

مدلسازی و پیش‌بینی بهینه نرخ خرابی تجهیزات شبکه توزیع برق

شروین اسدزاده، استادیار

گروه مهندسی صنایع- دانشکده فنی و مهندسی- دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال- تهران- ایران
sh_asadzadeh@iau-tnb.ac.ir

چکیده: به منظور کسب درک عمیق در زمینه برنامه‌ریزی تعمیر و نگهداری، بررسی نقاط ضعف شبکه توزیع و کشف رخدادهای غیرعادی، باید خاموشی‌های رخ داده در شبکه را ردگیری کرد. از سویی دیگر مهمترین وظیفه شرکت‌های توزیع برق، تأمین برق مطمئن و پایدار است که با ایستی با حداقل خاموشی و با ولتاژ استاندارد همراه باشد. این پژوهش قصد دارد با بهره‌گیری از رویکردهای سری زمانی فصلی و شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌هایی را به منظور پیش‌بینی نرخ خرابی یکی از تجهیزات به کار رفته در دو منطقه از مناطق تحت پوشش شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ ارائه دهد. این داده‌ها بصورت هفتگی در بازه فروردین ۱۳۹۱ الی اسفند ۱۳۹۴ از نرم‌افزار ثبت حوادث ENOX استخراج شده‌است. بدین منظور پس از پیش‌پردازش داده‌ها، مدل نهایی مناسب به کمک نرم‌افزارهای MATLAB و Minitab ارائه شد. همچنین، میزان متوسط دمای هوای میزان متوسط بارش باران و میزان متوسط سرعت باد بعنوان متغیرهای ورودی به شبکه عصبی انتخاب شدند. برای ارزیابی میزان خطای مدل‌های پیشنهادی، از میانگین مربعات خطای استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند مدل‌های سری زمانی نسبت به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای عملکرد بهتری در پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز موردنظر داشتند و می‌توان برای پیش‌بینی دوره‌های آتی از آنها استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی نرخ خرابی، مدل‌های سری زمانی فصلی، شبکه عصبی مصنوعی، شرکت توزیع نیروی برق

تاریخ ارسال مقاله : ۹۷/۱۱/۲۰

تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۰۲/۱۳

نام نویسنده‌ی مسئول : شروین اسدزاده

نشانی نویسنده‌ی مسئول : تهران- حکیمیه- دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

۱- مقدمه

هزینه‌های آن، مدل پیش‌بینی قابلیت اطمینان دقیقی با استفاده از ترکیب مدل‌های میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. مرجع [۴] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه پرسپترون، مدلی را جهت پیش‌بینی نرخ خرابی در یک شرکت آبرسانی لهستانی ارائه کرده است. مرجع [۵] با ارائه مدل ترکیبی رگرسیون بردار پشتیبان و میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه، قیمت برق را پیش‌بینی کرده‌اند. همچنین طی تحقیقی، الگوی سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی کشورهای G8 تا سال ۲۰۱۵ بکار گرفته شده است [۶]. صادقی و همکاران [۷] در مطالعه‌ای از الگوریتم ترکیبی عصبی-فازی و انبوی ذرات برای پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی کشور جمهوری اسلامی ایران تا سال ۱۴۰۴ خورشیدی استفاده کرده‌اند. نتایج مطالعه ایشان، بیانگر قدرت بالای الگوریتم ترکیبی انبوی ذرات و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در پیش‌بینی است. مرجع [۸] در پژوهش خود با استخراج داده‌های خاموشی ثبت شده در نرم افزار ثبت حوادث شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ (ENOX) طی سالهای ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۳ با استفاده از الگوریتم K-Means به عنوان یک ابزار خوش بندی در تکنیک داده کاوی علل خطاهایی که منجر به خاموشی می‌شوند را براساس شباهت رفتاری در خوشه‌های متعدد دسته بندی کرده و در نهایت بر اساس میزان تاثیر در بروز خاموشی اولویت بندی کردن. در مرجع [۹] با استفاده از تکنیک‌های داده کاوی یک سیستم تصمیم‌بار طراحی شده است که روابط معنادار بین ویژگی‌هایی که حسگرها همه روزه در نیروگاه برق آبی آرشیو می‌کنند را می‌یابد. این روابط در تصمیم‌گیری دقیق و سریع کارشناسان کمک شایانی نموده و از آسیب به تجهیزات در تصمیمات اشتباه یا دیرهنگام جلوگیری می‌کند. مرجع [۱۰] پیش‌بینی قیمت تسویه بazar برای هر خوشه رقبایی بازار ایران را با کارگیری الگوریتم ژنتیک جهت انجام فرایند آموزش شبکه عصبی مورد مطالعه قرار داده است. در نهایت مرجع [۱۱] به مدل‌سازی و پیش‌بینی تقاضای ساعتی برق مصرفی به کمک مدل‌های میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه با در نظر گرفتن اثرات اصلی و متقابل پرداخته است.

همانطور که پیداست، به رغم فراگیر شدن شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های سری زمانی در بسیاری از علوم، تاکنون با بهره‌گیری از این ابزارهای کارا هیچ‌گونه مدل عملیاتی جهت پیش‌بینی نرخ خرابی آن دسته از تجهیزات شبکه توزیع نیروی برق که منجر به خاموشی می‌شوند ارائه نشده است. لذا در این مقاله برآینیم تا با دریافت نرخ خرابی هفتگی تجهیز موردنظر از نرم‌افزار ثبت حوادث که موجب خاموشی اتفاقی شده است (در بازه زمانی ابتدای فروردین ماه ۱۳۹۱ تا پایان اسفندماه ۱۳۹۴ مربوط به دو منطقه متعلق به معونت هماهنگی و

شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ یکی از شرکت‌های خدماتی در حوزه کلان شهر تهران است. این شرکت بعنوان ارائه دهنده یکی از سرویس‌های حیاتی خدمات شهری نقش مهمی در اکوسیستم شهر، بازی می‌کند و بسیاری از الزامات و نیازهای کارکردی شرکت از این جایگاه بوجود می‌آید. مجموعه شرکت‌های توزیع برق با ۳۹ شرکت مستقل در یک هدینگ بزرگ زیرنظر شرکت مادر تخصصی توانیر اداره می‌شوند. با توجه به طرح جامع فناوری اطلاعات و ارتباطات، خدمات این بخش بدان جهت که تمام اقسام جامعه و تمام منابع و مشاغل مختلف را در بر می‌گیرد و از طرفی لزوم برخورداری آحاد جامعه از برق مطمئن و مستمر به مشتریان که چرخه‌ای اقتصادی صنایع و کلیه سازمان‌ها بدان وابسته است، از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد. مهمترین وظیفه شرکت‌های توزیع، تأمین برق مطمئن و پایدار است که باستی با حداقل خاموشی و با ولتاژ استاندارد به مصرف‌کنندگان برسد. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که خاموشی‌های حوزه توزیع یکی از عمده‌ترین دلایل خاموشی‌های برق مشتریان هستند. خاموشی‌های حوزه توزیع بر دو دسته اند: خاموشی‌های برنامه‌ریزی نشده (اتفاقی) و خاموشی‌های برنامه‌ریزی شده که دسته اول در اثر اتفاقات فنی و غیرفنی در شبکه‌های توزیع برق رخ می‌دهد و بدون اراده شرکت و پرسنل برق قطعه می‌گردد و بسیار بحرانی می‌باشد. شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ در چند سال اخیر با استقرار نرم‌افزار ثبت حوادث (ENOX)، ابزاری را جهت حفظ و نگهداری اطلاعات پایه شبکه، رخدادهای حادث شده و ... فراهم کرده‌اند که در نتیجه می‌توان اطلاعات جامعی از خطاهای رخ داده (شامل زمان وقوع، مدت زمان رفع، نوع، علت و ...) که به تفصیل در پایگاه داده مربوط به آن سیستم ذخیره شده، استخراج نمود. در این راستا تکنیک‌های مختلفی برای پیش‌بینی وجود دارد که می‌تواند به منظور تعیین تعداد خرابی‌های تجهیزات در آینده به کار آید. از این میان می‌توان به تکنیک تحلیل و آنالیز سری‌های زمانی و همچنین شبکه عصبی و درخت تصمیم اشاره کرد.

در مرجع [۱] یک تحلیل آماری در خصوص علل اصلی خرابی در شبکه توزیع برق ارائه شده است. آنها براساس اطلاعات مانیتورینگ یک شرکت توزیع واقع در اسپانیا بین سالهای ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۹ علل اصلی حوادث و خرابی را در شبکه‌های توزیع برق کشف کردند. همچنین یک مدل جامع برای پیش‌بینی قابلیت اطمینان سیستم توزیع برق ارائه شده است که از دو بخش جداگانه مدل‌های خرابی سیستم توزیع برق و خاموشی‌های برنامه‌ریزی شده، ساخته شده است [۲]. این مدل جامع متشکل از شبکه عصبی سه لایه و تحلیل خاکستری می‌باشد. در مرجع [۳] به منظور افزایش محصول و کاهش

در نهایت با لحاظ کردن رابطه فصلی بین داده‌ها، مدل زمانی سری زمانی $ARIMA(p, d, q) \times ARIMA(P, D, Q)$ یا $SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)$ به قرار زیر می‌باشد:

$$\Phi_p(B^s)\emptyset_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D X_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (4)$$

مدلسازی سری‌های زمانی، یک روش تکراری است که با شناخت الگو برآوردهای پارامترها شروع می‌شود. بعد از برآوردهای پارامترها باید کفايت الگو را با بررسی اینکه آیا فرضهای الگو برقرار هستند، مورد ارزیابی قرار دهیم.

۲-۲- شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی یکی از پویاترین حوزه‌های تحقیق در دوران معاصر می‌باشد که افراد متعددی از رشته‌های گوناگون علمی را به خود جلب کرده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند. یک شبکه عصبی مصنوعی، از سه لایه ورودی، خروجی و پردازش تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نرون) است که عموماً با کلیه نرون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند. شبکه‌های پرسپترون از آن جهت که توانایی مناسبی جهت تکامل یافتن به وسیله بردارهای ورودی را دارند، بسیار شایان توجه می‌باشند. این نوع شبکه عصبی در حل مسائل، بسیار سریع و قابل اطمینان است [۱۳]. از مهم‌ترین انواع شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی یادگیری رو به جلو می‌باشد. در این مقاله، از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با یادگیری رو به جلو استفاده می‌کنیم. یادگیری رو به جلو به این معنی است که مقدار پارامتر خروجی براساس پارامترهای ورودی و یک سری وزن‌های اولیه تعیین می‌گردد. مقادیر ورودی با هم ترکیب شده و در لایه‌های نهان استفاده می‌شوند و مقادیر این لایه‌های نهان نیز برای محاسبه مقادیر خروجی ترکیب می‌شوند. به هر بار اجرای این الگوریتم برای تمام داده‌های موجود در بانک یک دوره گفته می‌شود. این دوره‌ها آنقدر ادامه می‌یابد که دیگر مقدار خطای تغییر نکند. از آنجایی که تعداد پارامترها در شبکه‌های عصبی زیاد می‌باشد محاسبات این شبکه‌ها می‌تواند وقت گیر باشد. ولی اگر این شبکه‌ها به مدت کافی اجرا گردند معمولاً موفقیت آمیز خواهند بود. شکل ۱، نمای کلی از یک شبکه عصبی پرسپترون یا ۳ ورودی و ۱ خروجی برای مساله مورد نظر را نشان می‌دهد.

نظرارت جنوب شرق) و به کارگیری الگوهای سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌هایی جهت پیش‌بینی نرخ خرابی این تجهیزات به تفکیک هر منطقه ارائه دهیم تا هریک از مناطق، آمادگی‌های لازم برای روبرو شدن با این خرابی‌ها را داشته باشد. مضاف بر آنکه عملکرد دو تکنیک پیشنهادی به منظور پیش‌بینی تعداد خرابی‌ها با هم مقایسه و رویکرد برتر انتخاب می‌شود.

۲- تکنیک‌های پیش‌بینی

۱-۱- مدل‌های سری زمانی

یک سری زمانی، دنباله‌ای مرتب شده از مشاهدات است. گرچه معمولاً بر حسب زمان، به ویژه در فواصل زمانی مساوی، مرتب می‌شود؛ ولی مرتب شدن، ممکن است که با توجه به ابعاد دیگری همچون فاصله نیز باشد. از آنجا که وقایع گذشته می‌توانند روی وقایع آینده اثر گذاشته و وجود وققه‌ها در رفتار، موضوعی رایج در علوم مختلف هستند، عامل زمان یک عامل تعیین کننده بسیار مهم در مجموعه داده‌های سری زمانی است. یک خصوصیت کلیدی داده‌های سری زمانی که تحلیل آن را نسبت به داده‌های مقطعی دشوارتر می‌کند، این واقعیت است که مشاهدات طی زمان معمولاً با هم دیگر همبستگی دارند. منظور از این بحث آن است که اکثر داده‌های سری زمانی ارتباط نزدیکی با مشاهدات خود در گذشته نزدیک دارند. یک خصوصیت مهم دیگر داده‌های سری زمانی که از تناوب معینی تبعیت می‌کنند آن است که احتمالاً الگوهای فصلی قوی از خود به نمایش بگذارند. این خصوصیت عمدتاً در داده‌های سری زمانی هفتگی، ماهانه یا فصلی اتفاق می‌افتد. مدل‌های باکس-جنکینز [۱۲]، به طور گسترده در مدل‌سازی سری‌های زمانی کاربرد دارند. در مدل‌های اتورگرسیو از درجه p یا $AR(p)$ ، تابع خودهمبستگی ترکیبی از توابع نمایی و سینوسی با دامنه نوسانات کاهنده است و تابع خودهمبستگی جزئی برای فرایند $AR(p)$ بعد از p صفر می‌شود:

$$(1) \quad (1 - \emptyset_1 B - \emptyset_2 B^2 - \dots - \emptyset_p B^p)X_t = a_t$$

در مدل‌های میانگین متحرک از درجه q یا $MA(q)$ ، تابع خودهمبستگی

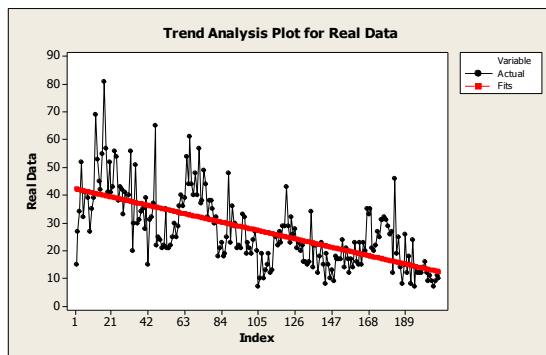
بعد از p برابر صفر می‌شود و تابع خودهمبستگی جزئی ترکیبی از توابع نمایی و سینوسی با دامنه نوسانات کاهنده است: $X_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)a_t$

در فرایندهای اتورگرسیو-میانگین متحرک، تابع خودهمبستگی و

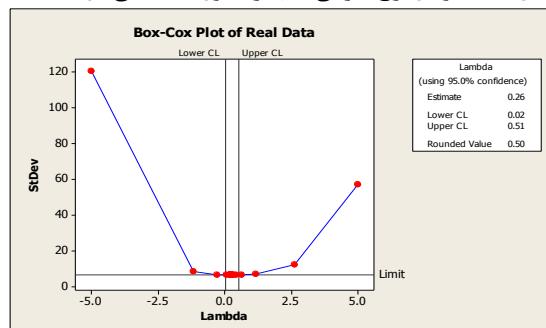
همچنین تابع خودهمبستگی جزئی هر دو به صفر نزدیک می‌شوند.

متلاعقاً، یک مدل کلی که توانایی مدل‌سازی طبقه گسترده ای از سری زمانی ناپایا را داشته باشد، مدل تلفیقی اتورگرسیو میانگین متحرک با درجه (p, d, q) می‌باشد که بصورت $ARIMA(p, d, q)$ خلاصه

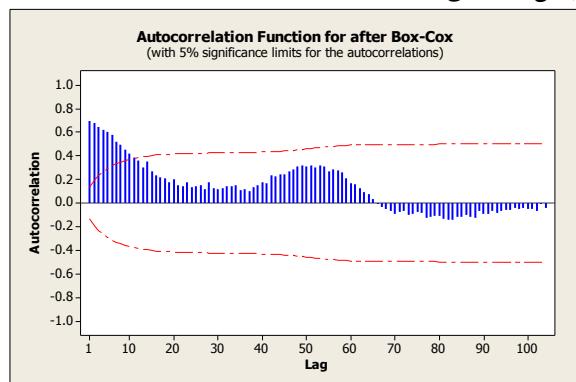
$$(3) \quad \emptyset_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)a_t$$



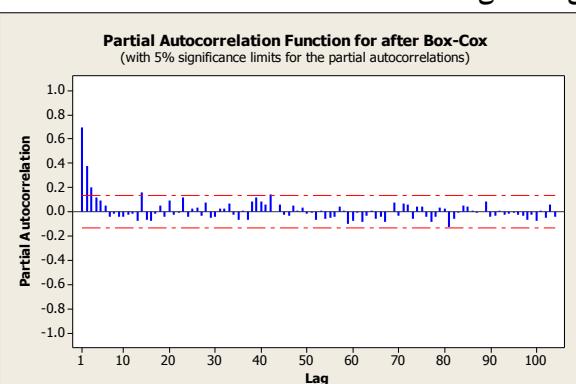
شکل (۲): نمودار نرخ خرابی تجهیز بصورت هفتگی در منطقه A



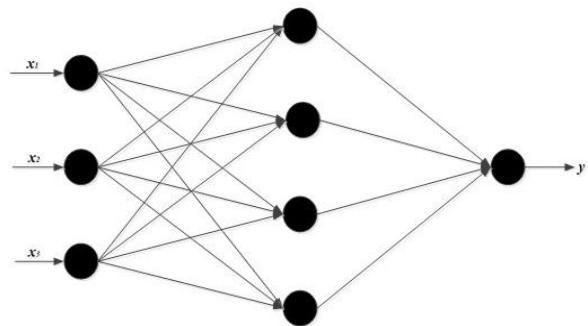
شکل (۳): پارامتر تبدیل پیشنهادی آزمون Box-Cox برای ثبات واریانس داده های منطقه A



شکل (۴): نمودار تابع خودهمبستگی پس از اعمال پارامتر تبدیل بر روی داده های منطقه A



شکل (۵): نمودار تابع خودهمبستگی جزئی پس از اعمال پارامتر تبدیل بر روی داده های منطقه A



شکل (۱): شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

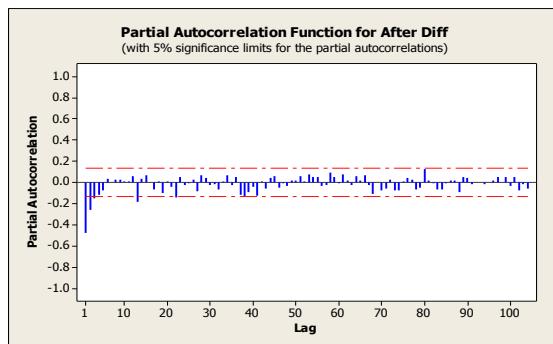
۳- مدلسازی و تجزیه و تحلیل داده ها

در این بخش با بهره‌گیری از مدل‌های باکس-جنکینز و یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، نرخ خرابی تجهیز مورد نظر شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ را مدلسازی می‌کنیم. شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ دارای ۴۰۹۹ هزار مشترک، چهار معاونت و ۲۲ منطقه برق است. این شرکت به علت دارا بودن بیشترین مشترکین مصرف برق در سطح کشور، در تأمین برق قابل اعتماد و مطمئن، وظیفه مهم و سنگینی بر عهده دارد. مبنای اطلاعات این پژوهش، اطلاعات ثبت شده در نرمافزار مدیریت خاموشی شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ به نام ENOX است. برای شروع کار ابتدا بر حسب نیاز، داده‌های مربوط به خاموشی‌های حادث شده از ابتدای فروردین ماه ۱۳۹۱ تا پایان اسفندماه ۱۳۹۴ از پایگاه داده های دو منطقه کلیدی مورد توجه به سیاست‌های این شرکت داده های دو منطقه کلیدی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است که از آوردن نام تجهیز و نام منطقه ها خودداری شده است و این مناطق با A و B نمایش داده شده اند.

۳-۱-۳- تحلیل داده ها با مدل های سری زمانی

۳-۱-۳-۱- منطقه A

در این زیربخش به بررسی و مدلسازی داده‌های سری زمانی منطقه A می‌پردازیم. قدم اول بررسی ثبات میانگین و واریانس در طول زمان می‌باشد که به کمک نمودار سری زمانی، نمودار باکس-کاکس و توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی صورت می‌پذیرد. شکل‌های ۲ تا ۵ نماینگر قدم اول پیاده‌سازی برای مدلسازی می‌باشد.



شکل (۷): نمودار تابع خودهمبستگی جزئی پس از اعمال تفاضل گیری بر روی داده‌های منطقه A

بر اساس روند موجود در شکل‌های ۶ و ۷، بهترین حدس می‌تواند به صورت مدل $SARIMA(0,1,1) \times (0,0,1)_{51}$ باشد. خروجی‌های نرم‌افزار Minitab حاصل از این حدس به شرح جدول ۱ است:

جدول (۱): برآورد ضرایب مدل $SARIMA(0,1,1) \times ARIMA(0,0,1)_{51}$

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.6934	0.0501	13.84	0.000
SMA 51	-0.2320	0.0782	-2.97	0.003
Constant	-0.01028	0.02066	-0.50	0.619
Differencing: 1 regular difference				
Number of observations: Original series 208, after differencing 207				
Residuals: SS = 125.315 (backforecasts excluded) MS = 0.614				
DF = 204				

با توجه به سطح معنادار بودن 0.0005 و این مهم که مقادیر گزارش شده برای ضرایب برآورد شده کمتر از این مقدار هستند لذا هر دو ضریب معنادار بوده و مدل به صورت زیر می‌باشد:

در ادامه به منظور بررسی کفايت مدل از آزمونی به نام لی جانگ-باکس استفاده می‌شود. این آزمون برای ارزیابی استقلال مقادیر باقی مانده‌های مدل استفاده می‌شود. نتیجه این آزمون نیز همراه با مقدار P-Value 0.0005 بیان شده است. از آنجا که مقادیر P-Value بزرگتر از مقدار 0.05 است لذا فرض صفر پذیرفته می‌شود و باقی مانده‌ها مستقل هستند که خود نشان از کفايت مدل برآش شده دارد.

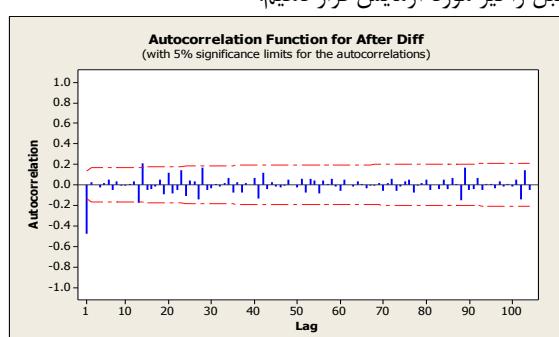
جدول (۲): نتایج آزمون لی جانگ-باکس برای مدل برآش شده

منطقه A				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	2.1	19.4	26.6	40.1
DF	9	21	33	45
P-Value	0.989	0.556	0.778	0.681

B-1-۳ منطقه B

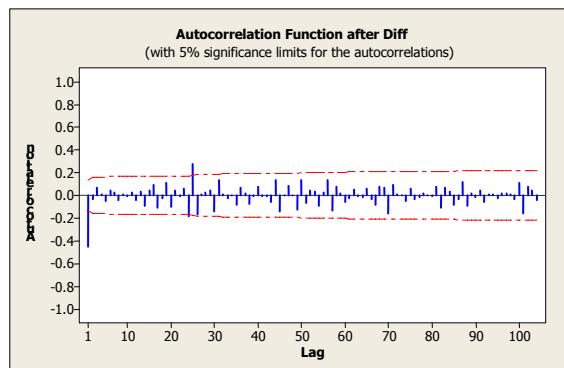
در این زیربخش به بررسی و مدلسازی داده‌های سری زمانی منطقه B می‌پردازیم. مجدداً قدم اول بررسی ثبات میانگین و واریانس در طول زمان می‌باشد که در شکل‌های ۸ تا ۱۱ گزارش شده است.

همانطور که مشاهده می‌شود، شکل ۲ می‌بین عدم پایایی سری زمانی است؛ چرا که روند نزولی در طی زمان وجود دارد. ولیکن به منظور بررسی دقیق‌تر ابتدا عدم پایایی در واریانس به کمک آزمون باکس-کاکس آنالیز می‌شود که پارامتر تبدیل پیشنهادی این آزمون در نرم‌افزار Minitab در شکل ۳ مقدار 0.05 است و این بدان معناست که مقادیر از واریانس ثابتی در گذر زمان برخوردار نبودند. لذا باایستی ریشه دوم داده‌ها محاسبه شود تا بتوان پایایی را در آن‌ها برقرار نمود. پس از آن تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی داده‌هایی که تحت عملیات نتیجه آزمون باکس-کاکس قرار گرفته باشد به منظور آزمودن پایایی/عدم پایایی در میانگین ترسیم شده است (شکل‌های ۴ و ۵). نتایج نشان می‌دهد که تابع خودهمبستگی به کندی در حال نزول کردن است؛ لذا بهوضوح می‌توان دریافت که میانگین نیز ناپایاست. با این توصیفات مدل‌های AR, MA, ARMA برای پیش‌بینی نرخ خرابی این منطقه کنار گذاشته می‌شوند چراکه این سری از مدل‌ها تنها در موقعي که سری زمانی پایا باشد به کار گرفته می‌شوند. برای رفع ناپایایی در میانگین، باایستی حداقل یک مرتبه از داده‌های عملیات تفاضلی‌کردن انجام شود؛ بعارتی دیگر هر داده را از داده‌ی بعدی خود کم کنیم و مجدداً تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی آن را ترسیم کنیم. در صورت نزول سریع تابع خودهمبستگی، عملیات تفاضلی‌کردن را متوقف می‌کنیم. این عملیات با استفاده با نرم‌افزار Minitab انجام پذیرفت و نتایج آن در شکل‌های ۶ و ۷ گزارش شده است. نمودارها نشان می‌دهند که تعداد خرابی‌ها نه تنها از هفته به هفته در یک ماه بهم وابسته‌اند، بلکه از هفته به هفته در همان ماه در سال‌های متعدد نیز وابسته می‌باشند. بنابراین مثلاً برای پیش‌بینی تعداد $a_t^{(1)} = 0.2320 + 0.6934B + 0.05A_{t-1}$ هفته‌ای ($t=1$ تا $t=5$) باید تعداد خرابی‌ها را در هفته‌های مجاور بررسی کنیم؛ بلکه داده‌های مردادهای در سال‌های قبل را نیز مورد آزمایش قرار دهیم.

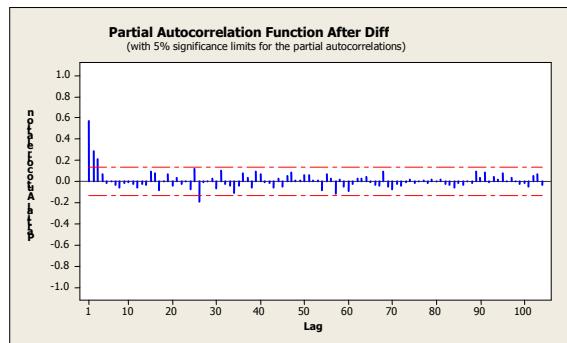


شکل (۶): نمودار تابع خودهمبستگی پس از اعمال تفاضل گیری بر روی داده‌های منطقه A

شواهد در این منطقه نیز حاکی از عدم پایایی سری زمانی است ولیکن به منظور بررسی دقیق، ابتدا عدم پایایی در واریانس به کمک آزمون باکس-کاکس آنالیز می‌شود که پارامتر تبدیل پیشنهادی با عنایت به شکل ۹ مقدار صفر است و لذا بایستی لگاریتم طبیعی داده‌ها محاسبه شود تا بتوان پایایی را در آن‌ها برقرار نمود. سپس بررسی توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی، به عدم پایایی در میانگین اشاره می‌کند. با توجه به شکل‌های ۱۰ و ۱۱ و به منظور رفع ناپایایی در میانگین، یک بار تفاضل گیری معمولی و یک بار فصلی نیاز است و بعد از آن مجدد توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی ترسیم می‌گرددند (شکل‌های ۱۲ و ۱۳).



شکل (۱۲): نمودار تابع خودهمبستگی پس از اعمال تفاضل گیری بر روی داده‌های منطقه B

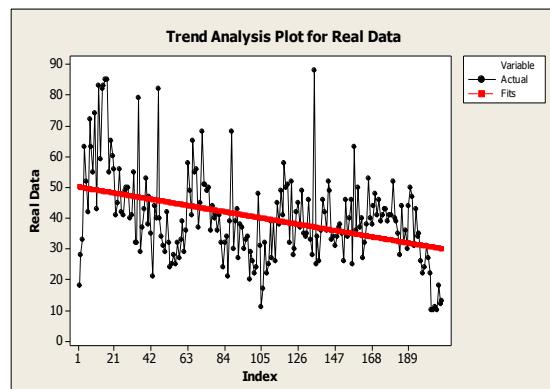


شکل (۱۳): نمودار تابع خودهمبستگی جزئی پس از اعمال تفاضل گیری بر روی داده‌های منطقه B

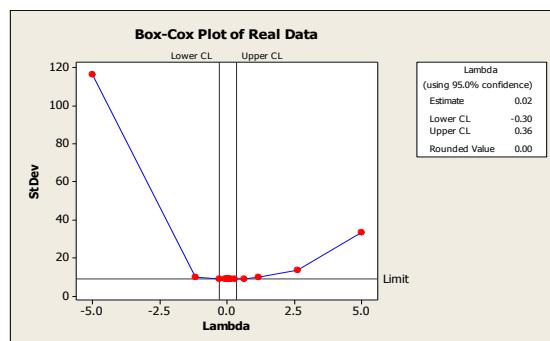
بر اساس روند موجود در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ و بعد از دو بار تفاضل گیری، بهترین گزینه ممکن می‌تواند به صورت مدل $SARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{51}$ باشد. خروجی‌های نرم‌افزار Minitab حاصل به شرح جدول ۳ است:

جدول (۳): برآورد ضرایب مدل $ARIMA(0, 1, 1) \times ARIMA(1, 1, 0)_{51}$

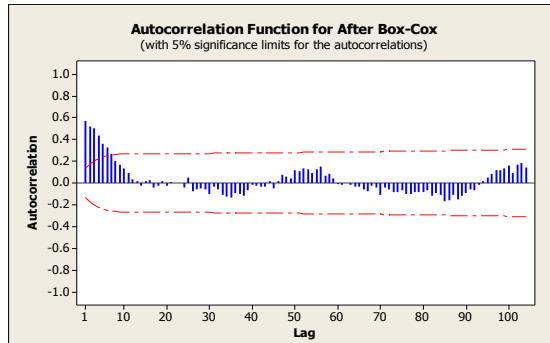
Type	Coef	SE Coef	T	P
SAR 50	-0.8120	0.0659	-12.33	0.000
MA 1	0.6886	0.0598	11.52	0.000
Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 50				
Number of observations: Original series 208, after differencing 157				
Residuals: SS = 15.0676 (backforecasts excluded) MS = 0.0972				
DF = 155				



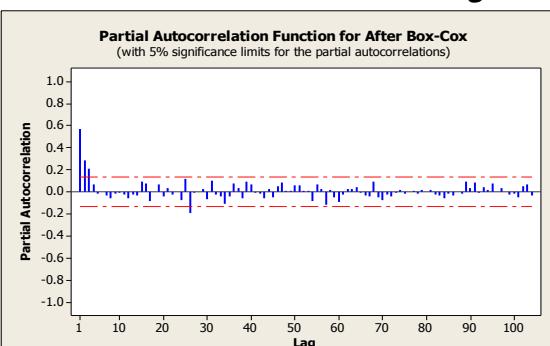
شکل (۸): نمودار نرخ خرابی تجهیز بصورت هفتگی در منطقه B



شکل (۹): پارامتر تبدیل پیشنهادی آزمون Box-Cox برای ثبات واریانس داده‌های منطقه B



شکل (۱۰): نمودار تابع خودهمبستگی پس از اعمال پارامتر تبدیل بر روی داده‌های منطقه B



شکل (۱۱): نمودار تابع خودهمبستگی جزئی پس از اعمال پارامتر تبدیل بر روی داده‌های منطقه B

۴-۱- پیش‌بینی با مدل‌های سری زمانی

براساس نتایج اولیه و مدل $SARIMA(0,1,1) \times (0,0,1)$ به دست آمده در منطقه A، نرخ خرابی شش هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ پیش‌بینی شد که نتایج آن در جدول ۵ گزارش شده است.

جدول (۵): مقادیر پیش‌بینی ۶ هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ نرخ خرابی در منطقه A براساس مدل سری زمانی

میانگین مربعات خطأ (MSE)	نرخ خرابی پیش‌بینی شده	نرخ خرابی در شرایط واقعی
۴.۸۳	۱۰	۱۱
	۹	۶
	۱۱	۸
	۱۰	۱۰
	۹	۱۰
	۱۱	۱۴

همچنین پیش‌بینی نرخ خرابی شش هفته اول سال ۱۳۹۵ بر اساس مدل $SARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)$ برآش شده در منطقه B به قرار جدول ۶ است:

جدول (۶): مقادیر پیش‌بینی ۶ هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ نرخ خرابی در منطقه B براساس مدل سری زمانی

میانگین مربعات خطأ (MSE)	نرخ خرابی پیش‌بینی شده	نرخ خرابی در شرایط واقعی
۷.۶۶	۱۳	۱۶
	۱۸	۲۰
	۱۹	۲۱
	۲۱	۲۵
	۱۵	۱۸
	۲۴	۲۶

همانطور که واضح است مدل‌های سری زمانی برآش شده در هر دو منطقه A و B شرکت توزیع نیروی برق تهران عملکرد مناسبی در پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز داشته اند و دارای میانگین مربعات خطای قابل قبول و کوچکی هستند.

۴-۲- پیش‌بینی با شبکه عصبی مصنوعی

در این زیربخش، پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز در دو منطقه A و B در شش هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی صورت می‌پذیرد. همانند قبل، با بهره‌گیری از میانگین مربعات خطاهای میزان انحراف پیش‌بینی انجام شده با مقادیر واقعی سنجیده می‌شوند. جداول ۷ و ۸ نتایج حاصل را نشان می‌دهند.

جدول (۷): مقادیر پیش‌بینی ۶ هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ نرخ خرابی در منطقه A براساس تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

با توجه به سطح معنادار بودن ۰.۰۵، هر دو ضریب معنادار بوده و مدل به صورت زیر می‌باشد:

متعاقباً بررسی ارزیابی استقلال باقی مانده‌های مدل با آزمون لی جانگ-باکس در جدول ۴ حاکی از این است که باقی مانده‌ها مستقل هستند و لذا مدل برآش شده کفایت لازم را دارد.

جدول (۴): نتایج آزمون لی جانگ-باکس برای مدل برآش شده منطقه B

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11.5	21.4	33.7	59.1
DF	10	22	34	46
P-Value	0.319	0.493	0.482	0.092

۴-۳- تحلیل داده‌ها با شبکه عصبی مصنوعی

برای مسئله پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز مورد نظر از یک شبکه عصبی پرسپکترون چندلایه با یادگیری رو به جلو استفاده می‌کنیم. برای این مسئله یک شبکه عصبی با یک و دو لایه پنهان ساخته می‌شود. تعداد نرون‌های ورودی با توجه به تعداد پارامترهای مورد بررسی سه تعیین گردید. همانطور که پیشتر بیان شد میزان متوسط دمای هوا، میزان متوسط بارش باران و میزان متوسط سرعت باد عنوان متغیرهای ورودی به شبکه عصبی انتخاب شدند. همچنین به دلیل این که تنها یک خروجی مدنظر است، یک نرون در لایه خروجی در نظر گرفته می‌شود. تعداد نرون‌ها در لایه پنهان نیز با توجه به پایگاه داده مورد نظر تعیین شده است. مدل شبکه عصبی ابتدا با استفاده از داده‌های آموزشی ساخته می‌شود، به این صورت که در فاز آموزش، ورودی‌ها و خروجی از قبل مشخص هستند و داده‌های معلوم مسئله حساب می‌شوند و وزن‌های بین نرون‌ها که جزء مجهولات مسئله هستند، در این فاز بددست می‌آیند. در مرحله بعدی که فاز تست مدل می‌باشد، مدل شبکه عصبی ایجاد شده با استفاده از داده‌های آزمایشی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد، به این صورت که ورودی‌ها و وزن‌هایی که در مرحله قبل بددست آورده‌یم جز معلومات مسئله هستند و این بار با استفاده از ورودی‌ها و وزن‌هایی که داریم، خروجی را بددست می‌آوریم و جواب بدست آمده را با خروجی‌هایی که از قبل داشتیم مقایسه می‌کنیم. اختلاف بین خروجی‌های حاصل شده و خروجی‌های واقعی میزان موفقیت ما را در ایجاد مدل مشخص می‌کند. در واقع کارایی مدل‌های شبکه‌های عصبی نیز با معیار میانگین مربعات خطاهای سنجیده می‌شود.

۴-۴- پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز

در این بخش هدف بر این است تا به کمک مدل‌های سری زمانی برآش شده و تکنیک شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز مورد نظر در دو منطقه A و B بپردازیم.

سری زمانی فصلی $SARIMA(0,1,1) \times (0,0,1)_{51}$ و $SARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{51}$ عملکرد بسیار خوب و مناسبی در جهت پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز مورد نظر در دو منطقه مورد مطالعه داشتند. همچنین این دسته از مدل‌ها می‌توانند در دیگر مناطق شرکت توزیع برق مورد استفاده قرار گیرند و لذا دستاوردهای این تحقیق کمک شایانی به پیش‌بینی و کسب آمادگی لازم اکیپ‌های عملیاتی برای روبرو شدن با خاموشی‌های بی‌برنامه و لذا تصمیم‌گیری به موقع به مسئولان شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ خواهد کرد. در نهایت به عنوان پیشنهادات برای مطالعات و تحقیقات آتی می‌توان به بهینه سازی تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های آن به کمک رویکرد متداول‌واری سطح پاسخ پرداخت و عملکرد آن را با مدل‌های سری زمانی به منظور پیش‌بینی نرخ خرابی تجهیز مقایسه کرد.

مراجع

- [1] Quiroga, O. A., Meléndez, J., Herraiz, S. "Fault Causes Analysis in Feeders of Power Distribution Networks", Renewable Energies and Power Quality Journal, Vol. 1, No. 5, pp. 1269-1272, 2011.
- [2] Kaigui, X., Hua, Zh., Chanan, S. "Reliability Forecasting Models for Electrical Distribution Systems Considering Component Failures and Planned Outages", International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Vol.79, pp. 228-234,2016.
- [3] Tong, L., Liang, Y. "Forecasting Field Failure Data for Repairable Systems Using Neural Networks and SARIMA Model", International Journal of Quality and Reliability Management, Vol. 22, No. 4, pp. 410-420, 2016.
- [4] Kutyłowska, M. "Neural Network Approach for Failure Rate Prediction", Engineering Failure Analysis, Vol. 47, pp.41-48, 2015.
- [5] Jinxing, C., Jianzhou, W. "Short-term Electricity Prices Forecasting Based on Support Vector Regression and Auto-Regressive Integrated Moving Average Modeling". Energy Conversion and Management, Vol.51, Issue.11, pp.1911-1917, 2010.
- [6] Azadeh, A., Tasaoudani, B., Anvarian, N., saberi, M. "An Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System for Long-Term Electricity Consumption Forecasting (2008-2015):A Case Study of the Group of Eight (G8). The 14th Asia Pacific Regional Meeting of International Foundation for Production Research, 2010.
- [7] صادقی.ح، افضلیان.ع، حقانی.م، سهرابی وفاج. "پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی با استفاده از الگوریتم ترکیبی عصبی-فازی و انبوه ذرات"، تحقیقات مدلسازی اقتصادی، شماره ۱۰، ص ۵۶-۲۱، ۱۳۹۱.
- [8] سرور طاهرآبادی م، قره پتیان گ، فریدونیان ع. "دسته بندی و تحلیل عوامل خطا بر اساس تکنیک خوشه بندی در شبکه توزیع برق"، بیستمین کنفرانس توزیع برق، زاهدان، ۱۳۹۴.
- [9] پروین نیا. الف، فرداد. بخ "ارائه یک سیستم تصمیم یار جهت پیش‌بینی خاموشی اضطراری نیروگاه‌های برق آبی با استفاده از استخراج قوانین انجمنی مطالعه موردی: نیروگاه برق آبی مارون بهبهان"، نشریه

نرخ خرابی در شرایط واقعی	نرخ خرابی پیش‌بینی شده	میانگین مربعات خطأ (MSE)
۱۴	۱۱	۹.۱۶
۱۱	۶	
۱۰	۸	
۱۲	۱۰	
۸	۱۰	
۱۷	۱۴	

جدول (۸): مقادیر پیش‌بینی ۶ هفته ابتدایی سال ۱۳۹۵ نرخ خرابی در منطقه B براساس تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

نرخ خرابی در شرایط واقعی	نرخ خرابی پیش‌بینی شده	میانگین مربعات خطأ (MSE)
۲۰	۱۶	۱۳.۸۳
۲۳	۲۰	
۱۹	۲۱	
۳۰	۲۵	
۲۳	۱۸	
۲۸	۲۶	

در ادامه می‌باشد به مقایسه دو رویکرد به کار گرفته شده بپردازیم. نتایج بیانگر عملکرد بهتر مدل‌های سری زمانی در مقایسه با شبکه عصبی با عنایت به شاخص میانگین مربعات خطای است، بدین معنی که مدل‌های سری زمانی دارای شاخص میانگین مربعات خطای کوچکتری هستند. البته این برتری ممکن است از عدم استفاده از توابع آموزش مناسب و یا عدم انتخاب تعداد لایه‌های به کار گرفته و بطور کلی عدم بهینه بودن شرایط توقف در شبکه عصبی انتخابی بوده باشد. همچنین در بین مدل‌های سری زمانی، مدل برآذش شده بر روی داده‌های منطقه A دارای کمترین مقدار خطای است.

۵- نتیجه

شرکت‌های توزیع برق به منزله پیش‌نیاز صنعت برق در خط مقدم ارتباط با مردم می‌باشند و از حیث اینکه آینه بیرونی عملکرد صنعت برق می‌باشند و در روند بازتاب‌های اجتماعی موثر خواهند بود، از اهمیت خاصی برخوردارند. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که خاموشی‌های حوزه توزیع، یکی از عمده‌ترین دلایل خاموشی‌های برق مشتریان هستند که متأثر از اتفاقات فنی و غیرفنی در شبکه‌های توزیع برق از جمله خرابی تجهیزات می‌باشند. در این راستا تکنیک‌های مختلف وجود دارند که می‌توانند به منظور مدل سازی و پیش‌بینی تعداد خرابی‌های تجهیزات در آینده به کار آید. در این مقاله، از تکنیک تحلیل و آنالیز سری‌های زمانی و همچنین تکنیک شبکه عصبی مصنوعی به منظور ارائه مدل بهینه و کشف الگوی نهفته در تعداد خرابی یک تجهیز خاص در دو منطقه کلیدی و حساس تحت پوشش شرکت توزیع نیروی برق تهران بزرگ استفاده گردید. نتایج بررسی‌ها بر اساس شاخص میانگین مربعات خطای حاکی از آن بود که مدل‌های

کیفیت و بهره وری صنعت برق ایران، جلد ۷، شماره ۱۳۵، ص ۱۵-۲۷.
۱۳۹۷.

[۱۰] استادی، ب، معتمدی. الف، حسین زاده کاشان، ع، امین ناصری، م، "پیش‌بینی قیمت تسویه بازار برای خوش‌های زمانی رقابت پذیری بازار با استفاده از شبکه عصبی بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک: مطالعه بازار برق ایران،" نشریه کیفیت و بهره وری صنعت برق ایران، جلد ۷، شماره ۱۳۹۷، ص ۸۴-۹۲.

[11] Elamin, N., Fukushige, M. "Modeling and Forecasting Hourly Electricity Demand by SARIMAX with Interactions", Energy, Vol. 165, No. B, pp. 257-268, 2018.

[۱۲] وی، و، تحلیل سری‌های زمانی روش‌های یک متغیری و چند متغیری. ترجمه نیرومند، ح، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۶.

[۱۳] منهاج، م. مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۹۶.