفات تخمین زده شده برای ژنراتور باس ۱، تلفات تخمین زده شده برای بار غیر دیماندی در باس ۶، در مقایسه با تلفات تخصیص یافته به همان المان با استفاده از روش EBE (نقاط شکست در منحنی‌ها). نقاط مشخص شده در این شکلها معرف حالات کاری مختلف شبکه تست برای آزمون شبکه عصبی هستند.



MSE(1)=2.59e-08, MSE(6)=7.09e-09

شکل (۴): نتایج تخصیص تلفات شبکه عصبی (۱)



MSE(1)=1.00e-08, MSE(6)=2.05e-09

شکل (۵): نتایج تخصیص تلفات شبکه عصبی (۲)

مرور نتایج نشان می‌دهد، دو ساختار منتخب برای حل مسئله تخصیص تلفات مناسب بوده و می‌توان از آنها در شبکه‌های تست بزرگ‌تر البته با انجام تغییرات جزئی استفاده نمود. شبکه ۱ با تعداد تکرار بیشتری آموزش دیده است در حالیکه شبکه ۲ دارای تعداد نرونهای بیشتری است. همانطور که در دقت نتایج تخمینی ملاحظه می‌شود، افزایش تعداد نرونها، ضمن آنکه زمان آموزش شبکه عصبی را نیز بشدت کاهش می‌دهد، تأثیر به مراتب بیشتری نسبت به افزایش تعداد تکرارهای آموزش دارد. بطور کلی می‌توان ادعا نمود که شبکه ۲ به لحاظ بهینگی در زمان و دقت نتایج در سطح مطلوبتری قرار دارد. با اینحال، در بعضی موارد، افزایش تعداد نرونها بتنهایی نمی‌تواند کارگشا باشد و حتی ممکن است به افت دقت نتایج نیز منجر شود.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله، بکمک یک شبکه عصبی با ساختار بهینه، روشی جدید برای تخمین تلفات تخصیصی شبکه قدرت معرفی شده است. سیستم

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

قدرت مورد استفاده در این مقاله (بر خلاف مطالعات انجام شده در این زمینه تا کنون) یک محیط ترکیبی شامل هر دو نوع قراردادهای دو جانبه و حوضچه توان است. هر چند استفاده از این سیستم پیچیدگیهای محاسباتی بیشتری را بدنبال دارد، اما بطور مسلم فضای شبیه‌سازی به واقعیتهای موجود در سیستمهای قدرت نزدیکتر می‌شود. با توجه به اینکه نتایج تخصیص تلفات به توپولوژی شبکه وابسته‌اند، از وضعیت خطوط انتقال بعنوان یکی از ورودیها برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است که این امر باعث بالا رفتن جامعیت شبکه عصبی اعمال شده می‌شود. زیرا در صورت قطع هر یک از خطوط شبکه که بسیار محتمل بنظر می‌رسد، شبکه عصبی توانایی انجام یک تخمین مناسب را خواهد داشت. نوآوریها و نقاط قوت روش پیشنهادی این مقاله در مقایسه با سایر روشها و مدلهای موجود بطور خلاصه عبارتند از:

- شبیه‌سازی و بکارگیری محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه و حوضچه توان
- حل مشکل حافظه مورد نیاز برای داده‌های آموزش در شبکه‌های بزرگ: با توجه به حجیم بودن ماتریس ژاکوبین زمان و حافظه لازم برای ذخیره این ماتریس زیاد است. بهمین جهت ماتریس ژاکوبین به چند زیر ماتریس تبدیل شده و این زیرماتریسها با هم جمع می‌شوند.
- معرفی یک ساختار بهینه کلی برای شبکه عصبی مورد استفاده در تخصیص تلفات
- مدلسازی وضعیت در مدار بودن خطوط برای شناسایی توپولوژی شبکه و تخصیص دقیق‌تر تلفات

مراجع

[1] Wood, A.J., Wollenberg, B.F., *Power Generation, Operation, and Control*, New York: Wiley; 1984.

[۲] دنیل اس کرشن، گوران استربک، *مبانی اقتصاد سیستم قدرت*، دبیرخانه هیئت تنظیم بازار برق ایران، آبان ۱۳۸۶.

[3] Galiana, F.D., Conejo, A.J., Kockar, I., "*Incremental Transmission Loss Allocation under Pool Dispatch*", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 17, pp. 26–33, Feb. 2002.

[4] Bialek, J.W., "*Tracing the Flow of Electricity*", IEE Proc. On Generation, Transmission, and Distribution, vol. 143, pp. 313–320, July 1996.

[5] Fernandes, T.S.P., Almeida, K.C., "*Methodologies for Loss and Line Flow Allocation under a Pool-Bilateral Market*", in Proc. 2002 Of 14th PSCC, Session 23, pp.1-7.

[6] Huang, G., Zhang, H., "*Transaction Based Power Flow Analysis for Transmission Utilization Allocation*", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 15, pp. 1139–1145, 2001.

[7] Galiana, F.D., Phelan, M., "*Allocation of Transmission Losses to Bilateral Contracts in a Competitive Environment*", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 15, pp. 143–150, Feb. 2000.

[8] Conejo, A.J., Galiana, F.D., Kockar, I., "*Z-bus Loss Allocation*", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 16, pp. 105–110, Feb. 2001.

[9] Delberis, A.L., Contreras, J., Padilha-Feltrin, A, "*A Cooperative Game Theory Analysis for Transmission Loss Allocation*", Electric Power Systems Research, vol. 78, pp. 264-275, 2008.

[10] Minhat, A. R., Mustafa, M. W., Musirin, I., "Transmission line loss and load allocation via Artificial Bee Colony algorithm", 2012 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon), pp. 233-238, 2012.

[۱۱] فرشته پورآهنگریان، آزاده کیانی، علی کرمی، بهمن زنج، "*طراحی یک سیستم هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی و ویولت برای تشخیص آریتمی‌های قلبی*"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، شماره اول، تابستان ۹۱.

[۱۲] محمد حسین جاویدی، سعید رضا گلدانی "*ارائه روشی برای محاسبه تلفات انتقال انرژی بصورت زمان حقیقی*"، پانزدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، ۱۳۸۶.

[13] Haque, R., T*ransmission Loss Allocation Using Artificial Neural Networks*, Master of Science Thesis, Department of Electrical Engineering, University of Saskatchewan Saskatoon, Saskatchewan, March 2006

[14] Haque, R., Chowdhury, N., "*An Artificial Neural Network Based Transmission Loss Allocation for Bilateral Contracts*", Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, pp. 2203-2207, 2005.

[15] Arunachalam, S., Ramesh Babu, M., Mohanadasse, K., Ramamoorthy, S., "*ANN Based Z-Bus Loss Allocation for Pool Dispatch in Deregulated Power System*", 2006 IEEE Power India Conference, New Delhi, India.

[16] Dev Choudhury, N. B., Goswami, S. K., "*Transmission loss allocation in a power market using artificial neural network*", *Electrical Engineering*, pp. 1-12, 2013.

[17] Dev Choudhury, N. B., Goswami, S. K., "*Transmission loss allocation using combined game theory and artificial neural network*", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 43, pp. 554-561, 2012.

[18] Dev Choudhury, N. B., Goswami, S. K., "*Artificial intelligence solution to transmission loss allocation problem*", Expert Systems with Applications, vol. 38, pp. 3757-3764, 2011.

[19] Dev Choudhury, N. B., Chatterjee, A., Goswami, S. K., "*A fuzzy membership filtering aided neural network based transmission loss allocation scheme using game theory*", Expert Systems with Applications, vol. 39, pp. 3162-3168, 2012.

[20] Mateus, J.C., Franco, P. C., "*Transmission Loss Allocation through Equivalent Bilateral Exchanges and Economical Analysis*", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20, pp. 1799-1807, 2005.

[21] H. Abedi, M. Parsa Moghaddam, M. H. Javidi, *"A New Approach for Transmission Expansion Planning in Competitive Electricity Market "*, Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, vol. 3, no. 1, 2006.

[۲۲] محمد باقر منهاج، *هوش محاسباتی (جلد اول) : مبانی شبکه‌های عصبی*، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.

[23] Meisel, W.S., *Computer Oriented Approaches to Pattern Recognition*, Academic Press Inc., New York, 1972.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

زیرنویس‌ها

[1] Equivalent Bilateral Exchange (EBE)
[2] Loss Allocation
[3] Error Back Propagation
[4] Forced Outage Rate
[5] Mean Square Error
[6] Multilayer Perceptron (MLP)
[7] Error Back Propagation

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.1- Spring & Summer 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]