

مدلسازی و پیش بینی اوج مصرف روزانه برق در ایران

محمد میرباقری جم

استادیار گروه اقتصاد دانشکده مهندسی صنایع و مدیریت دانشگاه صنعتی شاهرود

m.mirbagherijam@shahroodut.ac.ir

عماد بنی طرفی

کارشناسی ارشد برنامه ریزی سیستم های اقتصادی، دانشگاه صنعتی شاهرود

Emad9899733@gmail.com

حمیده محرمی

(نویسنده مسئول)

دانشجو دکتری توسعه اقتصادی دانشگاه مازندران

hemi.mhrmi77@gmail.com

چکیده

پیش بینی اوج مصرف روزانه برق و شناسایی عوامل تعیین کننده آن در توازن بین عرضه و تقاضای برق کمک کننده است. در این پژوهش اوج مصرف روزانه برق ایران را با رویکردهای مختلف در دوره ۱۳۹۵/۱۲/۳۰ - ۱۴۰۱/۰۳/۱۶ مدلسازی و پیش بینی می شود. ۹۰ درصد مشاهدات برای ساخت مدل و مابقی برای ارزیابی مدل پیش بینی استفاده می شود. نورن های بهینه لایه های پنهان مدل شبکه عصبی (NN) بر اساس معیار حداقل خطای پیش بینی در لایه اول ۱۱ و در لایه دوم ۸ برآورد شد. نتایج نشان می دهد که فراوانی اوج اول مصرف در ساعت ۱۱ و فراوانی اوج دوم مصرف در ساعت ۲۱ بیشتر از بقیه ساعات است. متغیرهای تعطیلات رسمی، ساعت مصرف انرژی، تعداد مبتلایان جدید به کرونا، دما و رطوبت نسبی هوا و جمعیت در مدل رگرسیون اثر معنی دار بر اوج مصرف برق دارند. همچنین اثر متغیر تعطیلات رسمی و دمای هوا بیشتر از سایر متغیرها است. مقایسه نتایج پیش بینی اوج مصرف برق نشان می دهد که دقت پیش بینی مدل ها و رویکردهای مختلف یکسان نیست. متوسط درصد خطای پیش بینی مدل های NN، GLM و ARIMA طی ۱۸۷ روز (۱۴۰۰/۰۹/۱۱ - ۱۴۰۱/۰۳/۱۶) به ترتیب ۰/۰۷۹۹، ۰/۰۷۵۴ و ۰/۰۷۱۴ است. پس مدل ARIMA با داشتن حداقل متوسط خطای پیش بینی، مدل مناسب پیش بینی اوج مصرف است.

تاریخ دریافت:

۱۴۰۲/۰۷/۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۱/۱۹

کلمات کلیدی:

اوج مصرف روزانه برق،

مدلسازی و پیش بینی،

شبکه عصبی،

مدل ARIMA،

مدل رگرسیون

۱- مقدمه

مدیریت توازن بین تقاضا و عرضه برق شبکه در افزایش سطح رفاه جامعه مهم است. ذخیره برق در حجم وسیع امکان پذیر نیست و مازاد تولید و توزیع آن در شبکه هزینه‌های اقتصادی و زیست‌محیطی برای کشور ایجاد می‌نماید. مازاد مصرف ۱ برق از تولید ۲ آن نیز باعث قطعی برق و بروز خسارت‌های ناشی از آن می‌شود. در حفظ تعادل بین تولید و مصرف برق سه رویکرد قابل بحث است: عرضه متناسب با مصرف که این مستلزم پیش بینی صحیح مصرف برق و برنامه ریزی قبل از تولید است؛ مصرف متناسب با عرضه که مستلزم کنترل و مدیریت مصرف در سطح تولید است؛ رویکرد سوم تلفیقی از رویکرد اول و دوم است. در سال‌های اخیر عوامل متعدد از جمله شیوع ویروس کرونا (عطوفت شمسی و همکاران، ۱۳۹۹) و گسترش استخراج رمزارزها (رجبی و صابری، ۱۴۰۱)، شکاف بین تولید و مصرف برق کشور را افزایش داده و تداوم این وضع خطر بزرگی بر پایداری شبکه برق کشور است.^۳ اگر چه می‌توان با تغییر ساعات کاری ادارات، قطع برق مشترکین پرمصرف خارج از الگو و قطع برق برخی صنایع تولیدی در ساعات اوج مصرف تا حدی ناترازی بین تولید و مصرف برق را در یک بازه زمانی محدود مدیریت نمود ولی به نظر می‌رسد که این راهکارها کافی نباشد و پیش بینی اوج مصرف روزانه برق جهت برنامه ریزی عرضه در یک افق زمانی معین یک ضرورت است. در ادبیات تقاضای انرژی برق، بیشترین و کمترین مقدار انرژی که مصرف کننده از شبکه در یک دوره زمانی معین می‌گیرد را به ترتیب اوج بار^۴ و بار پایه^۵ گویند؛ و پیش بینی صحیح هریک از آنها کاربردهای متفاوتی برای ذینفعان صنعت برق^۶ دارد. افق برنامه ریزی و پیش بینی اوج مصرف ممکن است یک دوره بسیار کوتاه مدت^۷، کوتاه مدت^۸، میان مدت^۹ و بلندمدت^{۱۰} باشد (Lindberg et al., 2019). با توجه به اهمیت موضوع پیش بینی صحیح اوج بار در صنعت برق، پژوهش‌های زیادی انجام یافته است و چندین مطالعه مروری در این زمینه وجود دارد که به عنوان نمونه می‌توان به پژوهش‌های (Alfares & Nazeeruddin, 2002)، (Hammad et al., 2020)، (Dai et al., 2021) و (Isaac Kofi Nti et al., 2020) اشاره نمود.

^۱ تقاضا

^۲ عرضه

^۳ در گزارشی از مرکز مطالعات مجلس شورای اسلامی، از سال ۱۳۹۸ تا ۱۴۰۰ مجموع دستگاه‌های غیرمجاز استخراج رمزارز کشف شده به بیش از ۲۲۱ هزار دستگاه رسیده است.

^۴ Peak Load

^۵ Base Load

^۶ از جمله اپراتورهای شبکه و خرده فروشان برق و نیروگاه‌ها اشاره کرد.

^۷ چند دقیقه تا یک ساعت

^۸ چند ساعت تا چند روز

^۹ یک هفته تا چندماه

^{۱۰} یک سال تا چند سال

شیوه های مدل سازی و پیش بینی اوج بار انرژی الکتریکی متعدد است. در مطالعه ای مروری (Dai et al., 2021) نشان داده اند که در گذر زمان از شیوه های سنتی مانند روش دستی و تجربه انسانی^۱ (۱۹۵۷)، از شیوه های کلاسیک مانند مدل های رگرسیون و تجزیه سری زمانی^۲ (۱۹۷۱)، تحلیل سری های زمانی تصادفی^۳ (۱۹۸۶)، شبکه عصبی مصنوعی^۴ (۱۹۹۱)، هموارسازی نمایی^۵ (۱۹۹۲)، فیلتر کالمن و پیش بینی خاکستری^۶ (۱۹۹۵) استفاده شده است. همچنین با ظهور هوش مصنوعی و داده های بزرگ، از تکنیک های سنتی مبتنی بر هوش مصنوعی مانند منطق فازی^۷ (۱۹۹۷)، سیستم خبره^۸ (۲۰۰۰) و الگوریتم ژنتیک^۹ (۲۰۰۲) و از رویکردهای مدرن مبتنی بر هوش مصنوعی مانند ماشین بردار پشتیبان^{۱۰} (۲۰۰۷)، یادگیری گروهی^{۱۱} (۲۰۱۴) و یادگیری عمیق^{۱۲} (۲۰۱۹) و روش های ترکیبی در مدل سازی استفاده شده است. عوامل مؤثر بر اوج بار نیز متعدد بوده و آنها را می توان بر اساس منشأ هر عامل و افق زمانی تأثیر بر پیک بار (کوتاه مدت، میان مدت و بلندمدت) دسته بندی نمود. تغییرات آب و هوایی^{۱۳}، اثرات تقویمی^{۱۴}، تغییرات اقتصادی و جمعیتی^{۱۵} و تغییر نوع مشتریان^{۱۶} منشاء اصلی تغییرات مصرف برق هستند. (Dai et al., 2021). ادبیات پیش بینی پیک بار گسترده است. بنابراین در این پژوهش پیک بار مصرف برق در ایران برای دوره ۱۳۹۵/۱۲/۳۰-۱۴۰۱/۰۳/۱۶ با رویکردهای مختلف از جمله *ARIMA*، *GLM* و *ANN* مدل سازی و پیش بینی شده است. جهت مقایسه دقت پیش بینی مدل و رویکردهای مختلف معیارها و سنجش های متعددی وجود دارد که در این پژوهش از معیار متوسط درصد خطای پیش بینی و متوسط درصد خطای مدل سازی استفاده شده است که براساس آن مدل *ARIMA* مدل مطلوب برای پیش بینی پیشنهاد شده است.

از اهداف انجام این پژوهش می توان به شناسایی عوامل مؤثر بر پیک مصرف برق در ایران، تعیین ضریب و اثر هر عامل بر سطح مصرف برق در پیک بار و پیش بینی پیک مصرف برق در ایران اشاره کرد. در حقیقت این پژوهش به دنبال آن است که پیک بار مصرف برق در ایران تحت تأثیر چه عواملی است و مواردی همچون تغییر دما، شیوع

¹ Manual method and human experience

² Regression models and time series analysis

³ Analysis of random time series

⁴ Artificial Neural Networks

⁵ Exponential weighting model

⁶ Kalman filter and gray projection

⁷ Fuzzy Logic

⁸ expert system

⁹ Genetic algorithm

¹⁰ Support vector machine

¹¹ Group learning

¹² Deep learning

^{۱۳} مانند دمای هوا، رطوبت نسبی، مقدار ابر، مدت تابش آفتاب روشن، سرعت باد و غیره

^{۱۴} مانند ساعات روز، روز هفته، ماه، فصل، تعطیلات و رویدادهای خاص

^{۱۵} مانند درآمد، تولید، نرخ رشد جمعیت، قیمت برق و ساختار تعرفه آن

^{۱۶} تجاری، مسکونی، صنعتی، کشاورزی و غیره

ویروس کرونا و استخراج رمز ارزهای دیجیتال چه تاثیری بر پیک مصرف برق دارد و پیک بار مصرف برق در ایران در چه ساعاتی از شبانه روز اتفاق می افتد.

در ادامه نیز در زمینه ی روش تحقیق، جامعه آماری مورد پژوهش، مدل های آماری پژوهش، فلوچارت کلی پژوهش، نتایج و تحلیل نتایج، مدلسازی و پیش بینی پیک بار توسط ۳ رویکرد، ارزیابی و مقایسه نتایج رویکردهای مختلف در پژوهش، نتیجه گیری و پیشنهادات سیاستگذاری، محدودیت های پژوهش و مطالعات آتی مطالبی عرضه خواهد شد.

۲- روش تحقیق

با توجه به موضوع و هدف تحقیق این پژوهش از نوع تحلیلی، کمی، کاربردی و مفهومی است. این پژوهش از نظر نوع تحقیق در دسته کاربردی قرار می گیرد که می تواند برای دولت و بخش خصوصی، صنایع وابسته به شبکه توزیع برق خانگی و صنعتی و موارد دیگر حائز اهمیت و کاربرد باشد. نوع تحقیق بر مبنای هدف با استفاده از تحقیقات علمی بوده و عوامل مؤثر بر پیک مصرف شناسایی و هر یک کمی سازی شده است. قلمرو موضوعی پژوهش حاضر مدلسازی و پیش بینی پیک مصرف انرژی برق در ایران است. قلمرو مکانی آن کشور ایران و قلمرو زمانی بازه زمانی ۱۳۹۵/۱۲/۳۰ تا ۱۴۰۱/۰۳/۱۶ است. رویکردها و روش های بکار برده شده در این پژوهش نیز همانطور که گفته شد *ARIMA*، *GLM* و *ANN* می باشند. در ابتدا با بررسی فراوانی ساعات پیک شبانه روز ۱ در جایگاه اول به درجه اهمیت ساعات مصرف برق پرداخته شده است. با اطلاع از بیشترین فراوانی ساعات پیک، مدیریت بهتری در تولید و توزیع برق صورت خواهد گرفت و از خاموشی در ساعات اوج مصرف برق جلوگیری خواهد شد. با استفاده از مدلسازی و پیش بینی پیک مصرف برق برای دوره مورد نظر با استفاده از متغیرهای میزان تاثیرگذاری و معناداری هر یک از عوامل مشخص شده. با استفاده از ۱۰ درصد از بازه زمانی مورد بررسی^۱ به پیش بینی با استفاده از سه مدل *ARIMA*، *GLM* و *ANN* پرداخته شده است، با مقایسه میانگین خطای نسبی هر کدام از مدل ها با داده های واقعی دقیق ترین مدل مشخص شده است. جامعه آماری پژوهش نیز گزارش روزانه پیک بار مصرف برق وزارت نیرو در کشور ایران می باشد، این گزارش ها نیز به دو دسته ی پیک ساعت های روز و پیک ساعت های شب تقسیم بندی شده است. از جمله متغیرهایی که به عنوان ابزار سنجش در مدل مورد استفاده قرار گرفته اند می توان به روزهای هفته، دمای هوا، تعطیلی های رسمی، رطوبت نسبی هوا و ... اشاره داشت. همچنین نرم افزارهای مورد استفاده *EXCELL* و *R* می باشند.

۲-۱- مدل های آماری پژوهش

^۱ پیک ساعت اول و دوم

^۲ ۱۸۷ روز

مدل *ARIMA*: کلمه *ARIMA* از به هم پیوستن مخفف‌های زیر ایجاد شده که توضیح هر کدام به این صورت است:

AR: ابتدای کلمه *Autoregression* که به معنای مدلی که از ارتباط بین یک مشاهده و مشاهدات قبلی استفاده می‌کند.

I: ابتدای کلمه *Integrated* به معنای تفریق مشاهدات^۱ به جهت آنکه سیگنال به صورت ایستا^۲ دربیاید، می‌باشد. به بیان دیگر در اینجا افزایش یا کاهش سیگنال مهم است و نه مقدار قطعی آن.

MA: ابتدای کلمه *Moving-Average* که به معنای ارتباط بین مشاهده فعلی و خطای ایجاد شده بین پیش‌بینی مدل و مشاهدات قبلی است.

مدل رگرسیون چند متغیره خطی: رگرسیون چندگانه، روشی برای توصیف مدل رابطه خطی بین متغیرهای مستقل با یک متغیر وابسته است. در حالت کلی چنین مدلی به همراه خطای تصادفی به صورت زیر نوشته می‌شود.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon_y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad \text{رابطه (۱-۲)}$$

در رابطه (۱-۲)، متغیرهای x_1 تا x_p نقش متغیرهای مستقل را دارند. از طرفی متغیر y نیز متغیر وابسته است. در انتها نیز ε جمله خطای مدل رگرسیونی محسوب می‌شود. ضرایب β_1 تا β_p نیز ضرایب مدل رگرسیونی برای متغیرهای متناظر محسوب می‌شوند. البته توجه داشته باشید که منظور از β_0 ، مقدار ثابت یا متوسط کارایی فرد بدون در نظر گرفتن هر یک از متغیرهای مستقل است.

مدل شبکه عصبی^۳: از چند دهه گذشته که رایانه‌ها امکان پیاده‌سازی الگوریتم‌های محاسباتی را فراهم ساخته‌اند، در راستای شبیه‌سازی رفتار محاسباتی مغز انسان، کارهای پژوهشی بسیاری از سوی متخصصین علوم رایانه، مهندسين و همچنین ریاضی‌دان‌ها شروع شده است، که نتایج کار آن‌ها، در شاخه‌ای از علم هوش مصنوعی و در زیرشاخه هوش محاسباتی تحت عنوان موضوع «شبکه‌های عصبی مصنوعی^۴» طبقه‌بندی شده است. در مبحث شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های ریاضی و نرم‌افزاری متعددی با الهام گرفتن از مغز انسان پیشنهاد شده‌اند، که برای حل گستره وسیعی از مسائل علمی، مهندسی و کاربردی، در حوزه‌های مختلف کاربرد دارند.

مدل مفهومی و متغیرهای پژوهش:

$$PeakLoad_1 = f(MonthFa, FixedVac, RotVac, Minutes_1, tcases, ncases, DBitcoin, HashRate, tmpf, relh, drelh) \quad \text{رابطه (۲-۲)}$$

^۱ کم کردن مشاهده قبلی از مشاهده فعلی

^۲ stationary

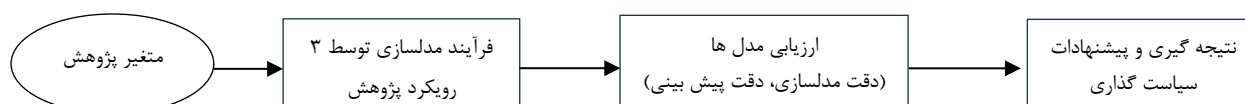
^۳ ANN

^۴ Artificial Neural Networks

متغیر وابسته: مصرف برق پیک اول بار^۱

متغیرهای مستقل: ماه‌های شمسی، تعطیلات ثابت رسمی، تعطیلات چرخشی، ساعت پیک، تمامی مبتلایان به کرونا، موارد جدید کرونا، ضرب بیت کوین، هش ریت بیت کوین، میانگین دمای هوا، اختلاف دمای هوای دو شهر شیراز و مشهد، رطوبت نسبی دو شهر مشهد و شیراز، اختلاف رطوبت دو شهر مشهد و شیراز.

میتوان فلوچارت کلی پژوهش را بصورت زیر ترسیم نمود :

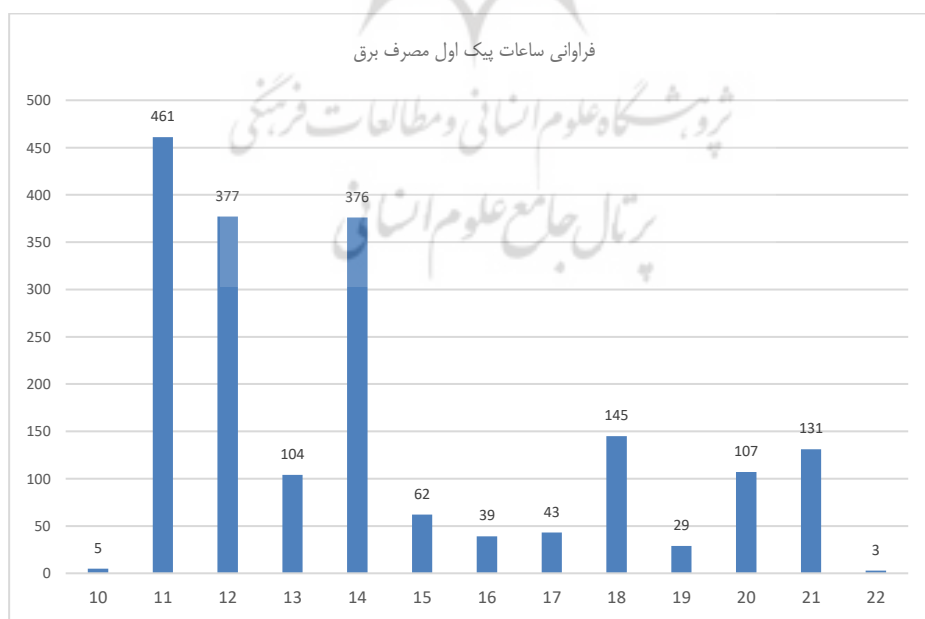


شکل ۱: فلوچارت پژوهش

۳- نتایج و تحلیل نتایج

مدل قطعی در نمودار ۱ و نمودار ۲ میزان فراوانی پیک مصرف برق به تفکیک پیک اول و پیک دوم ترسیم شده است.

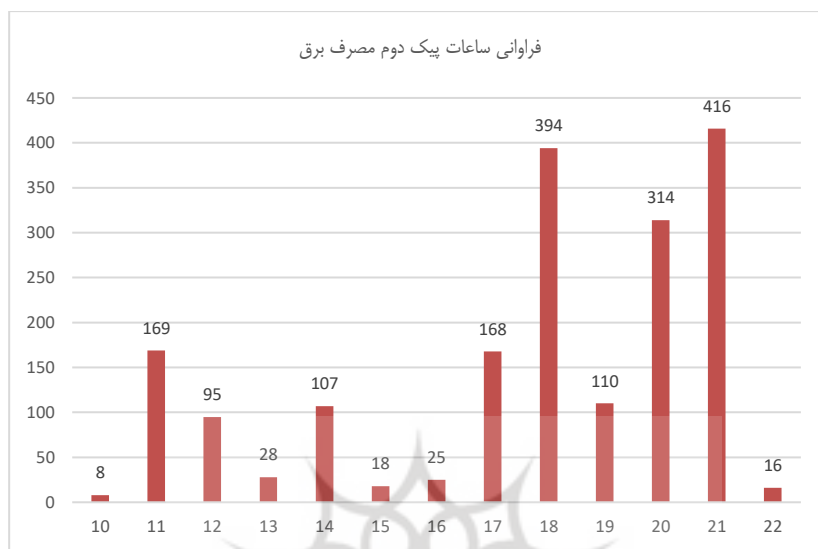
با توجه به نمودار ۱، ساعت ۱۱ در بین ساعات پیک اول مصرف برق دارای بیشترین فراوانی است که می‌توان استنباط کرد یکی از دلایل عمده آن فعالیت صنعت و ادارات و مدارس و فعالیت مصارف برق خانگی می‌باشد. البته لازم به ذکر است که متغیرهای دیگری همچون گرمای هوا، روزهای هفته و ... در ایجاد پیک در این ساعت مؤثر هستند ولی بیشترین تأثیر را فعالیت‌های مشاغل می‌گذارند برای مثال در ساعات ۱۲ و ۱۴ هم فراوانی بالایی را شاهد هستیم که هر کدام از این موارد می‌توانند موضوع یک پژوهش باشند.



نمودار ۱: فراوانی ساعات پیک اول مصرف برق در کشور

^۱ PeakLoad₁

نمودار ۲ فراوانی ساعات پیک دوم مصرف برق کشور را نشان می‌دهد، که با توجه نمودار ساعت ۲۱ دارای بیشترین فراوانی می‌باشد که از جمله دلایل آن حضور کل افراد خانواده در خانه و استفاده از وسایل پرمصرف برقی است.



نمودار ۲: فراوانی ساعات پیک دوم مصرف برق در کشور

در بررسی‌های صورت گرفته و مقایسه چندساعتی که بیشترین فراوانی را دارند به نتایجی از جمله اینکه یکی از عوامل مهم ایجاد پیک^۱ الگوی مصرف نادرست و استفاده از وسایلی که دارای مصرف بالا و بهره‌وری پایینی هستند می‌باشد.

۳-۱- مدل‌سازی و پیش‌بینی پیک بار با مدل ARIMA

نتایج مدل‌سازی، ضرایب و پیش‌بینی مصرف برق در پیک اول با رویکرد ARIMA در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: نتایج تخمین مدل ARIMA

خطای استاندارد	ضریب برآورد شده	نام متغیر
66/5295	-333/4638	عرض از مبدأ <i>intercept</i>
0/1015	-0/0164	روز هفته <i>DayWeek</i>
0/1127	1/8802	ماه <i>MonthFA</i>
0/3901	-11/3187	متغیر مجازی تعطیلات رسمی <i>OffVac</i>

^۱ بیشترین مصرف دوره

0/0017	0/0559	Minutes1	پیک بار اول
0/0001	0/0005	ncases	موارد جدید کرونا
0	0	DbitcoinHash	ضرب بیت کوین در هش ریت
0/0304	1/6342	tmpf	میانگین دمای هوا(مشهد و شیراز)
0/0376	-0/3517	dtmpf	تفاوت دمای هوا دو شهر
0/0209	0/2032	Relh	رطوبت نسبی
0/0142	-0/0612	drelh	تفاوت رطوبت نسبی
0	0	Population	جمعیت
0/0008	0/0018	RealGDPper	درآمد(تولید) حقیقی

ضرب برآورد شده برای متغیر $MA(1)$ برابر با $0/6809$ می باشد. ضرب برآورد شده ماه شمسی $1/8802$ نشان از آن دارد که با افزایش ماه های سال پیک مصرف افزایش پیدا می کند و اثر مستقیم دارد. ضرب برآورد شده تعطیلات رسمی $11/3187$ می باشد که اثر معنادار و معکوس بر روی پیک دارد به معنای آنکه در تعطیلات رسمی پیک مصرف برق اتفاق نمی افتد و در تعطیلات رسمی تعطیلی ادارات و مدارس میزان مصرف برق کاهش چشمگیری پیدا می کند^۱. ضرب برآورد شده زمان پیک $0/0559$ می باشد که نشان می دهد با افزایش ساعات روز مصرف برق در پیک بار افزایش پیدا می کند به عبارتی حداکثر مقدار مصرف برق آذر هر ساعتی از شبانه روز ممکن است اتفاق بیافتد. لذا در صورتیکه بخواهیم مقدار پیک بار مصرف را پیش بینی کنیم باید متغیر زمان (ساعت / دقیقه) را در مدل لحاظ کنیم. وجود این متغیر در مدل برای این موضوع قابل توجیح است.

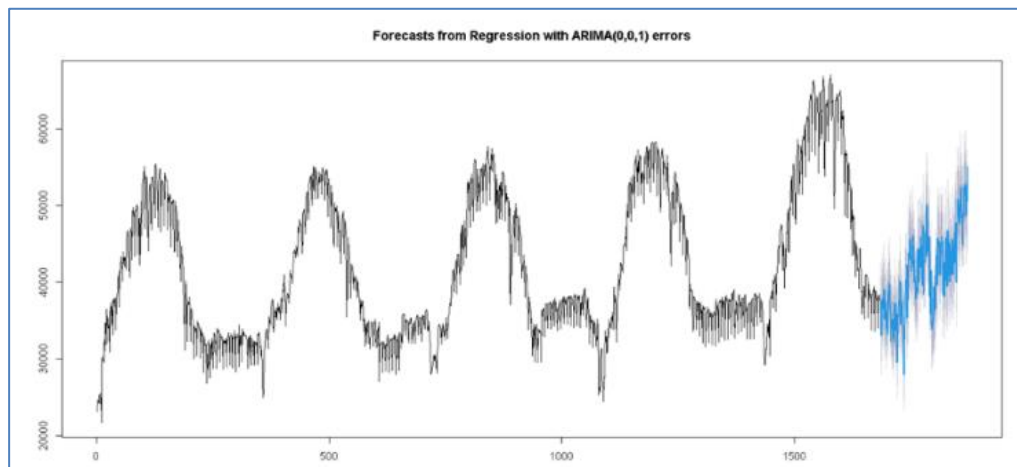
ضرب برآورد شده میانگین دمای هوای دو شهر مشهد و شیراز $1/6342$ می باشد و اثر مستقیم بر پیک مصرف برق دارد به معنای آنکه احتمال وقوع پیک مصرف در دماهای بالا بیشتر است. از جمله دلایلی که می توان در این حالت اشاره کرد این است که در دماهای بالاتر استفاده از وسایل سرمایشی پرمصرف افزایش پیدا می کند و در ساعات اوج دمای هوا احتمال اوج مصرف برق (پیک) افزایش پیدا می کند. ضرب رطوبت نسبی $0/2032$ می باشد که نشان می دهد احتمال وقوع پیک در رطوبت های بالاتر به دلیل استفاده بیشتر از وسایل سرمایشی بیشتر است.

در نمودار^۲ مدل سازی و پیش بینی پیک بار مصرف برق نشان داده شده است. در این نمودار قسمت آبی رنگ نتایج پیش بینی نقطه ای را نشان می دهد و قسمت خاکستری رنگ پیش بینی در سطح اطمینان ۸۰ درصد و ۹۵ درصد

^۱ تعطیلی ادارات و مدارس و دیگر صنایع پرمصرف بر پایه برق در ساعات اوج مصرف برق یکی از راه های جلوگیری از خاموشی های مکرر می باشد (مانند تابستان ۱۴۰۰)

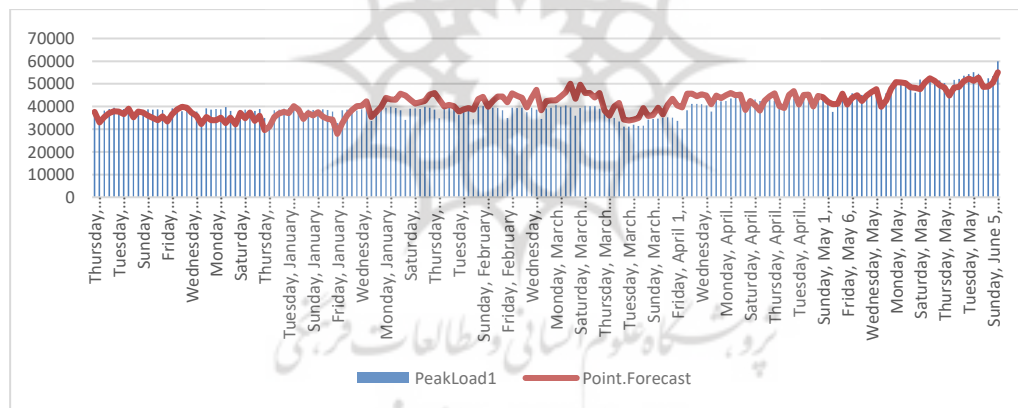
^۲ پیک بار

است. بر اساس نمودار نشان می‌دهد که مصرف پیک دوره قبل (روز قبل) تاثیری روی پیک مصرف امروز ندارد، یعنی شوک وارده بر مصرف پیک روز قبل (دوره قبل) بر سطح مصرف برق در پیک امروز دارد.



نمودار ۳: پیش‌بینی پیک مصرف برق با استفاده از مدل $ARIMA$ برای دوره ۱۸۷ روز

در نمودار ۴ با مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متوجه می‌شویم که در برخی از روزها مقدار پیش‌بینی بیشتر از مقدار واقعی و برخی روزها کمتر از مقدار واقعی می‌باشد. لازم به ذکر است که متوسط خطای برآورد شده برای ۱۸۷ روز در پیش‌بینی با مدل $ARIMA$ برابر با ۰/۰۷۱۳۸ می‌باشد.



نمودار ۴: مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده مصرف برق در پیک اول - با رویکرد $ARIMA$

۲-۳- مدل‌سازی و پیش‌بینی پیک بار با مدل رگرسیون خطی چندمتغیره

ضرایب برآورد شده هر یک از متغیرهای پیک مصرف برق با استفاده از مدل GLM در جدول زیر آورده شده است.

جدول ۲: نتایج تخمین مدل رگرسیون خطی چند متغیره

نام متغیر	ضریب برآورد شده	خطای استاندارد	P_value
عرض از مبدأ <i>intercept</i>	$-1/484e^{+05}$	$2/170e^{+04}$	$1/11e^{-11}$
روز هفته <i>DayWeek</i>	$-5/865e^{+01}$	$4/684e^{+01}$	$0/211$

$2e^{-16}$	$3/829e^{+01}$	$7/489e^{+02}$	ماه شمسی MonthFA
$2e^{-16}$	$2/332e^{+02}$	$-4/782e^{+03}$	متغیر مجازی تعطیلات رسمی OffVac
$2e^{-16}$	$6/420e^{-01}$	$2/013e^{+01}$	زمان پیک بار اول Minutes1
$2e^{-16}$	$1/807e^{-02}$	$2/138e^{-01}$	موارد جدید کرونا ncases
0/133	$6/618e^{-05}$	$-9/954e^{-05}$	ضرب بیت کوین و هش ریت Dbitcoin Hash
$2e^{-16}$	$1/159e^{+01}$	$5/994e^{+02}$	میانگین دمای هوا (مشهد و شیراز) tmpf
$2e^{-16}$	$1/386e^{+01}$	$-1/591e^{+02}$	تفاوت دمای هوا دو شهر dtmpf
$2e^{-16}$	8/250	$7/176e^{+01}$	رطوبت نسبی relh
$3/07e^{-08}$	5/385	$-2/996e^{+01}$	تفاوت رطوبت نسبی drelh
$7/76e^{-09}$	$2/552e^{-04}$	$1/464e^{-03}$	جمعیت ت Populati on
0/136	$2/657e^{-01}$	$3/963e^{-01}$	درآمد تولید حقیقی RealGDP per

ضریب برآورد شده برای متغیر روز هفته برابر با $-5/865e^{+01}$ می باشد که باتوجه به منفی بودن ضریب نشان می دهد که با افزایش روزهای هفته احتمال وقوع پیک مصرف برق کمتر می شود ولی با توجه به مقدار p_value که برابر 0/211 است ضریب برآورد شده معنادار نیست. ضریب برآورد شده ماه شمسی برابر $7/489e^{+02}$ است که نشان می دهد با افزایش ماههای شمسی متغیر تأثیر بیشتری بر پیک مصرف برق می گذارد. ضریب برآورد شده رطوبت نسبی برابر $7/176e^{+01}$ می باشد که نشان می دهد افزایش رطوبت تأثیر بیشتری بر پیک مصرف برق دوره می گذارد.

لازم به ذکر است که ضرایب مثبت و معنادار اثر مستقیم و ضرایب منفی اثر معکوس بر پیک مصرف برق دارد و با توجه به مطالب گفته شده می توان بقیه ضرایب مؤثر بر پیک مصرف را تفسیر کرد.

۳-۳- مدلسازی و پیش بینی پیک بار با مدل شبکه عصبی

سوال اساسی در این بخش : تعداد لایه های پنهان در شبکه عصبی چند عدد می باشد ؟

تعداد لایه های پنهان حداقل یک عدد می تواند باشد ولی به دلیل عدم دسترسی به پردازشگر بسیار قوی برای لایه بیشتر (مثلاً ۱۰۰ لایه) در این بخش تنها دو لایه پنهان را در نظر می گیریم. تعیین اینکه در هر لایه چه تعداد متغیر پنهان می بایست وجود داشته باشد یک مسئله مهم و اساسی در مدلسازی در شبکه عصبی است. مقالات متعددی بوچکارف (۲۰۱۹) و یوتوف، ک.، هاجیکولف، ای.، و هاجیکولوا (۲۰۲۰)، شیلا، کی. جی، و دیپا، اس. ان. (۲۰۱۳) به حل این موضوع پرداخته اند. به طور کلی اخیراً تعیین تعداد نورون ها^۱ در هر یک از لایه ها، بر اساس خطای پیش بینی و خطای مدلسازی تعیین می شود و شایان ذکر است که اهمیت نسبی خطای پیش بینی و خطای مدلسازی هنوز به صورت یک مسئله چالش زا مطرح است. گاهی وزن یکسانی به هر دو نوع خطا داده می شود. در این پژوهش صد درصد وزن را به خطای پیش بینی داده شده است. نکته حائز اهمیت دیگر این است که معیارها و سنجه های استفاده شده برای سنجش اندازه خطا متعدد و مختلف است. در این پژوهش معیار متوسط خطای نسبی استفاده شده است، متوسط خطای نسبی از فرمول زیر محاسبه می شود :

$$i \text{ ام } \text{روز پیش بینی} \frac{|peak \text{ load واقعی} - peak \text{ load}|}{peak \text{ load واقعی}} \quad (3-1)$$

مدلی که کمترین میزان خطای پیش بینی را دارد به عنوان مدل مطلوب انتخاب می شود. در این پژوهش تعداد متغیرهای ورودی در مدلسازی شبکه عصبی ۱۲ متغیر می باشد. تعداد نورون های بهینه در لایه اول طبق محاسبات انجام شده ۱۱ نورون و تعداد نورون های بهینه در لایه دوم ۸ نورون است. متوسط خطای نسبی برآورد شده برای مدل بهینه ، از طریق رابطه (۳-۱) برابر با ۰/۱۱۸۸۴۴ می باشد. در جدول ۳ محاسبات مربوط به خطای پیش بینی برای مدل های مفروض دیگر آورده شده است. همچنین در مدل شبکه عصبی مقدار متوسط خطای پیش بینی از طریق رابطه (۳-۱)، برابر با ۰/۰۷۵۴۰ می باشد.

در صورتیکه معیار انتخاب بهینه مدل، خطای مدلسازی فرض شود، آنگاه تعداد نورون های بهینه در لایه اول و دوم به ترتیب ۱ و ۳ خواهد بود. مقدار متوسط خطای مدلسازی از طریق رابطه (۳-۱)، در این حالت برابر با ۰/۰۶۹۶۲۲ می باشد. در جدول ۴ متوسط خطای محاسبه شده در مدلسازی از طریق رابطه (۳-۱)، به ازای مقادیر مختلف i نشان داده شده است^۲.

^۱ متغیرهای لایه پنهان

^۲ $i(1-10)$, $j(1-11)$

مقایسه نتایج جداول ۳ و ۴ نشان می‌دهد که تعداد نورون‌های بهینه در لایه‌های مدل شبکه عصبی بر اساس معیار متوسط خطا در پیش‌بینی و مدل‌سازی متفاوت است. ماتریس لایه پنهان نمونه $test$ به صورت $H=(11,8)$ و در نمونه مدل‌سازی $H=(3,1)$ می‌باشد.

جدول ۳: متوسط خطای پیش‌بینی مدل‌های مختلف ($test$)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
NA	NA	0/12 5605	0/12 5691	0/12 5571	0/12 6204	0/12 5602	NA	0/12 6203	0/12 559
0/12 4936	0/12 4406	NA	0/12 2695	0/12 2668	NA	NA	NA	0/12 3519	0/12 3523
0/12 3021	0/12 2418	0/12 2369	0/12 2725	NA	0/12 2584	NA	NA	0/12 1932	NA
NA	0/12 1254	0/12 1494	0/12 1412	NA	0/12 1286	0/12 1222	0/12 1044	0/12 1277	0/12 0481
0/12 1325	0/12 182	0/12 1176	0/12 0682	0/12 1009	0/12 0806	0/12 0937	0/12 0272	0/12 1185	NA
0/12 1225	0/12 0555	0/12 1178	0/12 0701	0/12 0159	0/12 0487	0/12 0337	0/11 9955	0/11 9782	0/11 9718
0/12 1376	0/12 0679	0/11 9911	0/12 058	0/12 0072	NA	0/11 9941	0/11 9571	0/11 994	NA
0/12 0707	0/12 0296	0/12 0238	0/12 0363	0/11 9882	0/11 9733	0/12 0209	0/11 9717	0/11 9333	0/11 9307
0/12 0513	0/11 9936	0/11 9594	0/11 9851	0/11 9737	0/11 9373	0/11 9359	0/11 895	0/11 9356	0/11 8931
0/12 0169	0/12 0095	0/12 0001	0/11 918	0/11 9883	0/11 9184	0/11 9156	0/11 8885	0/11 8909	0/11 9279
0/11 9906	0/11 928	0/11 9435	0/11 9646	0/11 9124	0/11 9116	0/11 9042	0/11 8844	0/11 893	0/11 887

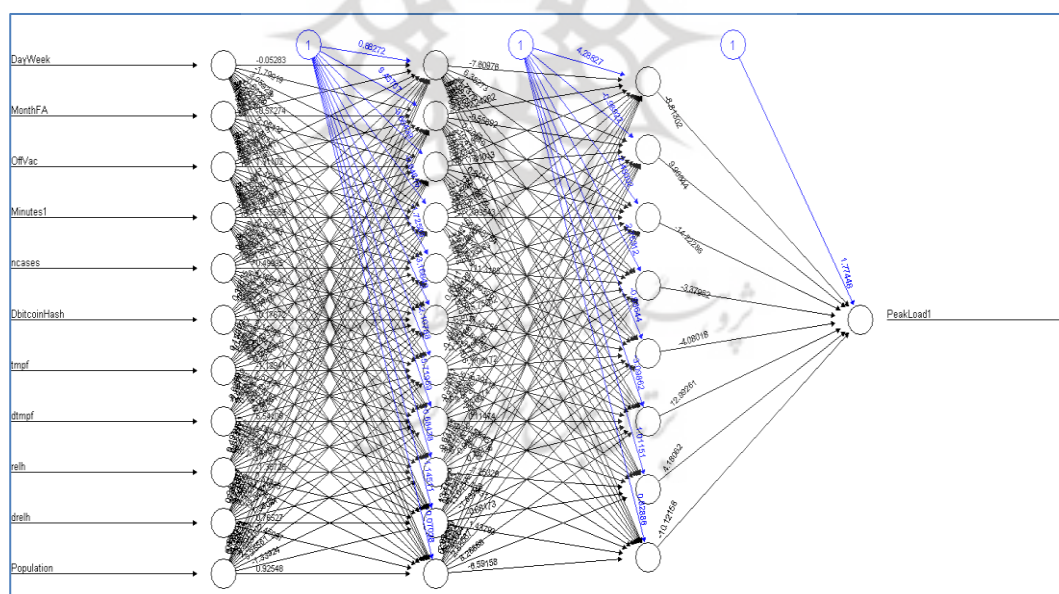
منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۴: متوسط خطای مدل‌سازی مدل‌های مختلف ($train$)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
N A	N A	0/ 07746 9	0/ 07750 4	0/ 07742 1	0/ 07750 4	0/ 07748 2	N A	0/ 07750 4	0/0 7741
0/ 07706 4	0/ 07750 4	N A	0/ 07046	0/ 07080 2	N A	N A	N A	0/ 07009 8	0/0 70174
0/ 06962 2	0/ 07340 3	0/ 07287 7	0/ 08404 4	N A	0/ 07702 1	N A	N A	0/ 08113 5	NA
N A	0/ 07333 9	0/ 07218 9	0/ 07919	N A	0/ 07273 1	0/ 07319 7	0/ 07611 9	0/ 07537 3	0/0 74132
0/ 08267 8	0/ 07331 7	0/ 07751 2	0/ 07677 6	0/ 07785 7	0/ 07466 8	0/ 07292 4	0/ 08033 2	0/ 07149 9	NA

0/ 07121 2	0/ 07786 5	0/ 07441	0/ 08079 7	0/ 07579 9	0/ 07266 7	0/ 07054 3	0/ 07858 5	0/ 07759 8	0/0 76693
0/ 07932 1	0/ 07577 4	0/ 08142 7	0/ 08760 1	0/ 07652 7	N A	0/ 07675 2	0/ 07765	0/ 08057 2	NA
0/ 07525 5	0/ 07666 5	0/ 07627 1	0/ 07731 6	0/ 07249 2	0/ 07960 6	0/ 07355 2	0/ 07625	0/ 07977 2	0/0 78379
0/ 07598 1	0/ 08225 5	0/ 08173 5	0/ 07726 9	0/ 07930 9	0/ 08099 7	0/ 07964 8	0/ 07787 7	0/ 08534 1	0/0 73959
0/ 07644 1	0/ 07661 1	0/ 07958 7	0/ 07701 3	0/ 07697 6	0/ 07876 2	0/ 07817	0/ 07653 3	0/ 07651 3	0/0 76473
0/ 07407 4	0/ 07765 4	0/ 07591 3	0/ 07457 6	0/ 07543 8	0/ 07706 6	0/ 07930 5	0/ 07813	0/ 07699 8	0/0 76333

در شکل ۲ نتایج مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی آورده شده است. همانطور که مشخص است دو لایه برای مدل فرض شده است که در لایه اول ۱۱ متغیر و در لایه دوم ۸ متغیر بهینه می‌باشد.



شکل ۲: نتایج مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی

۴-۳- ارزیابی و مقایسه نتایج رویکردهای مختلف در پیش‌بینی پیک‌بار

جدول ۵: مقایسه متوسط درصد خطای پیش‌بینی و متوسط درصد خطای مدل‌سازی مدل‌های مختلف طی ۱۸۷

مدل رگرسیون خطی	مدل $ARIMA(0,0,1)$	مدل ANN_{11_8}
متوسط درصد خطای پیش بینی	0/0714	0/0754
متوسط درصد خطای مدل سازی	0/0815	0/1195
0/0799	0/0962	

در این بخش با مقایسه مقادیر متوسط خطای برآورد شده سه مدل $ARIMA$ ، شبکه عصبی و رگرسیون خطی چند متغیره درمی یابیم که مدل $ARIMA$ میانگین خطای کمتری نسبت به دو مدل دیگر و دقت بیشتری دارد. از آنجایی که داده ها بصورت لحظه ای است و پیش بینی را می توان برای ساعت های خاص نیز اندازه گیری کرد، می توان گفت متوسط خطای پیش بینی معیار بهتری است هرچند نتایج درصد خطای پیش بینی و درصد خطای مدل سازی نشان می دهند روش $ARIMA$ میانگین درصد خطای کمتری دارد و دارای دقت بیشتری نیز می باشد. به دلیل آنکه در روش $ARIMA$ شوک ها لحاظ می شود و داده و اطلاعات جزئی تر و دقیق تر است می توان گفت این نتیجه گیری صحیح می باشد.

۴- نتیجه گیری و پیشنهادات

نتایج تحلیل توصیفی داده ها :

✓ با توجه به نمودار ۱، ساعت ۱۱ در بین ساعات پیک اول مصرف برق دارای بیشترین فراوانی است که می توان استنباط کرد یکی از دلایل عمده آن فعالیت صنعت و ادارات و مدارس و فعالیت مصارف برق خانگی می باشد. البته لازم به ذکر است که متغیرهای دیگری همچون گرمای هوا، روزهای هفته و ... در ایجاد پیک در این ساعت مؤثر هستند ولی بیشترین تأثیر را فعالیت های مشاغل می گذارند.

✓ نمودار ۲ فراوانی ساعات پیک دوم مصرف برق کشور را نشان می دهد، که با توجه به نمودار می توان دریافت که ساعت ۲۱ دارای بیشترین فراوانی می باشد که از جمله دلایل آن حضور کل افراد خانواده در خانه و استفاده از وسایل پرمصرف برقی می باشد.

✓ با مقایسه بیشترین فراوانی ساعت پیک با متوسط دمای هوا مشخص شد که دما تنها عامل مؤثر بر ایجاد پیک مصرف نیست و در ساعاتی میانگین دمای هوا بیشینه بوده است در حالیکه در همان ساعت دارای فراوانی پیک کمتری هستیم.

نتایج مدل سازی پیک بار مصرف برق :

توسط مدل $ARIMA$ می توان نتیجه گرفت که ضریب برآورد شده ماه شمسی که برابر 1/8802 است نشان از آن دارد که با افزایش ماه های سال پیک مصرف افزایش پیدا می کند و اثر مستقیم دارد. همچنین طبق ضریب برآورد شده تعطیلات رسمی که برابر 11/3187- می باشد می توان نتیجه گرفت اثر معنادار و معکوس برروی پیک دارد،

درحقیقت می توان گفت در تعطیلات رسمی پیک مصرف برق اتفاق نمی افتد و در تعطیلات رسمی تعطیلی ادارات و مدارس میزان مصرف برق کاهش چشمگیری پیدا می کند. ضریب برآورد شده زمان پیک 0/0559 می باشد که نشان می دهد با افزایش ساعات روز مصرف برق در پیک بار افزایش پیدا می کند به عبارتی حداکثر مقدار مصرف برق در هر ساعتی از شبانه روز ممکن است اتفاق بیافتد. ضریب برآورد شده میانگین دمای هوای دو شهر مشهد و شیراز برابر 1/6342 می باشد این خود نشان از اثر مستقیم بر پیک مصرف برق دارد، ازجمله دلایلی که می توان در این حالت اشاره کرد این است که در دماهای بالاتر استفاده از وسایل سرمایشی پرمصرف افزایش پیدا می کند و در ساعات اوج دمای هوا احتمال اوج مصرف برق (پیک) افزایش پیدا می کند. ضریب رطوبت نسبی نیز برابر 0/2032 می باشد که نشان می دهد احتمال وقوع پیک در رطوبت های بالاتر به دلیل استفاده بیشتر از وسایل سرمایشی بیشتر است.

توسط مدل رگرسیون خطی چند متغیره می توان نتیجه گرفت که متغیر روز هفته با ضریب $5/865e^{+01}$ تاثیر منفی بر پیک مصرف برق دارد و با افزایش روزهای هفته احتمال وقوع پیک مصرف برق کمتر می شود ولی با توجه به مقدار p_value که برابر 0/211 است ضریب برآورد شده معنادار نیست. ضریب برآورد شده ماه شمسی برابر $7/489e^{+02}$ است که نشان می دهد با افزایش ماه های شمسی متغیر تاثیر بیشتری بر پیک مصرف برق می گذارد. ضریب برآورد شده رطوبت نسبی برابر $7/176e^{+01}$ می باشد که نشان می دهد افزایش رطوبت تاثیر بیشتری بر پیک مصرف برق دوره می گذارد. متغیرهای ماه شمسی، تعطیلات رسمی، زمان پیک بار اول، موارد جدید کرونا، میانگین دمای هوا (مشهد و شیراز)، تفاوت دمای هوای ۲ شهر، تفاوت رطوبت نسبی و جمعیت تاثیر معنی داری بر پیک مصرف برق دارند.

توسط مدل شبکه عصبی تعداد نورون های بهینه در لایه اول و دوم به ترتیب ۱ و ۳ خواهد بود. مقدار متوسط خطای مدل سازی از طریق رابطه (۳-۱)، در این حالت برابر با 0/069622 می باشد.

نتایج پیش بینی پیک بار مصرف برق: پیش بینی با استفاده از سه مدل $ARIMA$, ANN , GLM صورت گرفته است، مقدار میانگین خطای پیش بینی هر یک از مدل های $ARIMA$, ANN , GLM از چپ به راست برابر با 0/0714، 0/0754، 0/0799 می باشد که با مقایسه سه عدد نتیجه می گیریم که مدل $ARIMA$ دارای کمترین میانگین خطای پیش بینی و به عبارتی دارای بیشترین دقت در پیش بینی می باشد.

پیشنهادهای سیاست گذاری:

در بخش مدل سازی با مدل سازی پیک مصرف برق توسط سه مدل $ARIMA$, GLM , ANN و بدست آوردن ضرایب تاثیر هر یک از متغیرها متوجه شدیم که متغیر تعطیلی و روزهای هفته و در برخی موارد دمای هوا بیشترین تاثیر را بر مدل ها می گذارند و با توجه به این مسئله اگر مدیریت درستی در ساعات کار ادارات و مدارس و الگوی مصرف صورت نگیرد در فصل هایی از سال به دلیل مصرف بالای برق دچار خاموشی های مکرر خواهیم بود چراکه بالابردن ظرفیت تولید و ایجاد نیروگاه های تولید برق و ارتقا خطوط توزیع برق امری بلندمدت است که می بایست در افق برنامه ریزی سیاست گذاران باشد.

پیشنهاداتی که می‌توان برای جلوگیری از بروز مشکلاتی نظیر خاموشی‌های مکرر و عدم توازن عرضه و تقاضای مصرف برق داشت به شرح ذیل است :

✓ اصلاح الگوی مصرف ادارات و مدارس و مصارف خانگی و صنعتی هم از نظر زمان (ساعت) استفاده از وسایل پرمصرف برقی و هم از نظر نوع وسایلی که استفاده می‌شود چراکه در بیشتر موارد علی‌الخصوص در فصل گرما از وسایل سرمایشی با مصرف بالا و بهره‌وری پایین استفاده می‌شود و در بخش صنعت برای فعالیت‌های خطوط تولیدی از تکنولوژی‌های قدیمی و پرمصرف استفاده می‌شود که با رعایت همه این موارد می‌توانیم شاهد توزیع یکسان و عادلانه برق و از پیک مصرف برق که باعث خاموشی می‌شود جلوگیری کرد.

✓ تعرفه مصرفی برق به گونه‌ای لحاظ شود که علاوه بر عدالت اقتصادی (توزیع یارانه برق) از مشترکین با مصرف بالا جلوگیری کند یا اینکه مشترکین (صنایع و خانگی) حداقل بهای تمام‌شده برق را پرداخت کنند.

محدودیت‌های پژوهش و مطالعات آتی : در این پژوهش به جهت انجام مدلسازی با محدودیت‌های داده از جمله داده‌های آب و هوا، تعرفه قیمت برق، میزان مصرف برق به تفکیک استان‌ها و بطور کلی میزان تولید انرژی برق، قیمت تمام‌شده تولید برق و عدم شفافیت گزارش‌های نیروگاه‌های تولید برق مواجه بوده ایم. از جمله موارد دارای اهمیت در زمینه تحقیقات آتی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد :

✓ دلایل فراوانی پیک‌های بار اول و دوم که تحت تاثیر موارد مختلفی است. از جمله موضوعات است که می‌تواند در پژوهش‌هایی موردبررسی قرار گیرند چراکه بررسی هرکدام از این عوامل (متغیرها) نیاز به بررسی‌های میدانی و تخصصی دارد.

✓ برای آنکه از تعطیلی ادارات و صنایع به دلیل وقوع پیک مصرف جلوگیری شود می‌بایست در زمان‌های میان‌مدت و بلندمدت در جهت ایجاد نیروگاه‌های متناسب با مصرف برق برنامه‌ریزی‌های درستی صورت گیرد.

✓ با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از مدلسازی و پیش‌بینی پیک‌بار مصرف برق پیشنهاد می‌شود برای بالا بردن دقت پیش‌بینی از مدل‌های دیگری همچون ARCH, ARFIMA یا ترکیبی از مدل‌ها استفاده شود. وارد کردن متغیرهایی از قبیل تعرفه برق می‌تواند بر دقت مدلسازی تأثیر بیشتری داشته باشد.

منابع

- [۱] عطوفت شمس، کیمیا، قانع، قائم مقامی، روژین، هدایتی، ... & عبدالی سوسن. (۲۰۲۱). تاثیر ویروس کرونا بر روی مصرف برق در ایران و جهان. روش‌های هوشمند در صنعت برق، ۱۲(۴۵)، ۴۹-۶۲.
- [۲] ابوالقاسم-رجبی، علی-صابری، سیدمهدی-حسینی دولت آبادی، محمد حسن-معادی رودسری، & حسن-پوراسماعیل. تاثیر استخراج رمزارز بر پایداری شبکه برق ایران.
- [3] (Classification of Electricity Load Forecasting Based on the Factors Influencing the Load Consumption and Methods Used, n.d.), S., Meng, F., Dai, H., Wang, Q., & Chen, X. (2021). Electrical peak demand forecasting-A review. arXiv preprint arXiv:2108.01393.
- [4] Nti, I. K., Teimeh, M., Nyarko-Boateng, O., & Adekoya, A. F. (2020). Electricity load forecasting: a systematic review. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 7(1), 1-19.
- [5] Yalcinoz, T., & Eminoglu, U. (2005). Short term and medium term power distribution load forecasting by neural networks. Energy Conversion and Management, 46(9-10), 1393-1405.
- [6] Lindberg, K. B., Seljom, P., Madsen, H., Fischer, D., & Korpås, M. (2019). Long-term electricity load forecasting: Current and future trends. Utilities Policy, 58, 102-119.
- [7] Nassif, A.B., Soudan, B., Azzeh, M., Attili, I., & AlMulla, O. (2021). Artificial Intelligence and Statistical Techniques in Short-Term Load Forecasting: A Review. ArXiv, abs/2201.00437.
- [8] Hammad, M.A., Jereb, B., Rosi, B., & Dragan, D. (2020). Methods and Models for Electric Load Forecasting: A Comprehensive Review. Logistics & Sustainable Transport, 11, 51 - 76.
- [9] Hong, T., & Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. International Journal of Forecasting, 32, 914-938.
- [10] Singh, A. K., Khatoun, S., Muazzam, M., & Chaturvedi, D. K. (2012, December). Load forecasting techniques and methodologies: A review. In 2012 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems (pp. 1-10). IEEE.
- [11] Alfares, H. K., & Nazeeruddin, M. (2002). Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. International journal of systems science, 33(1), 23-34.
- [12] Nti, I. K., Teimeh, M., Nyarko-Boateng, O., & Adekoya, A. F. (2020). Electricity load forecasting: A systematic review. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 7(1), 1-19.