

# روشی جدید برای تخمین تلفات فیدرهای فشار ضعیف بر پایه شبکه‌های عمیق عصبی در فضای کمبود اطلاعات

حسن مجیدی<sup>۱</sup> محمودرضا حقی فام<sup>۲</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران

[hassan.majidi20@modares.ac.ir](mailto:hassan.majidi20@modares.ac.ir)

۲- استاد- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران

[haghifam@modares.ac.ir](mailto:haghifam@modares.ac.ir)

**چکیده:** تلفات انرژی الکتریکی به عنوان بخش جدای ناپذیر سیستم‌های توزیع، همواره به عنوان معیاری برای سنجش نحوه مدیریت شبکه از سوی فعالان صنعت برق شناخته می‌شود. به طوری که تلفات بالای شبکه، نشان‌دهنده ضعف مدیریتی و فنی در شرکت توزیع مربوطه می‌باشد. سنجش میزان دقیق تلفات از طریق اندازه‌گیری گسترده‌ی زمان واقعی و یا مدل‌سازی شبکه و محاسبات پخش بار امکان‌پذیر است. با این وجود به علت عدم کفایت تعداد اندازه‌گیرهای زمان واقعی در شبکه‌های توزیع (به خصوص شبکه‌های ولتاژ ضعیف) و نیز ضعف اطلاعاتی اعم از استاتیک و دینامیک انجام این مهم با دقت بالا با مشکلات عملیاتی و محاسباتی روبه‌رو می‌باشد. این در حالی است که تعیین میزان تلفات توان و انرژی برای برنامه‌ریزی و بهره‌برداری در شرکت‌های توزیع و همچنین و نهاد تنظیم‌گر صنعت برق دارای اهمیت کلیدی است. در جهت رفع این نقیصه، در این مقاله با استفاده از تحلیل‌های آماری و بهره‌گیری از کارایی بالای شبکه‌های عمیق عصبی برای مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی، روش جدیدی برای تخمین تلفات فیدرهای فشار ضعیف در فضای ضعف سیستم اطلاعاتی در شبکه‌های توزیع ارائه شده و قابلیت آن با انجام شبیه‌سازی‌های مختلف به اثبات رسیده است.

**واژه‌های کلیدی:** تخمین تلفات، شبکه‌های فشار ضعیف، ضعف سیستم‌های اطلاعاتی، شبکه‌های عصبی عمیق

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.52547/jiaeee.20.2.11

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۱/۲۸

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۰۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۲۴

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر محمودرضا حقی فام

نشانی نویسنده‌ی مسئول: تهران - خیابان جلال آل احمد - دانشگاه تربیت مدرس - دانشکده‌ی برق و کامپیوتر

## ۱- مقدمه

باتوجه به این که هزینه تلفات برق از مشترکین گرفته نمی‌شود؛ برنامه‌ریزی جهت کاهش تلفات از اهمیت بالایی برخوردار است. هزینه‌های تلفات برق در سیستم‌های انرژی تنها به هزینه‌ی انرژی از دست‌رفته در تجهیزات خلاصه نمی‌شود، بلکه تلفات با اشغال ظرفیت عبور توان تجهیزات در زمان پیک، باعث کاهش طول عمر تجهیزات و نیاز به نصب تجهیزات جدید تولید و انتقال می‌شود.

شبکه‌های توزیع به دلایل کم بودن سطح ولتاژ و گستردگی، میزان تلفات انرژی بالاتری را نسبت به شبکه‌ی انتقال دارا هستند؛ این امر باعث اهمیت این بخش از لحاظ تلفاتی شده است [۱].

باتوجه به انحصار طبیعی شبکه‌های توزیع توسط شرکت‌های سیم‌دار (بهره‌بردار شبکه)، نهاد قانون‌گذاری شبکه برق به‌عنوان نهادی غیرانتفاعی، شفاف و متشکل از تمامی ذی‌نفعان وظیفه تعیین نرخ خدمات بهره‌برداران شبکه و ایجاد مشوق‌های سرمایه‌گذاری برای بهبود شبکه را بر عهده دارد. در چنین فضایی برای جلوگیری از عدم تقارن اطلاعات بین شرکت بهره‌بردار و قانون‌گذار محاسبات تلفات شبکه برای این نهاد دارای اهمیت بالایی است. در همین راستا در طول سال‌ها روش‌هایی برای ارزیابی تلفات گسترش پیدا کرده‌اند که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره و مشکلات هر یک بیان می‌شود.

ساده‌ترین روش ارزیابی میزان تلفات انرژی استفاده از تفاضل انرژی ورودی و خروجی در هر بخش از شبکه است. پیاده‌سازی این روش به سه صورت قرائت هم‌زمان کنتور، استفاده از برگرداندن قبوض مشترکین به یک تاریخ واحد و استفاده از کنتورهای هوشمند برای مشترکین امکان‌پذیر است [۱]. مشکلات عمده این روش خطاهای انسانی در پیاده‌سازی به‌صورت قرائت هم‌زمان و استفاده از برگردان قبوض و کامل نبودن زیرساخت  $AMI^1$  در تمام نقاط شبکه است.

محدودیت‌های یاد شده در شبکه‌های توزیع، پژوهشگران را به سمت تخمین تلفات به‌جای اندازه‌گیری دقیق تلفات برده است. در همین راستا برخی از مقالات با استفاده از ساده کردن محاسبات پخش بار روش‌های را برای تخمین میزان تلفات با اطلاعات کم ارائه داده‌اند [۲-۵]. در [۳] با استفاده از الگوریتم بازپخش فلزات<sup>۲</sup> و پخش بار، با فرض معلوم بودن ظرفیت ترانس‌های توزیع به تخمین تلفات انرژی پرداخته شده است. در [۲، ۵] با استفاده از بسط تیلور و روابط پخش بار، روابطی را برای تخمین سریع تلفات انرژی شبکه شعاعی ارائه شده است. در کشور هند برای حل مشکل خطای اندازه‌گیری تلفات که در مواردی به ۴۰ درصد در فشار متوسط و ۵۰ درصد در فشار ضعیف می‌رسید روشی مبتنی بر پخش بار و رگرسیون استفاده شده است [۴]. روش پخش بار با اینکه یکی از اصلی‌ترین روش‌های محاسبه‌ی تلفات در سیستم‌های قدرت می‌باشد. ولی استفاده از این روش در شبکه‌هایی که دارای ضعف اطلاعاتی شدید هستند غیرممکن است و همچنین در شبکه‌های بزرگ هم باتوجه به تقریب‌های اعمال شده برای ساده کردن

محاسبات دارای خطای محاسباتی زیاد می‌باشد. به همین دلیل این روش تنها زمانی قابل استفاده است که شبکه دارای محدودیت‌های کمی باشد و دقت محاسبات زیاد مورد نظر نباشد.

برخی دیگر از پژوهشگران با ایجاد ارتباط بین ضریب بار شبکه، ضریب تلفات و بارگیری پست‌های توزیع در پیک به تخمین تلفات انرژی پرداخته‌اند [۶-۸]. در [۷] برای بهبود دقت رابطه‌ی بین ضریب بار و ضریب تلفات مفهومی با نام کمترین ضریب بار معرفی شده است. در [۸] نیز واریانس منحنی بار وارد محاسبات ضریب تلفات و تلفات انرژی شده است. روش تعیین تلفات با استفاده از انرژی مصرف شده و ضریب بار، یکی از ساده‌ترین و بهترین راه‌ها برای تخمین تلفات در سیستم‌های قدرت می‌باشد. مشکل عمده‌ی این روش، نیاز به اندازه‌گیری در ساعت پیک برای به‌دست‌آوردن بار پیک و تلفات در ساعت پیک است. در فیدرهای فشار ضعیف که شبکه دارای تعداد اندازه‌گیر کافی نیست، به‌دست‌آوردن تلفات پیک دشوارتر می‌شود و نیاز به اعمال تقریب‌هایی دارد که در کل باعث پایین آمدن دقت اندازه‌گیری خواهد شد.

جمعی دیگر از پژوهشگران سعی کرده‌اند تا با استفاده از کارایی روش‌های یادگیری ماشین در مواجهه با مسائل پیچیده و غیرخطی، روش‌های را برای حل مسئله تخمین تلفات انرژی در محیط‌های با اطلاعات کم ارائه دهند [۹-۱۲]. در [۹] روشی بر پایه‌ی رگرسیون خطی برای حل مشکل تخمین تلفات شبکه فشار ضعیف در شرایط اطلاعات محدود ارائه شده است. در این مقاله ابتدا همبستگی متغیرهای همچون ولتاژ نامی فیدر، مقاومت حداکثر و حداقل هادی، طول فیدر، تعداد مشترکین و حداکثر بار ثبت شده برای ترانس نسبت به تلفات انرژی سنجیده شده است؛ سپس با روش رگرسیون خطی تلفات تخمین زده شده است. در [۱۰] با استفاده از شبکه‌ی عصبی نوع  $RBF^3$  (عملکرد پایه شعاعی) مدلی برای تخمین تلفات فیدر فشار متوسط توزیع ارائه شده است، ویژگی‌های مورد استفاده در این مدل انرژی اکتیو ماهیانه، انرژی راکتیو ماهانه، ظرفیت کل ترانس‌های توزیع و طول هادی است. در [۱۱] روشی مبتنی بر مجموعه‌های فازی و الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای تخمین تلفات ارائه شده است. در [۱۲] برای بهبود دقت رگرسیون خطی از روش خوشه‌بندی درخت تصمیم نیز استفاده شده است.

در [۱۳] روشی بر پایه فیدر میانگین توسعه داده شده است که قادر به تخمین تلفات انرژی شبکه‌های توزیع فشار ضعیف با ضعف اطلاعاتی شدید با خطای محاسباتی کم است. این روش بر اساس نمونه‌برداری از شبکه فشار ضعیف، مدل‌سازی شبکه نمونه و گسترش تلفات به کل شبکه استوار است.

در [۱۴] روش‌های بالابنه‌پایین، پایین‌به‌بالا و روش تلفیقی معرفی شده است. این روش در مورد تخمین تلفات یک کشور آفریقای مورد استفاده قرار گرفته است.

فرعی، تعداد فیدهای فرعی، محل انشعاب فیدهای فرعی، مشخصه‌ی مقاومتی هادی شاخه‌ی اصلی، مشخصه‌ی مقاومتی هادی‌های شاخه‌های فرعی، میانگین طول اسپن، تعداد مشترکین متصل به شبکه در هر اسپن، میزان نامتعادلی بار در فیدر، کیفیت توان، میزان بار حداکثر مشترکین، ضریب توان و ضریب هم‌زمانی بارها در پیک بستگی دارد. از عوامل ذکر شده در بالا طول فیدر اصلی، طول فیدر فرعی، مشخصه‌ی مقاومتی هادی‌های به‌کاررفته در هر کدام از قسمت‌ها، میانگین طول اسپن‌ها از عوامل مقاومتی و ساختاری و تعداد مشترکین متصل به شبکه در هر اسپن، میزان نامتعادلی بار در فیدر، کیفیت توان، میزان بار حداکثر مشترکین، ضریب توان و ضریب هم‌زمانی بارها در پیک از عوامل بارگذاری هستند. در این مقاله فرض شده است که شبکه متعادل و بدون هارمونیک است.

در شروع فیدرها بر اساس نوع کاربری و مجموعه باری که تغذیه می‌کنند خوشه‌بندی می‌شوند. اطلاعات جمع‌آوری شده در این تحقیق مربوط به مجموعه‌ای از فیدهای فشار ضعیف با کاربری مسکونی با مشترکین متوسط از لحاظ اقتصادی است. روش بیان شده در این مقاله برای سایر خوشه‌های بار نیز می‌تواند تعمیم داده شود.

### ۳- مدل ارائه شده

مدل پیشنهاد شده در این مقاله بر پایه شبکه‌های عصبی عمیق است. اما مشکل عمده‌ای که برای استفاده از این مدل در شبکه‌های توزیع سنتی وجود دارد؛ نیاز این مدل به داده‌های فراوان برای آموزش است که این امر باتوجه به ساختار سیستم‌های اطلاعاتی ضعیف در بخش فشار ضعیف، امکان پذیر نیست. برای حل این مشکل از روش‌های بازسازی اطلاعات آماری استفاده شده است. روش عملکرد به این صورت است که ابتدا به‌ازای هر کدام از کاربری‌های خانگی، تجاری و غیره، بخشی از شبکه که دارای اطلاعات مناسب و در دسترس است انتخاب می‌شود و توزیع آماری پارامترهای مؤثر در تلفات، برای این شبکه نمونه استخراج می‌شود سپس با استفاده از این توابع توزیع پارامترهای جدید تولید می‌شود. حال می‌توان با استفاده از این پارامترها فیدهای فشار ضعیف جدید را بازسازی کرد. در مرحله‌ی بعد با استفاده از پخش بار تلفات هر کدام از فیدهای بازسازی شده محاسبه می‌شود. در مرحله تولید و بازسازی فیدر ممکن است که فیدهای ناهنجاری ایجاد شود برای بهبود مرحله یادگیری، این فیدها باید حذف شوند برای حذف این فیدها از الگوریتم KNN<sup>۴</sup> استفاده می‌شود. بعد از حذف داده‌های ناهنجار نوبت به آماده‌سازی داده‌ها به‌منظور آموزش مدل‌های یادگیری عمیق و یادگیری ماشین می‌رسد. مدل‌های استفاده شده رگرسیون خطی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌ی عمیق شعاعی است. در مرحله آماده‌سازی برای یادگیری نیاز است که تلفات میانگین فیدها به‌ازای ویژگی‌های طول شاخه اصلی، تعداد انشعابات، مجموع طول انشعابات برحسب اسپن و مجموع مشترکین فیدر محاسبه شود. باتوجه به این داده‌ها مدل‌های مذکور

تا امروز تحقیقات زیادی در زمینه کاربرد یادگیری عمیق و یادگیری ماشین در موضوعات مختلف سیستم‌های توزیع انجام شده است [۱۵-۲۲].

بررسی روش‌های ارائه شده توسط مراجع مختلف برای تخمین تلفات انرژی الکتریکی نشان‌دهنده‌ی این موضوع است که ساختار سیستم‌های اطلاعاتی شبکه تأثیر بالایی در پیشنهاد روش مناسب جهت تخمین تلفات انرژی شبکه دارد. باتوجه به گستردگی بالا و کامل نبودن اطلاعات ساختاری شبکه، در شبکه توزیع فشار ضعیف در این مقاله با استفاده از تحلیل‌های آماری و بهره‌گیری از کارایی بالای شبکه‌های عمیق عصبی برای مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی، روش جدیدی برای تخمین تلفات فیدهای فشار ضعیف در فضای ضعف سیستم اطلاعاتی در شبکه‌های توزیع ارائه شده و قابلیت آن با انجام شبیه‌سازی‌های مختلف به اثبات رسیده است. از نوآوری‌های این مقاله، می‌توان به تلفیق روش‌های آماری با روش‌های یادگیری ماشین به‌منظور افزایش دقت، سرعت و هزینه‌ی تخمین تلفات در شبکه‌های فشار ضعیف اشاره کرد.

در همین راستا در بخش ۲ به معرفی ویژگی‌های تأثیرگذار شبکه در تلفات و بازسازی شبکه‌های جدید، با استفاده از این ویژگی‌ها پرداخته می‌شود. در بخش ۳ مدل ارائه می‌شود. در بخش ۴ باتوجه به تحلیل‌های آماری اطلاعات جمع‌آوری شده از فیدهای فشار ضعیف یک فیدر فشار متوسط با کاربری مسکونی، فیدهای فشار ضعیف جدیدی بازسازی و تلفات آن‌ها محاسبه خواهد شد. در ادامه‌ی بخش ۴، اثر پارامترهای معرفی شده در تلفات توان فیدهای بازسازی شده نشان داده می‌شود. در بخش ۵ باتوجه به داده‌های بخش ۴ به آموزش سه مدل رگرسیون خطی، ماشین پشتیبان و شبکه عصبی عمیق برای تخمین تلفات پرداخته می‌شود. در انتها نیز نتیجه‌گیری مطرح خواهد شد.

### ۲- پارامترهای مؤثر در تلفات توان فیدهای LV

تلفات فیزیکی هر المان متشکل از دو جز، تلفات ثابت و تلفات متغیر است. تلفات ثابت با مجذور ولتاژ و هدایت الکتریکی رابطه دارد و تلفات متغیر با مجذور جریان و مقاومت الکتریکی رابطه دارد. در فیدهای فشار ضعیف باتوجه به پایین بودن ولتاژ الکتریکی تلفات ثابت، برای فیدر فشار ضعیف مقدار کمی است و می‌تواند در تلفات ثابت پست توزیع، منظور شود. باتوجه به بالا بودن جریان در بخش فشار ضعیف، بخش اصلی و عمده‌ی تلفات فیدهای فشار ضعیف، تلفات متغیر است. مقاومت فیدر فشار ضعیف به ساختار فیدر و مقاومت خطوطی که در آن به‌کاررفته است؛ بستگی دارد و جریان فیدر نیز به میزان بارگذاری فیدر و توزیع بارها در طول فیدر بستگی دارد. باتوجه به این اصول و بهره‌برداری شعاعی از شبکه‌های توزیع در حالت کلی می‌توان گفت تلفات در فیدهای فشار ضعیف به عواملی همچون طول فیدر اصلی (که عموماً برحسب اسپن بیان می‌شود)، طول هر کدام از فیدهای

۱۸۱۰	۱۳۲۰	۰/۷۴۶	۲۵Cu
۳۰۰	۱۵۰	۰/۵۲۹	۳۵Cu
۳۰	۳۰۰	۰/۳۶۶	۵۰Cu

باتوجه به داده‌های جمع‌آوری شده از فیدرهای مورد مطالعه طول شاخه‌های اصلی فیدرهای فشار ضعیف از ۱ تا ۲۰ اسپن تغییر می‌کند. با بررسی فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به طول شاخه اصلی می‌توان توزیع آماری را برای آن به دست آورد؛ ولی سؤال اصلی اینجاست که کدام توزیع آماری توصیف بهتری از داده‌های جمع‌آوری شده در اختیار قرار می‌دهد. برای پاسخ به این سؤال، مجموعه‌ی هشتاد توزیع مختلف آماری گردآوری می‌شود؛ داده‌های جمع‌آوری شده با استفاده از این توزیع‌های آماری برازش می‌شود و مجذور فاصله‌ی داده‌های اصلی و منحنی‌های برازش شده سنجیده می‌شود. توزیع احتمالی که دارای کمترین فاصله از فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده، باشد به‌عنوان بهترین توزیع احتمال انتخاب می‌شود. شکل ۲ روندنمای انتخاب توزیع مناسب برای داده‌های جمع‌آوری شده را نشان می‌دهد.

با اجرای الگوریتم نشان‌داده‌شده در شکل ۲ بر روی داده‌های جمع‌آوری شده‌ی طول شاخه‌ی اصلی، مناسب‌ترین توزیع بیان‌کننده این داده‌ها و ویبول دوگانه (Double Weibull) به دست می‌آید. در شکل ۳ فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده و توزیع به‌دست‌آمده نشان‌داده‌شده است. توزیع ویبول دوگانه دارای یک پارامتر اصلی شکل  $c$  و دو پارامتر شیفت ( $loc$ ) و تناسب ( $scale$ ) است. تابع چگالی احتمال این توزیع در رابطه ۱ بیان شده است.

$$f(x; c, l, s) = \frac{c}{2s} \left| \frac{x-l}{s} \right|^{c-1} e^{-\left| \frac{x-l}{s} \right|^c} \quad (1)$$

پارامترهای  $c$ ،  $loc$  و  $scale$  برازش شده برای داده‌های جمع‌آوری شده طول شاخه‌های اصلی به ترتیب ۱/۲۹، ۷/۶ و ۳/۷۳ است.

آموزش می‌بیند. در نهایت نیز برای آزمودن مدل‌ها از اطلاعات فیدرهای جمع‌آوری شده و فیدرهای تولید شده استفاده می‌شود روندنمای مدل پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است.



شکل (۱): روندنمای مدل پیشنهادی

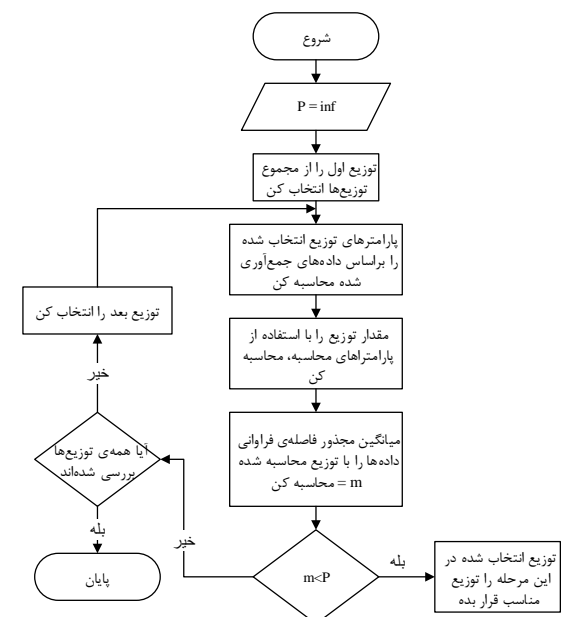
#### ۴- مدل‌سازی اثر پارامترهای تأثیرگذار

برای مدل‌سازی مشخصه‌ی مقاومتی هادی‌های به‌کاررفته در شاخه‌های فرعی و اصلی از میانگین هادی‌های به‌کاررفته استفاده می‌شود بر اساس اطلاعات جمع‌آوری‌شده‌ی میدانی که در جدول ۱ آورده شده است. به‌طور میانگین مقاومت هادی‌های به‌کاررفته در شاخه‌های اصلی ۰/۵۵ اهم بر کیلومتر و مقاومت هادی‌های استفاده‌شده در شاخه‌های فرعی ۰/۸۱ اهم بر کیلومتر است. میانگین طول اسپن‌ها ۲۰ متر در نظر گرفته شده است. میزان حداکثر بار مشترکین خانگی با درآمد متوسط ۳/۳ کیلووات، ضریب توان ۰/۷۶ و ضریب هم‌زمانی برای بارها در پیک ۰/۳۲ در نظر گرفته شده است.

جدول (۱): مشخصه‌ی به‌کاررفته در هادی‌های فیدرهای فشار ضعیف با

مشترکین خانگی

هادی	مقاومت ( $\Omega/Km$ )	طول هادی موردنظر در شاخه‌های اصلی ( $m$ )	طول هادی موردنظر در شاخه‌های فرعی ( $m$ )
۱۶Cu	۱/۱۳۹	۳۰۰	۵۱۰



شکل (۲): روندنمای انتخاب توزیع احتمال مناسب برای داده‌های جمع‌آوری شده

$$f(x; a, b, l, s) = \frac{\Gamma(a+b) \left(\frac{x-l}{s}\right)^{a-1} \left(1 - \frac{x+l}{s}\right)^{b-1}}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \quad (3)$$

در رابطه ۳،  $\Gamma$  تابع گاما هست. پارامترهای برازش شده  $a, b, l$  و  $s$  به ترتیب برابر با ۰/۶۵، ۰/۱۲، ۰ و ۶۷/۶۳ است.

بررسی فراوانی داده‌های مربوط به تعداد مشترکین فیدرهای فشار ضعیف نشان‌دهنده‌ی این است که توزیع آماری مناسب برای توصیف این داده‌ها بتا پرایم (beta prime) است. این توزیع دو پارامتر اصلی شکل  $a$  و  $b$  و دو پارامتر شیفت  $loc$  و تناسب  $scale$  به صورت رابطه‌ی ۴ قابل بیان است.

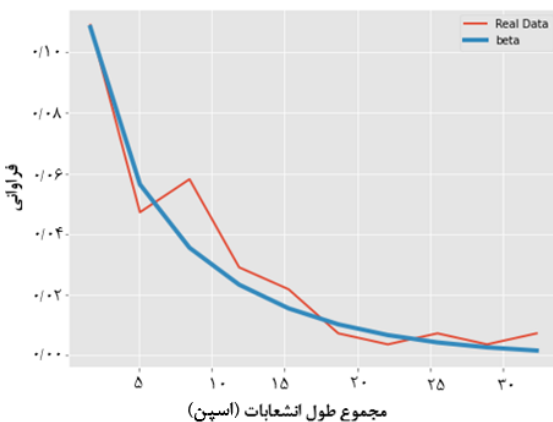
$$f(x; a, b, l, s) = \frac{\Gamma(a+b) \left(\frac{x-l}{s}\right)^{a-1} \left(1 - \frac{x+l}{s}\right)^{-a-b}}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \quad (4)$$

پارامترهای برازش شده  $a, b, l$  و  $s$  برای توصیف مناسب فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده به ترتیب ۱/۵۱، ۱۵/۹۶، ۴/۰۵، ۸۶۳ است. شکل فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده و تابع چگالی برازش شده در شکل ۶ نشان داده شده است.

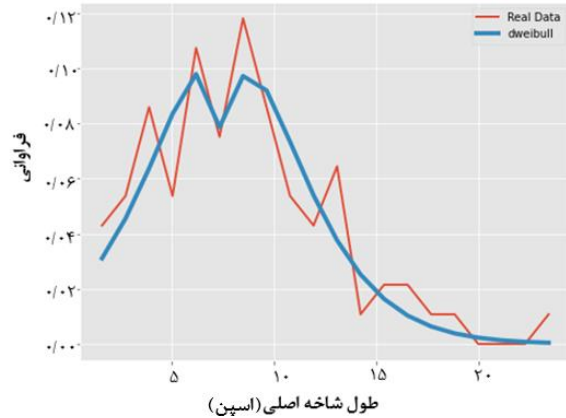
نکته حائز اهمیت بعدی ارتباط بین تعداد انشعابات فرعی با طول فیدر اصلی است. باتوجه به این موضوع که در شبکه‌های توزیع از یک پایه دو انشعاب گرفته نمی‌شود؛ تعداد انشعابات همواره از طول شاخه اصلی بر حسب اسپن، کمتر است. این موضوع در شکل ۷ نیز نشان داده شده است.

از طرفی نیز مجموع طول انشعابات بزرگ‌تر مساوی تعداد انشعابات است که در شکل ۸ نشان داده شده است.

رسم مجموع طول انشعابات برحسب طول شاخه اصلی (شکل ۹) نیز نشان‌دهنده‌ی این موضوع است که مجموع انشعابات از سه برابر طول شاخه اصلی کوچک‌تر است. محل انشعاب شاخه‌های فرعی نیز یک متغیر تصادفی در طول شاخه اصلی در نظر گرفته می‌شود.



شکل (۵): فراوانی داده‌های مجموع طول انشعابات برحسب اسپن و تابع چگالی توزیع برازش شده



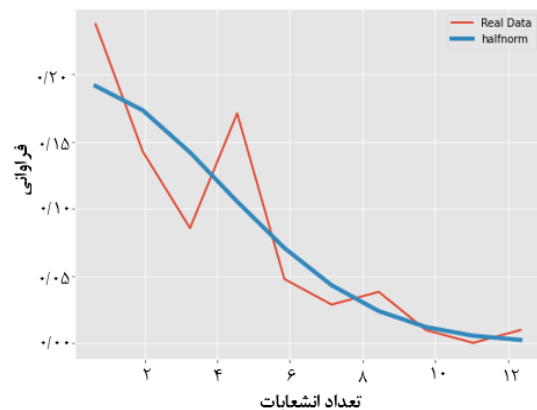
شکل (۳): فراوانی داده‌های طول شاخه اصلی برحسب اسپن و تابع چگالی توزیع برازش شده

در ادامه باتوجه به اطلاعات جمع‌آوری شده‌ی تعداد شاخه‌های فرعی به بررسی آماری فراوانی این داده‌ها پرداخته می‌شود. مناسب‌ترین توزیع برای بیان این داده‌ها توزیع نیم نرمال (half normal) است که معادله آن در رابطه ۲ بیان شده است. این توزیع دارای دو پارامتر شیفت  $loc$  و تناسب یا انحراف  $scale$  است. فراوانی داده‌های جمع‌آوری شده از تعداد انشعابات به همراه تابع چگالی توزیع برازش شده آن در شکل ۴ ارائه شده است.

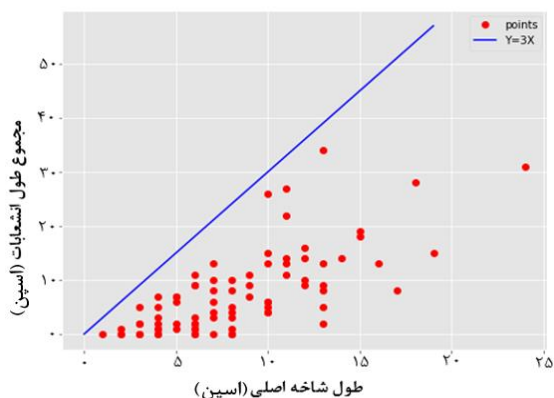
$$f(x; l, s) = \sqrt{\frac{2}{\pi s^2}} e^{-\frac{(x-l)^2}{2s^2}} \quad (2)$$

پارامترهای شیفت و تناسب محاسبه شده برای این توزیع به ترتیب برابر با صفر و ۴/۱۲ است.

توزیع مناسب برای بیان داده‌های جمع‌آوری شده مجموع طول شاخه‌های فرعی فیدرهای فشار ضعیف توزیع بتا است. شکل ۵ بیانگر فراوانی این داده‌ها و تابع چگالی برازش شده برای این داده‌ها است. توزیع بتا با دو پارامتر اصلی شکل  $a$  و  $b$  و دو پارامتر شیفت  $loc$  و تناسب  $scale$  قابل بیان است. رابطه‌ی ۳ بیانگر تابع چگالی این توزیع است.

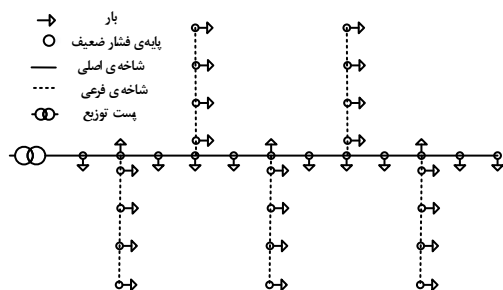


شکل (۴): فراوانی داده‌های تعداد انشعابات و تابع چگالی توزیع برازش شده

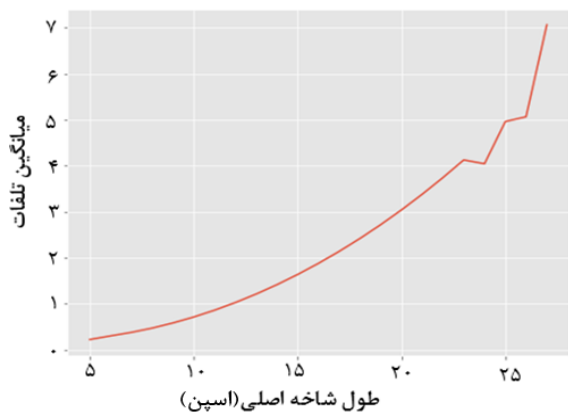


شکل (۹): مجموع طول انشعابات بر حسب طول شاخه اصلی

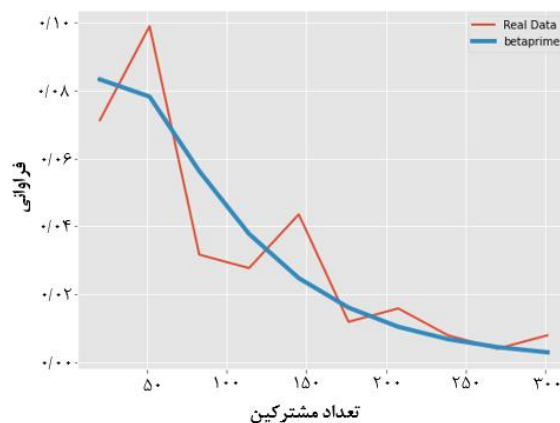
در ادامه با استفاده از ارتباطات مشخص شده بین داده‌ها تعداد صد هزار فیدر توزیع تولید می‌شود و میزان درصد تلفات هر کدام از این فیدرها محاسبه می‌شود. یکی از فیدرهای تولید شده با شاخه‌ی اصلی به طول ۱۲ اسپن، ۵ شاخه‌های فرعی و طول شاخه‌های فرعی ۴ اسپن در شکل ۱۰ به‌عنوان نمونه نشان داده شده است. هدف از تولید این مجموعه داده، استخراج و معرفی ویژگی‌های مؤثر در تلفات است که به‌وسیله آن بتوان تخمینی از تلفات فشار ضعیف به دست آورد. ویژگی‌های استفاده شده در این مقاله برای تخمین تلفات فیدرهای فشار ضعیف طول شاخه‌ی اصلی فیدر بر حسب اسپن، مجموع طول شاخه‌های فرعی بر حسب اسپن، تعداد انشعابات از شاخه‌ی اصلی و تلفات بر حسب تغییر هر کدام از این متغیرها ارائه شده است.



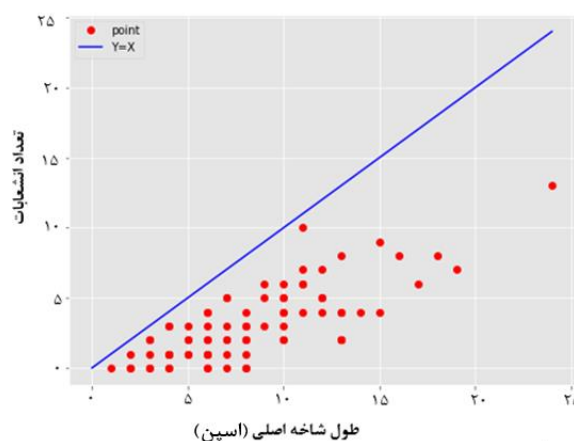
شکل (۱۰): نمونه‌ای از فیدرهای فشار ضعیف تولید شده



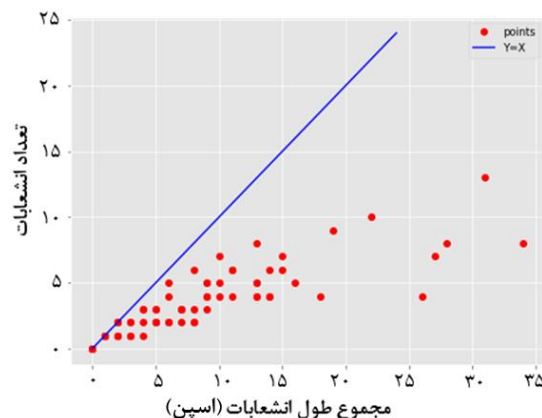
شکل (۱۱): تغییرات میانگین تلفات فیدر بر حسب افزایش طول شاخه‌ی اصلی



شکل (۶): فراوانی داده‌های تعداد مشترکین فیدر و تابع چگالی توزیع برازش شده



شکل (۷): تعداد انشعابات بر حسب طول شاخه‌ی اصلی



شکل (۸): تعداد انشعابات بر حسب مجموع طول انشعابات



ممکن است در فرایند تولید داده ایجاد شوند و یادگیری را دچار مشکل کنند. سپس ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌ی تست انتخاب می‌شوند [۱۸-۲۰]. شبکه‌ی اول آموزشی شبکه‌ای بر اساس رگرسیون خطی است. پس از آموزش، این شبکه با فیدرهای که اطلاعات آن‌ها کامل و تلفات آن‌ها با پخش بار به‌دست‌آمده است مقایسه می‌شود. میانگین مطلق خطای این مدل در داده‌های تست ۰/۶۹ درصد است. یعنی میزان خطای میانگینی که برای تخمین درصد تلفات دارد مثبت منفی ۰/۶۹ است. درصد خطای نسبی این شبکه به‌طور میانگین ۱۶ درصد محاسبه می‌گردد.

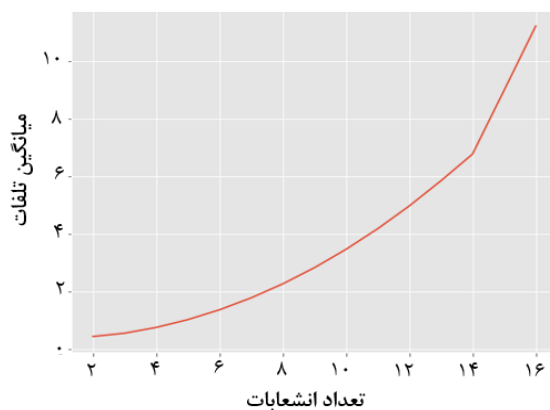
مدل بعدی مدل ماشین پشتیبان است. این مدل با هسته RBF آموزش داده می‌شود و سپس روی داده‌های که تلفات آن‌ها با اطلاعات کامل با پخش بار محاسبه شده است مقایسه می‌گردد. میزان میانگین خطای مطلق برای این روش ۰/۵۲ در صد می‌باشد که در حالت نسبی برابر با ۱۳/۳۵ درصد است.

مدل آخر مدل شبکه عصبی عمیق می‌باشد که با استفاده از بهینه‌ساز آدام و تابع خطای میانگین نسبی آموزش داده است. این شبکه دارای سه لایه پنهان با تعداد نرون‌های ۳۲، ۳۰ و ۲۰ و یک لایه خروجی است. این تلفات تخمین زده شده در این مدل با تلفات شبکه‌های که دارای اطلاعات کامل هستند مقایسه می‌شود. میانگین خطای مطلق در این مدل به ۰/۴۴ کاهش و خطای نسبی به ۱۰/۵۲ درصد تقلیل می‌یابد. شکل ۱۵ نشان‌دهنده خروجی واقعی و خروجی آموزش داده شده است. قرمزها داده‌های واقعی و آبی‌ها داده‌های پیش‌بینی شده می‌باشند.

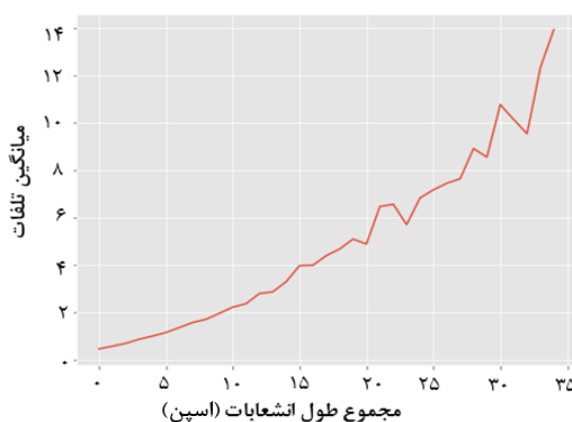
## ۶- نتیجه‌گیری

مدیریت تلفات انرژی الکتریکی چه در فضای سنتی چه در فضای تجدید ساختار یافته از اهمیت بالایی برخوردار است. در چنین نیازهای مدیریتی، برای برنامه‌ریزی‌های آینده و تخصیص بودجه برای کاهش تلفات، اندازه‌گیری تلفات اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند. در شبکه‌های با ضعیف اطلاعاتی بالا که امکان محاسبه تلفات به‌صورت دقیق غیرممکن است تخمین تلفات به چالشی بزرگ پیشروی قانون‌گذاران و شرکت‌های توزیع تبدیل می‌شود. این چالش به نحوی هست که شرکت‌ها و قانون‌گذاران با پذیرفتن میزان خطایی به دنبال تخمین تلفات می‌روند. در این مقاله باتکیه بر ویژگی‌های فیدرهای توزیع و قابلیت پاسخ‌گویی بالای شبکه‌های عمیق در برابر مسائل غیرخطی باتوجه به ساختار اطلاعاتی شبکه روشی برای تخمین تلفات ارائه شده که در مقایسه با روش‌های موجود قبلی از سادگی پیاده‌سازی و دقت بهتر برخوردار است.

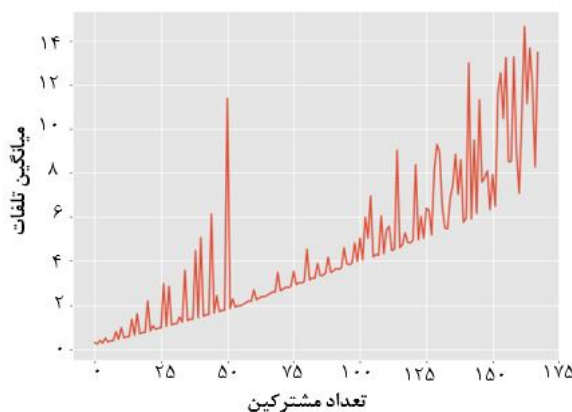
بررسی مهمی که در ادامه می‌تواند انجام بگیرد پیاده‌سازی آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای تأثیرگذار در تلفات شبکه است.



شکل (۱۲): تغییرات میانگین تلفات فیدر برحسب افزایش تعداد انشعابات



شکل (۱۳): تغییرات میانگین تلفات فیدر برحسب افزایش مجموع طول انشعابات



شکل (۱۴): تغییرات میانگین تلفات فیدر برحسب افزایش تعداد مشترکین

همان‌طور که انتظار می‌رفت و از شکل‌های ۱۰-۱۳ نیز پیدا است با افزایش هر کدام از پارامترها میانگین درصد تلفات افزایش می‌یابد.

## ۵- آموزش مدل‌های یادگیری ماشین

در این بخش برای آماده‌سازی داده‌ها برای آموزش ابتدا با استفاده از الگوریتم KNN ناهنجاری‌های داده‌ای حذف می‌شود این ناهنجاری‌ها

[11] G. Grigoras, G. Cartina, and E. Bobric, "An Improved Fuzzy Method for Energy Losses Evaluation in Distribution Networks," in Melecon 2010-2010 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, 2010, pp. 131-135.

[12] G. Grigoras and F. Scarlatache, "Energy Losses Estimation in Electrical Distribution Networks With a Decision Trees-Based Algorithm," in 2013 8th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (Atee), 2013, pp. 1-4.

[13] A. K. Dashtaki and M. R. Haghifam, "A new loss estimation method In Limited Data Electric Distribution Networks," IEEE transactions on power delivery, vol. 28, pp. 2194-2200, 2013.

[14] C. A. Dortolina and R. Nadira, "The Loss That Is Unknown Is No Loss At All: A Top-Down/Bottom-Up Approach for Estimating Distribution Losses," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20, pp. 1119-1125, 2005.

[15] Q. Cui, S. M. Y. Hashmy, Y. Weng, and M. Dyer, "Reinforcement Learning Based Recloser Control for Distribution Cables with Degraded Insulation Level," IEEE Transactions on Power Delivery, 2020.

[16] K. Hong, M. Jin, and H. Huang, "Transformer Winding Fault Diagnosis Using Vibration Image and Deep Learning," IEEE Transactions on Power Delivery, 2020.

[17] A. Bagheri, I. Y. Gu, M. H. Bollen, and E. Balouji, "A Robust Transform-Domain Deep Convolutional Network for Voltage Dip Classification," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 33, pp. 2794-2802, 2018.

[18] J. Schmidhuber, "Deep Learning in Neural Networks: An Overview," Neural Networks, vol. 61, pp. 85-117, 2015.

[19] X. Glorot and Y. Bengio, "Understanding The Difficulty of Training Deep Feedforward Neural Networks," in Proceedings of The Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2010, pp. 249-256.

[20] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," arXiv Preprint arXiv:1412.6980, 2014.

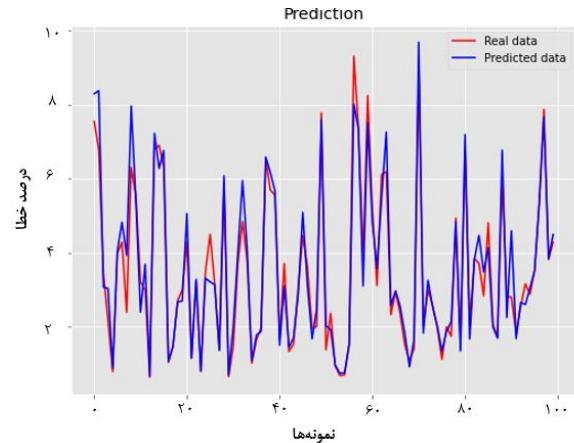
[21] H. Majidi, M. Emadaleslami, and M.-R. Haghifam, "Presenting a Practical Way to Pre-process the Raw Data of Smart Meters and Calculate the Load Duration Curve," International Journal of Smart Electrical Engineering, vol. 10, pp. 45-50, 2021.

[۲۲] م. حجت، م. جاویدی و س. گلدانی، "تخصیص تلفات انتقال در محیط ترکیبی قراردادهای دوجانبه حوضچه توان با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی،" در نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، دوره: ۱۱، شماره: ۱، ۱۳۹۳.

[۲۳] م. عمادالاسلامی، ح. مجیدی، و م. حقیفام، "ارائه یک مدل دومرحله‌ای جهت تشخیص تقلب در شبکه توزیع به وسیله یادگیری عمیق،" در نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، ۱۴۰۰.

### زیر نویس‌ها

<sup>1</sup> Automatic Meter Infrastructure  
<sup>2</sup> Simulated Annealing  
<sup>3</sup> Radial Basis Function  
<sup>4</sup> K Nearest Neighborhood



شکل (۱۵): تلفات واقعی و تلفات تخمین زده شده توسط مدل عمیق

### مراجع

[1] CIRED, "Reduction of Technical and Non-Technical Losses in Distribution Networks," 2017.

[2] A. Sekar and N. Mwakabuta, "Determination of Feeder Losses By an Improved Linear Model in a Radial Circuit," in 2007 Thirty-Ninth Southeastern Symposium on System Theory, 2007, pp. 199-203.

[3] B. de Souza, A. Sousa, and J. de Albuquerque, "Power Losses on Distribution Network: Estimation Using Simulated Annealing," in Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2005., 2005, pp. 1041-1044.

[4] P. N. Rao and R. Deekshit, "Energy Loss Estimation in Distribution Feeders," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 21, pp. 1092-1100, 2006.

[5] P. Lezhniuk, S. Bevez, and A. Piskliarova, "Evaluation and Forecast of Electric Energy Losses in Distribution Networks Applying Fuzzy-Logic," in 2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting-Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008, pp. 1-4.

[6] S. Nuchprayoon, "Calculation and Allocation of Load Losses in Distribution System Using load Research Data and Load Factor Method," in 2016 6th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE), 2016, pp. 85-90.

[7] X. Fu, H. Chen, R. Cai, and P. Xuan, "Improved LSF Method for Loss Estimation and Its Application in DG Allocation," IET Generation, Transmission & Distribution, vol. 10, pp. 2512-2519, 2016.

[8] O. M. Mikic, "Variance-Based Energy Loss Computation in Low Voltage Distribution Networks," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 22, pp. 179-187, 2007.

[9] L. Queiroz, C. Cavellucci, and C. Lyra, "Evaluation of Technical Losses Estimation in LV Power Distribution Systems," in CIRED 2009-20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution-Part 1, 2009, pp. 1-4.

[10] H. Jiang, Y. Yuan, Y. Huang, and G. Li, "RBF Neural Network Based on Genetic Algorithm Used in Line Loss Calculation for Distribution Network," in Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007), 2007, pp. 338-342.