

پیش‌بینی دقیق بار فیدرهای شبکه توزیع در روزهای کاری هفته با استفاده از اطلاعات گذشته بار

بهادر فانی^(۱) - سلیمان فهرستی ثانی^(۲) - احسان ادیب^(۳)

(۱) استادیار - دانشکده مهندسی برق، گروه قدرت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد

(۲) کارشناس ارشد - اداره کل آموزش و پرورش، ناحیه یک یزد، هنرستان وطنچی

(۳) استادیار - دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۸/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۶/۲۵

خلاصه: تخمین بار روزانه در شرکت‌های توزیع که به منظور ارائه این نتایج به شرکت مدیریت شبکه صورت می‌گیرد، امری لازم و ضروری است. پیش‌بینی بار روزانه در شبکه‌های قدرت از دیرباز مورد توجه قرار داشته است. با توجه به تأثیر پذیری زیاد الگوهای بار از عوامل مختلفی مانند عوامل آب و هوایی، اقتصادی و اجتماعی، پیش‌بینی دقیق بار امر دشواری می‌باشد. به همین دلیل در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های هوشمند در جهت پیش‌بینی، در حال گسترش می‌باشد. در این مقاله جهت پیش‌بینی بار، با توجه به حجیم و زمان بر بودن روش‌های هوشمند از مدل‌های آماری (روش هموار سازی نمایی) استفاده شده است و با تلفیق این روش با روش تخمینی ارائه شده (معکوس اجزای اصلی) با توجه به عدم دسترسی کامل به داده‌های روز قبل از روز پیش بینی نتایج قابل قبولی حاصل می‌گردد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی بار، تخمین بار، منحنی بار، هموارسازی نمایی، روش معکوس اجزای اصلی.

Short-Term Load Forecasting of Distribution Power System for Weekdays Using Old Data

Bahador Fani⁽¹⁾ - Soleyman Fehresty Sani⁽²⁾ - Ehsan Adib⁽³⁾

(1) Assistant Professor – Department of Electrical Engineering, Islamic Azad University, Najafabad Branch
fani@iaun.ac.ir

(2) Msc- General Office of Education, Region One of Yazd, Vatanchi High School
soli_f17@yahoo.com

(3) Assistant Professor - Department of Electrical and Computer Engineering, Isfahan University of Technology
adib.ehsan@gmail.com

Estimation of daily load in distribution companies which is performed to present the results to the DMS, is necessary. Daily load forecasting of power systems has traditionally been considered. Because load patterns are influenced by several factors such as climate, economy and society, it is difficult to predict the load exactly. That's why in recent years the use of intelligent algorithms to predict it, is growing. In this project, the short-term load forecasting is performed in a hybrid approach. Due to the different behavior in different days, various methods have been used to predict the load. With studying different methods of load prediction, finally, finally exponential smoothing algorithm was used to predict the exact load in the weekdays.

Index Terms: Load forecasting, load estimation, load curve, exponential smoothing, inverse principal component analysis.

۱- مقدمه

با توجه به اینکه هدف اصلی شبکه‌های توزیع برق پاسخگویی به تقاضای بار با کیفیت مطلوب می‌باشد و این تقاضای روزافزون، نیاز به یک برنامه‌ریزی آینده نگر دارد. در نتیجه اطلاع از بار شبکه در سال‌های آتی از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. در سالهای اخیر بازار تقاضای جهانی برق نسبت به دیگر انرژی‌ها از رشد بیشتری برخوردار بوده است و از طرف دیگر قابلیت ذخیره‌سازی انرژی الکتریکی با توجه به تکنولوژی‌های موجود در ابعاد بزرگ امکان پذیر نمی‌باشد. بنابراین پیش‌بینی دقیق مصرف بار در دوره خاص می‌تواند در استفاده اقتصادی از انرژی الکتریکی نقش مهمی ایفا نماید.

پیش‌بینی صحیح بار علاوه بر صرفه‌جویی در هزینه‌های سرمایه‌گذاری، امکان برنامه‌ریزی بهتر برای توسعه نیروگاه‌ها و شبکه‌های انتقال و توزیع را فراهم می‌کند. اطلاع از رشد بار و تقاضای برق یکی از مهمترین مسائل حائز اهمیت در بهره‌برداری و توسعه بهینه شبکه برق می‌باشد.

از دیدگاه مقیاس زمانی، پیش‌بینی بار به چهار گروه زیر تقسیم می‌گردد:

✓ بسیار کوتاه مدت (فواصل زمانی چند دقیقه تا یک ساعت)

✓ کوتاه مدت (فواصل زمانی یک ساعت تا چند روز که هدف این مقاله نیز می‌باشد)

در مرجع [۳] جهت پیش‌بینی دقیق‌تر بار چندین تکنیک شامل، آنالیز Gary، آنالیز یادگیری پسخور تصادفی با نرخ یادگیری پویا و مونتوم را با یکدیگر تلفیق نموده و برای پنج شبکه تا مدت زمان پنج روز بعد، بار شبکه‌ها را پیش‌بینی نموده است. مرجع [۴] با شناسایی روزهای وابسته به روز مورد بررسی و با بررسی دیگر عوامل تأثیرگذار بر مصرف بار مثلاً درجه حرارت هوا، رطوبت هوا، سرعت باد، پوشش ابر، ساعات آفتابی، میزان بارش و ... سعی در پیش‌بینی دقیق‌تر بار نموده اند. به طور کلی روش‌های متعارف پیش‌بینی مانند روش‌های مبتنی بر رگرسیون، فیلتر کالمن و سیستم‌های خبره دارای دقت کمی در پیش‌بینی روزهای تابستانی و روزهای تعطیل می‌باشند. مرجع [۵] با بررسی روش رگرسیون و گری و ترکیب این دو روش با یکدیگر به روش مطلوبتری دست پیدا می‌نماید و با در اختیار داشتن داده‌های ۱۰ سال و استفاده از داده‌های ۵ سال اول برای تنظیم پارامترهای خود، بار ۵ سال بعد را پیش‌بینی می‌نماید. در مرجع [۶] دو روش پیش‌بینی اتخاذ شده است؛ در یکی، با استفاده از اطلاعات گذشته میزان بار ساعت به ساعت آینده پیش‌بینی می‌شود و در دیگری تنها میزان تغییرات بار ساعت به ساعت آینده نسبت به اطلاعات روز گذشته که ناشی از تغییرات آب و هوایی است، پیش‌بینی می‌شود. نشان داده شده است که روش دوم ۰/۷٪ خطای پیش‌بینی را کاهش می‌دهد. مشکل اصلی شبکه‌های عصبی معلوم نبودن اندازه (تعداد نرون‌ها در لایه‌های) این شبکه‌ها است لذا در مرجع [۷] روشی جهت بهینه کردن تعداد نرون‌های لایه مخفی در یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ارائه

✓ میان مدت (فواصل زمانی یک ماه تا چند سال)

✓ بلند مدت (فواصل زمانی چند سال تا چند دهه)

به طور کلی می‌توان پیش‌بینی بار را به دو دسته کلی، مدل‌های آماری و مدل‌های هوشمند تقسیم نمود. مدل‌های آماری شامل مدل رگرسیون، مدل سری‌های زمانی، مدل فیلتر کالمن و ... می‌باشند. تا اواخر دهه ۸۰ تقریباً همه تکنیک‌های پیش‌بینی به مدل‌های آماری محدود می‌شدند. اما در دهه ۹۰ بسیاری از محققین، مسئله پیش‌بینی بار توسط روش‌های هوشمند را مطرح کرده‌اند. سیستم‌های خبره برای این کار مورد استفاده قرار گرفته‌اند و نتایج آنها با مدل‌های آماری مقایسه شده‌اند.

مرجع [۱] از سری زمانی جهت پیش‌بینی بار استفاده نموده است که تجربیات اپراتور خبره را نیز به عنوان یکی از پارامترهای مدل در نظر می‌گیرد. در این مرجع از شش دسته‌بندی برای بارها (شنبه‌ها، یکشنبه‌ها تا چهارشنبه‌ها، پنجشنبه‌ها، جمعه‌ها، تعطیلات عمومی فصل گرم و تعطیلات عمومی فصل سرد) استفاده شده است. در مرجع [۲] یک مدل شبکه عصبی متشکل از دو شبکه خود سازمانده، که یکی بالای دیگری قرار دارد استفاده نموده است. یکی از شبکه‌ها اطلاعات را به صورت مناسبی دسته بندی کرده و به عنوان داده‌های ورودی به شبکه دیگر ارسال می‌نماید. این مدل جهت پیش‌بینی بار ساعتی در طول ۲۴ ساعت بعد از دوره آموزش مورد ارزیابی قرار گرفته است.

شده که نتیجه آن کاهش میزان خطا در پیش‌بینی کوتاه مدت بار در یک سیستم قدرت است. این نوع شبکه عصبی رایج‌ترین نوع شبکه در پیش‌بینی بار است.

در مرجع [۸] از روش شبکه عصبی جهت پیش‌بینی استفاده شده است. جهت کاهش خطای حاصل از پیش‌بینی و افزایش قابلیت شبکه عصبی، در مرجع [۹] مدل جدیدی در معماری یادگیری شبکه عصبی به کمک تابع تبدیل موجک ارائه گشته است. در مرجع [۱۰] از تلفیق سری زمانی و شبکه عصبی که در حقیقت از ترکیب دو سیستم خطی و غیرخطی حاصل می‌گردد، سعی در ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی صورت گرفته است تا خطای پیش‌بینی کاهش یابد.

یکی از نقاط ضعف شبکه عصبی عدم تصمیم‌گیری آن در داده‌های منطقی می‌باشد از اینرو در مرجع [۱۱] به منظور افزایش قابلیت یادگیری شبکه عصبی از یک روش ترکیبی فازی-عصبی استفاده شده است. در واقع روش فوق اصلاحی بر روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی و سری‌های زمانی می‌باشد. یکی دیگر از نقاط ضعف شبکه عصبی تنظیم مناسب پارامترهای آن می‌باشد. در مرجع [۱۲] به خوبی می‌توان اهمیت ترکیب شبکه عصبی و روش‌های هوشمند از جمله ژنتیک و اجتماع ذرات را درک نمود. اما این روش‌ها دارای نقاط ضعف در جستجوی محلی و کلی بوده که تنظیم مناسب پارامترهای شبکه عصبی به کمک آن به خوبی انجام نخواهد گرفت.

پس از بررسی مراجع بیان شده و با توجه به این موضوع که اکثر روش‌های هوشمند دارای پیچیدگی‌هایی بوده و نیاز به تنظیمات

آب و هوایی و عوامل دیگر پیش‌بینی می‌شود. از این روش تنها برای پیش‌بینی بار در روزهای کاری استفاده می‌شود. یک سری زمانی هموار ساز به صورت زیر مدل می‌شود.

$$F_d = \frac{1}{N} \sum_{i=d-n} x_i \theta \quad (1)$$

در رابطه فوق F مقادیر پیش‌بینی شده، X مقادیر واقعی، d روز پیش‌بینی و N تعداد داده‌های مورد استفاده می‌باشند. با فرض آنکه داده‌های مورد استفاده در سری زمانی نسبت به زمان تغییرات کندی داشته باشند، مقدار پیش‌بینی شده را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$F_d = \frac{1}{N} X_{d-1} - \frac{1}{N} X_{d-N-1} + F_{d-1} \quad (2)$$

با جایگزینی X_{d-1} با X_{d-N-1} رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$F_d = \frac{1}{N} X_{d-1} - \frac{1}{N} X_{d-N-1} + F_{d-1} \quad (3)$$

$$= \frac{1}{N} X_{d-1} + (1 - \frac{1}{N}) F_{d-1}$$

با توجه به رابطه فوق می‌توان رابطه زیر را استخراج کرد:

$$F_d = \alpha X_{d-1} + (1 - \alpha) F_{d-1} \quad (4)$$

که در رابطه فوق $\alpha = \frac{1}{N}$ خواهد بود.

با استفاده از مقادیر ماکزیمم بار در سه روز قبل از روز پیش‌بینی، ماکزیمم بار پیش‌بینی شده برابر است با:

$$F_d = \alpha X_{d-1} + \alpha(1 - \alpha) X_{d-2} + \alpha(1 - \alpha)^2 X_{d-3} + \alpha(1 - \alpha)^3 F_{d-1} \quad (5)$$

برای مثال میزان ماکزیمم پیش‌بینی شده در روز یکشنبه برابر است با:

$$F_{\text{sunday}} = \frac{1}{3} X_{\text{saturday}} + \frac{1}{3} (1 - \frac{1}{3}) X_{\text{wednesday}} + \frac{1}{3} (1 - \frac{1}{3})^2 X_{\text{tuesday}} + \frac{1}{3} (1 - \frac{1}{3})^3 F_{\text{saturday}} \quad (6)$$

به کمک رابطه (۵) می‌توان مقدار مینیمم بار را نیز پیش‌بینی نمود. در این رابطه از مقادیر مینیمم بار در روزهای قبل استفاده می‌شود. نکته قابل ذکر آنست که برای پیش‌بینی مقدار مینیمم بار در روز مورد نظر از مقادیر بار مینیمم در روزهای یک‌شنبه، دوشنبه، سه‌شنبه و چهارشنبه استفاده می‌شود. مقادیر نرمال شده بار در ۲۴ ساعت به کمک روز مشابه با روز پیش‌بینی (یک هفته قبل) توسط رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$Avg_t^{wd} = \frac{MW_t^{wd} - MW_{\min}^{wd}}{MW_{\max}^{wd} - MW_{\min}^{wd}} \quad (7)$$

در رابطه فوق MW_t^{wd} مقادیر ساعت به ساعت بار، MW_{\min}^{wd} مقدار مینیمم بار در الگوی مربوط به روز مشابه و MW_{\max}^{wd} مقدار ماکزیمم بار در الگوی مربوط به روز مشابه می‌باشند. با توجه به مقادیر به دست آمده توسط رابطه (۷) بار ۲۴ ساعت روز پیش‌بینی توسط رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$Y_t^{wd} = (Y_{\max} - Y_{\min}) * Avg_t^{wd} + Y_{\min} \quad (8)$$

که در آن Y_{\min} و Y_{\max} به ترتیب مقادیر حداکثر و حداقل بار تخمین زده شده می‌باشند.

پارامترهای زیادی نظیر تعداد نرون‌ها، تعداد قوانین مورد استفاده و غیره دارند. همچنین طبق اصل پارسیمونی می‌دانیم که از میان مدل‌های مشابه، مدل‌های کوچکتر و در واقع با پارامترهای کمتر ارجحیت دارند و می‌توانند قابلیت تعمیم بالایی را برای سیستم تضمین کنند. لذا در این مقاله روشی بر اساس بار روزهای مشابه ارائه شده است که سادگی و دقت بالا را همزمان در بردارد. این روش با توجه به نتایج تحلیل روزهای هفته مشابه و نیز نوعی نرمالیزاسیون داده‌های بار، برای پیش‌بینی بار به‌صورت پیش‌بینی بار ۲۴ ساعت بعد به کار می‌رود. نتایج روش ارائه شده در مقایسه با نتایج شبکه فازی قابل توجه می‌باشد.

۲- پیش‌بینی بار

با توجه سادگی و سریع بودن روند محاسبات، روش هموار سازی نمایی جهت الگوریتم پیش‌بینی بار ۲۴ ساعت آینده و با توجه به عدم دسترس بودن کامل داده‌های روز قبل از روز پیش‌بینی، جهت تخمین داده‌های غیردسترس از الگوریتم معکوس اجزای اصلی استفاده می‌گردد. در الگوریتم پیشنهادی روند تغییرات بار در چند روز قبل از روز پیش‌بینی در نظر گرفته می‌شود لذا مسأله تغییرات بار با دما نیز در خود تغییرات بار در نظر گرفته خواهد شد. به همین دلیل در این الگوریتم تغییرات آب و هوایی به طور صریح در نظر گرفته نمی‌شود. همچنین شرکت مدیریت شبکه توزیع مقرر کرده است پیش‌بینی بار سیستم‌های توزیع برای هر روز تا ساعت ۱۰ صبح روز قبل انجام گیرد، بنابراین در عمل در هنگام پیش‌بینی، بار روز قبل به صورت کامل دسترس نمی‌باشد و تنها بار ۷ ساعت ابتدایی روز قبل در دسترس می‌باشد. به همین دلیل جهت تخمین بار از الگوریتم اجزای اصلی، استفاده می‌گردد.

با توجه به نتایج تجربی، الگوی بار در روزهای کاری تقریباً یکسان و در تعطیلات پایان هفته (پنج‌شنبه و جمعه) و شنبه‌ها نسبت به سایر روزهای هفته بسیار متفاوت است. لذا جهت پیش‌بینی روزهای کاری از اطلاعات گذشته روزهای آخر هفته استفاده نمی‌گردد و به طور کلی از الگوریتم ذیل برای پیش‌بینی روزهای کاری استفاده می‌گردد و نتایج آن در مورد تعطیلات پایان هفته مطلوب نمی‌باشد و می‌توان جهت پیش‌بینی روزهای آخر هفته و تعطیلات خاص از الگوریتم‌های هوشمند مانند شبکه عصبی و فازی و ... استفاده نمود. مراحل پیش‌بینی به قرار زیر می‌باشد:

اطلاعات ورودی را با استفاده از اطلاعات بار مربوط به چهار روز قبل از روز پیش‌بینی (از شنبه تا چهارشنبه) تشکیل می‌دهیم. به وسیله الگوریتم هموارسازی نمایی، بار ماکزیمم و مینیمم روز پیش‌بینی را تخمین می‌زنیم. پس از طی مراحل فوق، مقادیر نرمالیزه شده بار در ۲۴ ساعت به کمک داده‌های بار روزهای مشابه (روز قبل و روز مشابه در هفته قبل) محاسبه شده و به کمک مقدار ماکزیمم و مینیمم پیش‌بینی شده، مقادیر بار در روز مورد نظر پیش‌بینی می‌شوند.

۲-۱- هموارسازی نمایی

در این روش بار در روزهای کاری هفته بدون در نظر گرفتن پارامترهای

۲-۲- روش تحلیل مولفه اصلی PCA^۱

مینیمم مربعات وزن دار (Weighted Least Squares) حل می‌نمایم.

با در نظر گرفتن ماتریس داده‌ها به صورت زیر داریم:

$$H = [Z \ X] \quad (18)$$

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_m] \quad (19)$$

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_{n-m}] \quad (20)$$

در رابطه فوق H ماتریس بار شبکه، Z ماتریس داده‌های واقعی شبکه، X ماتریس داده‌های مجهول شبکه، m تعداد داده‌های واقعی شبکه (که در این مقاله γ ساعت اولیه روز می‌باشد) و n تعداد کل داده‌ها (۲۴ ساعت) در یک روز می‌باشد.

نرمالیزه نمودن داده‌ها با مقادیر میانگین مرحله قبل:

$$H_a = \{ \text{Row}_i(H) - \bar{a} \}_{i=1}^n \quad (21)$$

محاسبه ماتریس کاهش یافته داده‌ها:

$$H_{PCA} = H_a \cdot T \quad (22)$$

اعمال معکوس (ترانهاده) ماتریس بار شبکه جهت محاسبه داده‌های تقریبی:

$$H' = H_{PCA} \cdot T' \quad (23)$$

به دست آوردن روابط بین مقادیر داده‌های واقعی و داده‌های مجهول:

$$\hat{H} = \{ \text{Row}_i(H') + \bar{a} \}_{i=1}^n \quad (24)$$

به دلیل عمود بودن بردارهای تشکیل دهنده ماتریس بار شبکه، معکوس این ماتریس با ترانهاده آن برابر است. سپس برای حل روابط از روش کوچکترین مربعات وزن دار استفاده می‌گردد.

$$F(Z) = h(X) + e \quad (25)$$

که در این رابطه e بردار خطای مدل می‌باشد.

$$e' = [e_1, e_2, \dots, e_n] \quad (26)$$

به دلیل عدم برابری خطاهای مدل با یکدیگر روش زیر جهت محاسبه بردار خطا پیشنهاد می‌گردد:

$$e_{i,j} = f_i(z_j) - h_i(x_j) \quad (27)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, n\}, j \in \{1, 2, \dots, r\}$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{r} (E_i \cdot E_i') \quad (28)$$

$$E = \begin{bmatrix} e_{11} & \dots & e_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n1} & \dots & e_{nr} \end{bmatrix}$$

E_i : سطر i ام از ماتریس E می‌باشد.

روش معمول حل مسئله تخمین بار، استفاده از روش مینیمم کردن مجموع مربعات وزندار خطا (WLS) با داده‌های واقعی است. با در نظر گرفتن انحراف استاندارد مدل‌های ارتباطی σ_i^2 تابع هدف زیر را داریم:

$$\min j(x) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{e_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (29)$$

با توجه به اینکه $f(z)$ و $h(x)$ خطی می‌باشد نیازی به خط‌سازی ندارد و با استفاده از الگوریتم تکرار نیوتن-رافسون می‌توان تابع هدف را حل نمود [۱۷]-[۱۵].

در روش مرسوم PCA با در اختیار بودن کلیه داده‌های اولیه نگاشت T را می‌توان به گونه‌ای انتخاب کرد که با انتخاب حداقل بردارهای ویژه (به منظور بهینه نمودن ابعاد ماتریس داده) نگاشت مناسبی از داده‌های اولیه را یافت که پس از اعمال ترانهاده نگاشت بر داده‌های تولید شده مجدداً داده‌های جدید به دست آید که خطای کمی با داده‌های اولیه داشته باشد. عملکرد اصلی این روش کاهش ابعاد ماتریس داده با استفاده از کشف روابط پنهان میان متغیرهای مختلف می‌باشد که باعث کاهش فضای مورد نیاز در حافظه کامپیوتر، زمان پردازش و حل مساله می‌گردد [۱۳]. مراحل روش تحلیل اجزای اصلی به صورت ذیل می‌باشد: با در نظر گرفتن ماتریس A به عنوان ماتریس داده‌های گذشته بار فیدرها، شامل n ستون که در اینجا ۲۴ ساعت می‌باشد و r سطر که تعداد نمونه‌گیری‌های ساعت به ساعت بار (که در این مقاله ۵ روز کاری می‌باشد) محسوب می‌گردد خواهیم داشت:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{r1} & \dots & a_{rn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

محاسبه میانگین ردیف‌ها:

$$\bar{a}_j = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r a_{i,j} \quad (10)$$

تفریق داده‌ها از میانگین (نرمالیزه نمودن):

$$A_a = \{ \text{Row}_i(A) - \bar{a} \}_{i=1}^n \quad (11)$$

محاسبه ماتریس کواریانس:

$$C = \frac{1}{r} (A_a^T \cdot A_a) \quad (12)$$

محاسبه مقادیر ویژه:

$$\lambda = \{ \lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_n \} \quad (13)$$

محاسبه بردار ویژه متناظر با هر مقدار ویژه:

$$\emptyset = \{ \emptyset_1 \ \emptyset_2 \ \dots \ \emptyset_n \} \quad (14)$$

مرتب‌سازی بردارهای ویژه متناظر با مقدار ویژه بزرگتر:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n, \emptyset_1 \geq \emptyset_2 \geq \dots \geq \emptyset_n \quad (15)$$

انتخاب تعداد محدودی از بردارهای ویژه به نحوی که شرط زیر برقرار باشد.

$$T = [\emptyset_1 \ \emptyset_2 \ \dots \ \emptyset_k] \quad (16)$$

شرط تعیین تعداد K انتخابی از ماتریس انتقال را در بیشتر مقالات به صورت زیر در نظر می‌گیرند [۱۴].

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^k \frac{\lambda_i}{\lambda_n} \geq 0.9 \quad (17)$$

۲-۳- روش معکوس مولفه اصلی^۲

در این روش ماتریس انتقال به دست آمده در مرحله قبل را بر روی داده‌های معلوم و مجهول اعمال نموده تا رابطه بین مجهولات و معلومات به دست آید و سپس معادلات به دست آمده را به روش

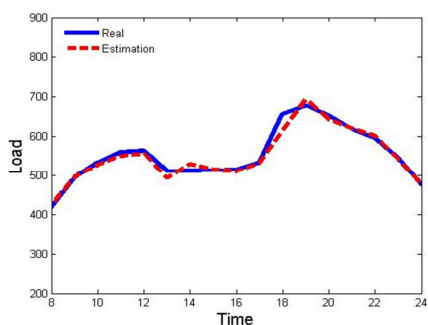
۳- نتایج عددی

با توجه به داده‌های واقعی سالیانه ۸۵ تا ۸۸ مربوط به بار ساعت به ساعت فیدرهای شبکه توزیع برق اصفهان، الگوریتم پیشنهادی را مورد ارزیابی قرار می‌دهیم که تعدادی از نتایج پیش‌بینی صورت گرفته به قرار زیر می‌باشد. مقادیر بار بر اساس مگا وات ساعت مصرفی می‌باشد. همچنین در مواردی با خطای نسبتاً زیادی روبرو شدیم که با اعمال اصلاحاتی در الگوریتم اصلی خطای حاصل را کاهش می‌دهیم. به منظور بررسی صحت پیش‌بینی صورت گرفته، با توجه به اینکه خطای حاصل هم مثبت و هم منفی می‌باشد مقادیر متوسط قدر مطلق خطای نسبی (MAPE) و ماکزیمم خطا (MaxError) برای ۲۴ ساعت شبانه روز محاسبه شده‌اند. این دو پارامتر، مهم‌ترین پارامترهای لازم جهت تعیین مناسب بودن یک الگوی پیش‌بینی برای مدیریت شبکه‌های توزیع می‌باشد.

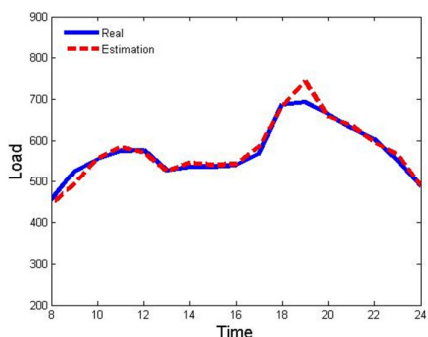
۳-۱- نتایج پیش‌بینی بار در روزهای عادی

روزهای کاری عادی به روزهای یکشنبه تا چهارشنبه اطلاق می‌گردد، با توجه به اینکه روز شنبه روز بعد از تعطیل و روز پنجشنبه روز قبل از تعطیل می‌باشد الگوی بار این روزها با روزهای عادی کاملاً متفاوت می‌باشد. در زیر نتایج حاصل از الگوریتم برای چند روز کاری بیان گردیده است.

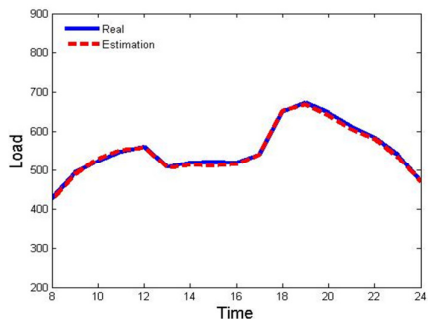
در ابتدا به بررسی نتایج الگوریتم تخمین بار به روش (IPCA) می‌پردازیم. در زیر تعدادی از نتایج حاصل از الگوریتم تخمین در ۱۷ ساعت باقیمانده بیان می‌گردد.



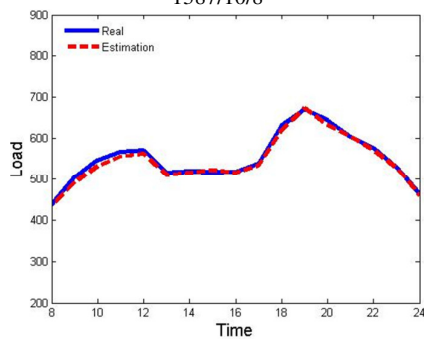
شکل (۳): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز شنبه ۱۳۸۷/۸/۱۸
Fig. (3): The actual and estimated load curves for Saturday 1387/8/18



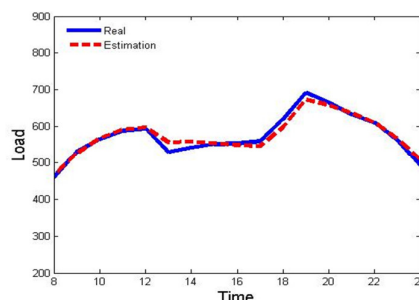
شکل (۴): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز دو شنبه ۱۳۸۷/۹/۴
Fig. (4): The actual and estimated load curves for Monday 1387/9/4



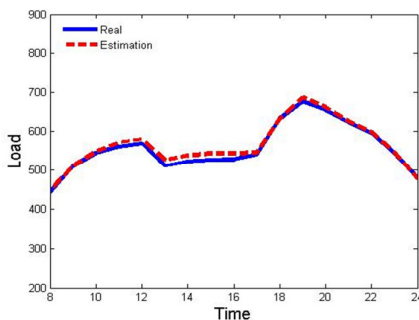
شکل (۵): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز یک شنبه ۱۳۸۷/۱۰/۸
Fig. (5): The actual and estimated load curves for Sunday 1387/10/8



شکل (۶): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز سه شنبه ۱۳۸۷/۱۱/۱
Fig. (6): The actual and estimated load curves for Tuesday 1387/11/1

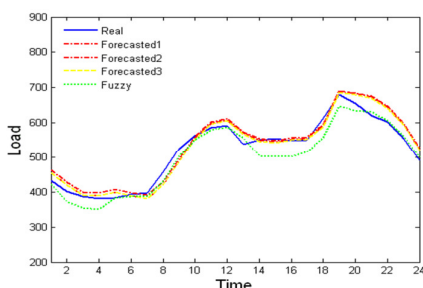


شکل (۱): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز سه شنبه ۱۳۸۷/۷/۱۶
Fig. (1): The actual and estimated load curves for Tuesday 1387/7/16



شکل (۲): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز دو شنبه ۱۳۸۷/۷/۲۹
Fig. (2): The actual and estimated load curves for Monday 1387/7/29

بر روی داده‌ها اعمال می‌نماییم (forecasted1). پس از آن روز شنبه را در محاسبه مینیمم بار در نظر نمی‌گیریم (forecasted2) و در مرحله نهایی داده‌های تخمینی حاصل از روش معکوس اجزای اصلی را جایگزین روز قبل از پیش‌بینی نموده (forecasted3) و نتایج حاصل را با یکدیگر مقایسه می‌نماییم.



شکل (۹): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۷/۱۷
Fig. (9): The actual and Forecasted load curves for Wednesday 1387/7/17

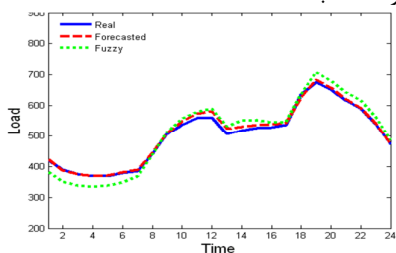
Table (2): The results of load Forecasting for Wednesday 1387/7/17

جدول (۲): نتایج پیش‌بینی روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۷/۱۷

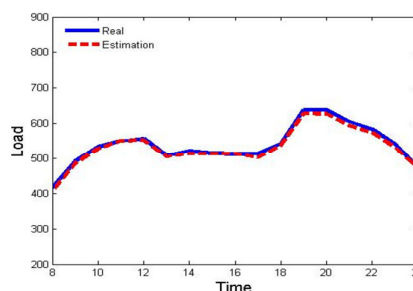
Algorithm	Mape	MaxError
نتایج پیش‌بینی ۱	4.20	8.70
نتایج پیش‌بینی ۲	3.78	9.29
نتایج پیش‌بینی ۳	3.70	8.24
الگوریتم Fuzzy	5.20	10.45

با توجه به نتایج این روز و روزهای دیگر مشخص گردید که حذف روز شنبه روی قدر مطلق خطای نسبی تاثیر مثبت و بر روی حداکثر خطا، تاثیر منفی دارد اما با اعمال داده‌های تخمین زده شده، تاثیر روی هر دو عامل مثبت می‌باشد یعنی با استفاده از داده‌های تخمینی حاصل از روش (IPCA)، در مقایسه با داده‌های واقعی روز الگو نتایج مناسبتری حاصل می‌گردد. لذا با توجه به اینکه داده‌های واقعی روز قبل به طور کامل در اختیار نمی‌باشد و نتایج حاصل، الگوریتم پیشنهادی با حذف شنبه در محاسبات مینیمم بار و اعمال داده‌های تخمینی انجام می‌گیرد (forecasted). از طرف دیگر با مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با فازی، بهتر بودن روش پیشنهادی کاملاً مشخص می‌باشد.

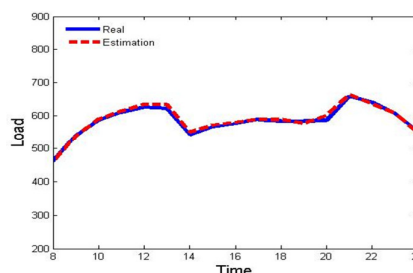
نتایج بار روز سه شنبه ۱۳۸۷/۷/۳۰



شکل (۱۰): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز سه شنبه ۱۳۸۷/۷/۳۰
Fig. (10): The actual and Forecasted load curves for Tuesday 1387/7/30



شکل (۷): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز سه شنبه ۱۳۸۷/۱۲/۱۳
Fig. (7): The actual and estimated load curves for Tuesday 1387/12/13



شکل (۸): منحنی بار واقعی و تخمینی برای روز دو شنبه ۱۳۸۸/۲/۲۸
Fig. (8): The actual and estimated load curves for Monday 1388/2/28

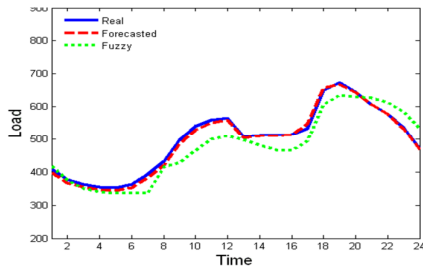
Table (1): The results of load estimation the method of IPCA
جدول (۱): نتایج تخمین بار به روش (IPCA)

Date	Mape	MaxError
1387/7/16	1.63	4.96
1387/7/29	1.36	3.24
1387/8/18	1.58	6.40
1387/9/4	1.87	7.26
1387/10/8	0.78	1.80
1387/11/1	1.09	2.63
1387/12/13	1.18	2.29
1388/2/28	0.86	2.57
Average	1.30	3.90

در ادامه نتایج الگوریتم پیش‌بینی مطرح می‌گردد و اصلاحاتی در الگوریتم صورت می‌گیرد و مرحله به مرحله خطای حاصل کاهش می‌یابد و در نهایت الگوریتم نهایی حاصل می‌گردد. نتایج هر مرحله با الگوریتم رگرسیون خطی فازی مقایسه می‌گردد [۱۸] و [۱۹]. تابع تبدیل الگوریتم فازی را مثلثی در نظر می‌گیریم و برای آموزش مدل و تعیین پارامترهای مدل فازی از سه مجموعه داده استفاده می‌شود. این داده‌ها مربوط به بار روز مشابه در هفته قبل، دو هفته قبل و سه هفته قبل و سه روز قبل از روز پیش‌بینی می‌باشد. پس از تعیین پارامترهای مدل حداقل و حداکثر بار روز مورد نظر با استفاده از بار سه روز قبل پیش‌بینی می‌شوند.

نتایج بار روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۷/۱۷

در اولین مرحله روش هموار سازی نمایی را با فرض در اختیار بودن کلیه داده‌های روز قبل و عدم حذف روز شنبه در محاسبات مینیمم بار

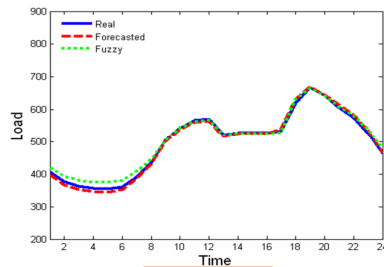


شکل (۱۳): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز دو شنبه ۱۳۸۷/۱۰/۹
Fig. (13): The actual and Forecasted load curves for Monday 1387/10/9

Table (6): The results of load Forecasting for Monday 1387/10/9
جدول (۶): نتایج پیش‌بینی روز دو شنبه ۱۳۸۷/۱۰/۹

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	1.46	2.95
الگوریتم Fuzzy	5.95	16.40

نتایج بار روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲



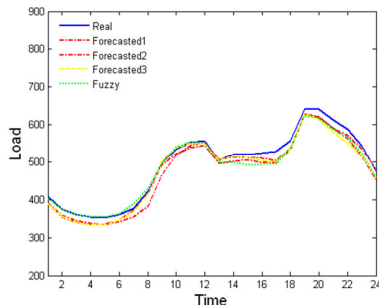
شکل (۱۴): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲
Fig. (14): The actual and Forecasted load curves for Wednesday 1387/11/2

Table (7): The results of load Forecasting for Wednesday 1387/11/2

جدول (۷): نتایج پیش‌بینی روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	1.29	2.78
الگوریتم Fuzzy	2.12	5.49

نتایج بار روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۲/۱۴



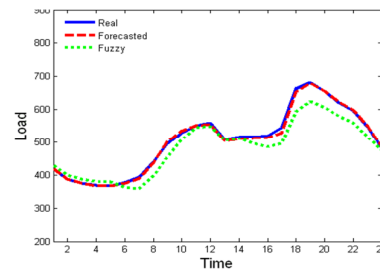
شکل (۱۵): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۲/۱۴
Fig. (15): The actual and Forecasted load curves for Wednesday 1387/12/14

Table (3): The results of load Forecasting for Tuesday 1387/7/30

جدول (۳): نتایج پیش‌بینی روز سه شنبه ۱۳۸۷/۷/۳۰

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	1.17	3.82
الگوریتم Fuzzy	2.13	4.66

نتایج بار روز یک شنبه ۱۳۸۷/۸/۱۹



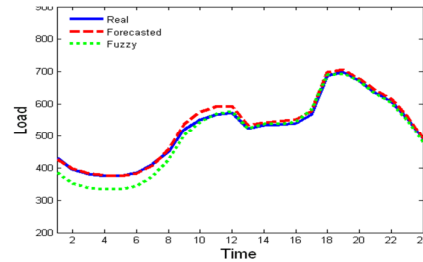
شکل (۱۱): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز یک شنبه ۱۳۸۷/۸/۱۹
Fig. (11): The actual and Forecasted load curves for Sunday 1387/8/19

Table (4): The results of load Forecasting for Sunday 1387/8/19

جدول (۴): نتایج پیش‌بینی روز یک شنبه ۱۳۸۷/۸/۱۹

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	0.68	2.73
الگوریتم Fuzzy	3.00	11.45

نتایج بار روز سه شنبه ۱۳۸۷/۹/۵



شکل (۱۲): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز سه شنبه ۱۳۸۷/۹/۵
Fig. (12): The actual and Forecasted load curves for Tuesday 1387/9/5

Table (5): The results of load Forecasting for Tuesday 1387/9/5

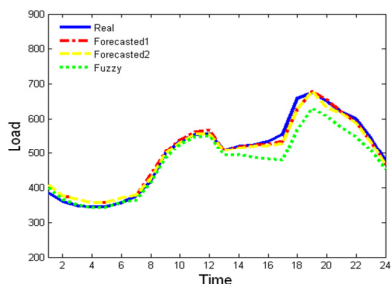
جدول (۵): نتایج پیش‌بینی روز سه شنبه ۱۳۸۷/۹/۵

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	1.59	4.30
الگوریتم Fuzzy	1.97	5.45

نتایج بار روز دوشنبه ۱۳۸۷/۱۰/۹

از روز شنبه نیز استفاده می‌گردد.

نتایج بار روز یکشنبه ۱۳۸۷/۸/۵



شکل (۱۷): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز یکشنبه ۱۳۸۷/۸/۵
Fig. (17): The actual and Forecasted load curves for Sunday 1387/8/5

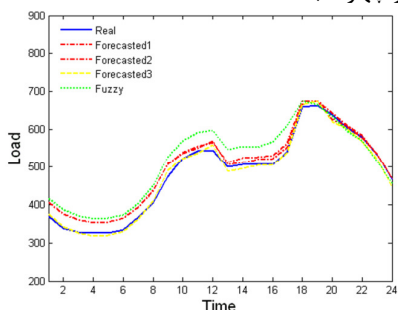
Table (10): The results of load Forecasting for Sunday 1387/8/5

جدول (۱۰): نتایج پیش‌بینی روز یکشنبه ۱۳۸۷/۸/۵

Algorithm	Mape	MaxError
نتایج پیش‌بینی ۱	2.30	6.00
نتایج پیش‌بینی ۲	2.29	5.81
الگوریتم Fuzzy	2.46	7.38

ابتدا بار این روز را با اعمال روز شنبه در محاسبه مینیمم بار و داده‌های واقعی پیش‌بینی نموده سپس بار روز الگو را با داده‌های تخمینی حاصل از روش ارائه شده جایگزین می‌نماییم و همانطور که مشخص است نتایج مطلوبتری حاصل می‌گردد.

نتایج بار روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۹/۲۰



شکل (۱۸): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۹/۲۰
Fig. (18): The actual and Forecasted load curves for Wednesday 1387/9/20

Table (11): The results of load Forecasting for Wednesday 1387/9/20

جدول (۱۱): نتایج پیش‌بینی روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۹/۲۰

Algorithm	Mape	MaxError
نتایج پیش‌بینی ۱	4.79	10.55
نتایج پیش‌بینی ۲	4.43	10.60
نتایج پیش‌بینی ۳	1.56	4.45
الگوریتم Fuzzy	3.48	10.91

Table (8): The results of load Forecasting for Wednesday 1387/12/14

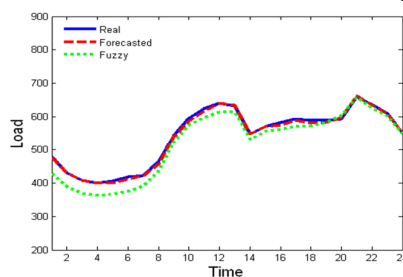
جدول (۸): نتایج پیش‌بینی روز چهارشنبه ۱۳۸۷/۱۲/۱۴

Algorithm	Mape	MaxError
نتایج پیش‌بینی ۱	3.48	9.18
نتایج پیش‌بینی ۲	3.68	5.77
نتایج پیش‌بینی ۳	3.35	6.01
الگوریتم Fuzzy	3.42	6.25

در ابتدا پس از اعمال روش معمول پیشنهادی (forecasted1) نتیجه پیش‌بینی اولیه، خطای زیادی را نشان می‌دهد با بررسی شرایط این روز مشخص گردید روز چهارشنبه هفته قبل (روز الگوی بار)، روز بعد از تعطیلی می‌باشد لذا برای اصلاح خطا دو پیشنهاد مطرح گردید. در مرحله اول روز چهارشنبه دو هفته قبل به عنوان الگو انتخاب گردید (forecasted2) و در مرحله بعدی روز قبل از تعطیلی یعنی روز دوشنبه به عنوان الگوی بار در نظر گرفته شد (forecasted3).

هرچند که پیشنهاد اول در کاهش حداکثر خطا موثرتر بوده ولی با مقایسه آن با پیشنهاد دوم که در کاهش هر دو پارامتر مورد نظر موثر می‌باشد، پیشنهاد دوم مناسبتر می‌باشد لذا اگر روز الگوی بار، روز بعد از تعطیلی باشد از روز قبل از تعطیلی به عنوان روز الگوی بار استفاده می‌گردد. همچنین نتایج الگوریتم فازی از نتایج اولیه، مناسبتر است اما با اصلاحات انجام شده نتیجه حاصل مطلوبتر از روش فازی می‌گردد.

نتایج بار روز سه شنبه ۱۳۸۸/۲/۲۹



شکل (۱۶): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز سه شنبه ۱۳۸۸/۲/۲۹
Fig. (16): The actual and Forecasted load curves for Tuesday 1388/2/29

Table (9): The results of load Forecasting for Tuesday 1388/2/29

جدول (۹): نتایج پیش‌بینی روز سه شنبه ۱۳۸۸/۲/۲۹

Algorithm	Mape	MaxError
الگوریتم پیشنهادی	0.63	1.70
الگوریتم Fuzzy	2.61	5.49

۳-۲- پیش‌بینی بار در روزهای پس از تعطیل

در روزهای پس از تعطیل رسمی، بار در ساعات ابتدایی روز یعنی تا حدود ساعت ۷ صبح سطح کمتری نسبت به یک روز کاری عادی دارد. این مسأله باعث ایجاد خطای نسبتاً زیاد در پیش‌بینی بار در ساعات ابتدایی روز می‌گردد. به منظور کاهش این خطا در محاسبه مینیمم بار

مرداد ماه از این بابت می‌باشد که ضعیف‌ترین نتایج الگوریتم در این ماه بوده است لذا در صورت قابل قبول بودن میزان خطای این ماه می‌توان به مطلوب بودن این روش پی برد.

Table (13): The results of load Forecasting for Mordad 1388
جدول (۱۳): پیش‌بینی بار در مرداد ماه ۱۳۸۸

Date	روش تلفیقی پیشنهادی		روش فازی	
	Mape	MaxError	Mape	MaxError
1388/5/4	5.70	16.09	5.90	12.40
1388/5/5	2.28	6.35	3.43	7.74
1388/5/6	1.26	3.69	2.42	5.01
1388/5/7	1.59	4.14	1.93	4.44
1388/5/11	0.70	2.36	1.21	3.56
1388/5/12	2.34	4.05	3.87	5.43
1388/5/13	1.96	4.36	2.34	4.50
1388/5/14	2.16	4.62	2.25	5.54
1388/5/18	4.80	19.18	4.54	10.96
1388/5/19	4.15	6.03	5.67	8.67
1388/5/20	2.33	5.42	3.45	7.78
1388/5/21	1.13	2.38	3.05	5.39
1388/5/25	3.09	7.63	3.97	8.08
1388/5/26	1.79	2.94	3.09	6.51
1388/5/27	1.76	3.47	2.55	7.15
1388/5/28	1.25	3.76	2.32	5.19
Average	2.39	6.26	3.25	6.77

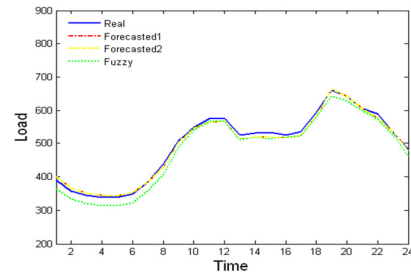
۴- فلوجارت الگوریتم پیشنهادی

با توجه به موارد بیان شده می‌توان فلوجارت پیش‌بینی را به صورت زیر خلاصه نمود:

ابتدا بار این روز را با اعمال روز شنبه در محاسبه مینیمم بار و داده‌های واقعی پیش‌بینی نموده (forecasted1) سپس بار روز الگو را با داده‌های تخمینی حاصل از روش ارائه شده جایگزین می‌نماییم (forecasted2). این روز، از یک طرف روز پس از تعطیل بوده و از طرف دیگر قبل از پنج‌شنبه واقع شده است. به همین دلیل سطح بار در این روز کاهش یافته است. این مسأله باعث ایجاد خطای نسبتاً زیاد در پیش‌بینی بار در ساعات ابتدایی روز می‌گردد. به منظور کاهش این خطا از یک الگوریتم اصلاحی استفاده می‌شود. در این الگوریتم اصلاحی مقدار بار مینیمم پیش‌بینی شده در یک ضریب اصلاحی ضرب می‌شود (forecasted3). این ضریب اصلاحی با میانگین‌گیری نسبت مینیمم بار در روزهای پس از روز تعطیل به مینیمم بار پیش‌بینی شده در این روزها با الگوریتم معمولی حاصل می‌شود. با مقایسه خطای پیش‌بینی نتایج بهتر الگوریتم اصلاحی نمایان است.

نتایج بار روز سه‌شنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲۹

این روز پس از اربعین حسینی واقع شده است. با توجه به آنکه چهارشنبه هفته قبل نیز تعطیل است برای پیش‌بینی از این روز نمی‌توان استفاده نمود. با توجه به آنکه روز مشابه در هفته قبل برای این روز، تعطیل می‌باشند از آن در تعیین الگو نمی‌توان استفاده کرد به همین دلیل از روز قبل از آن یعنی روز دوشنبه استفاده می‌گردد. ابتدا بار این روز را با اعمال روز شنبه در محاسبه مینیمم بار و داده‌های واقعی پیش‌بینی نموده (forecasted1) سپس بار روز الگو را با داده‌های تخمینی حاصل از روش ارائه شده جایگزین می‌نماییم (forecasted2).



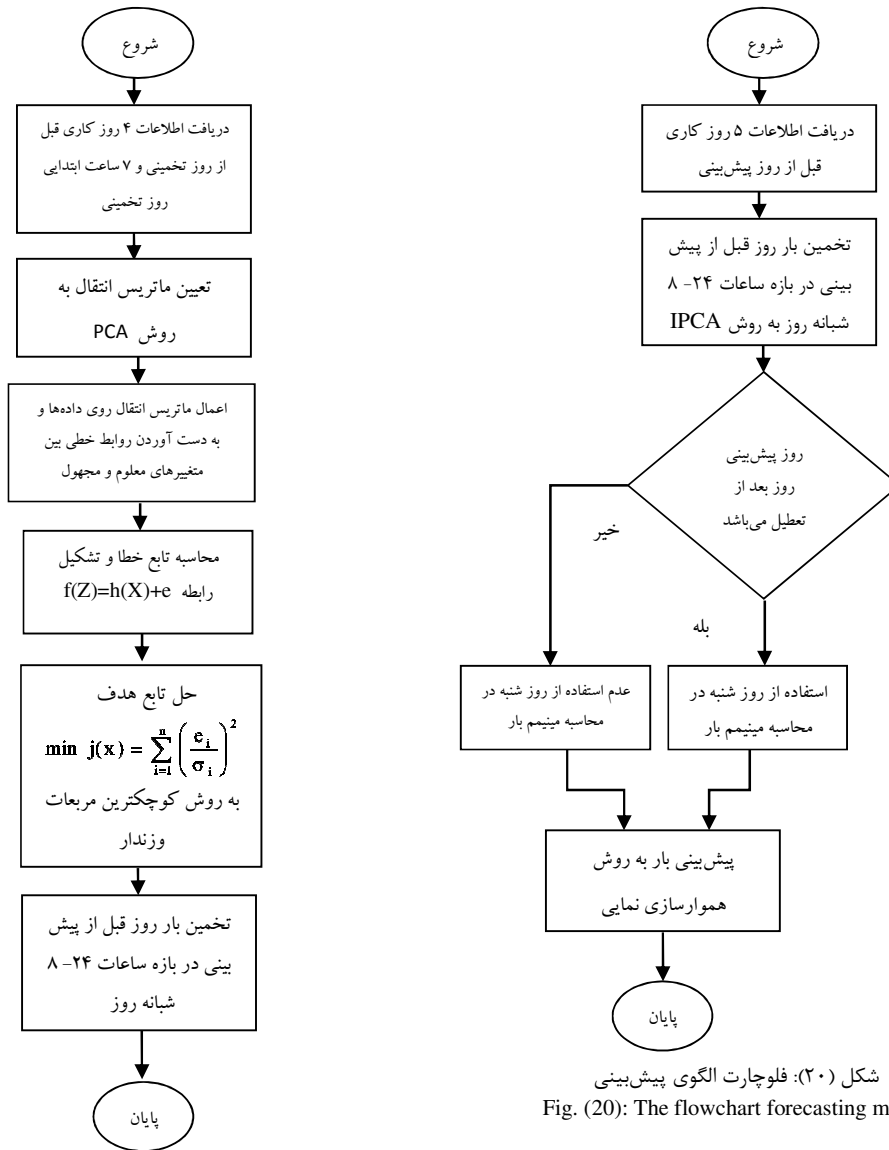
شکل (۱۹): منحنی بار واقعی و پیش‌بینی برای روز سه‌شنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲۹
Fig. (19): The actual and Forecasted load curves for Tuesday 1387/11/29

Table (12): The results of load Forecasting for Tuesday 1387/11/29

جدول (۱۲): نتایج پیش‌بینی روز سه‌شنبه ۱۳۸۷/۱۱/۲۹

Algorithm	Mape	MaxError
نتایج پیش‌بینی ۱	3.07	6.60
نتایج پیش‌بینی ۲	1.45	2.93
الگوریتم Fuzzy	3.45	4.80

جهت بررسی عملکرد این روش، در جدول (۱۳) نتایج پیش‌بینی بار برای روزهای کاری در مرداد ماه سال ۱۳۸۸ آورده شده است و نتایج حاصل با روش رگرسیون خطی فازی مقایسه گردیده است. انتخاب



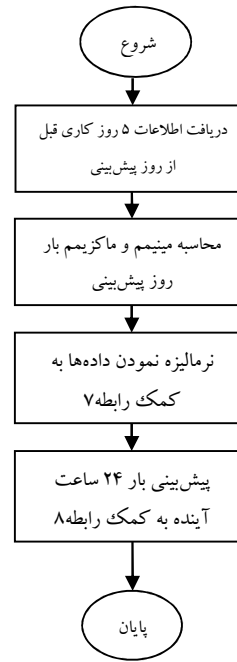
شکل (۲۰): فلوچارت الگوی پیش‌بینی
Fig. (20): The flowchart forecasting model

شکل (۲۱): فلوچارت الگوی تخمین بار به روش IPCA
Fig. (21): The flowchart of load estimation the method of IPCA

کاری هفته بیان گردید. روش پیشنهادی که در اصل استفاده تلفیقی از الگوریتم هموارسازی نمایی و روش معکوس اجزای اصلی برای روزهای کاری هفته می‌باشد در کاهش خطای پیش‌بینی بسیار مؤثر است. با انجام روش مذکور، در بدترین شرایط میانگین ماهیانه خطای $Mape$ برای پیش‌بینی بار روزهای کاری هفته زیر $2/5\%$ به دست آمد که در مقایسه با کارهای صورت گرفته دارای نتیجه مناسبی می‌باشد. همچنین این روش پیشنهادی با روش فازی مقایسه گردید که نتایج مطلوبتر روش ارائه شده در مقاله کاملاً مشخص می‌باشد. البته امید است با لحاظ نمودن سایر شرایط مؤثر در منحنی بار مانند دما، دقت نتایج بالاتر گردد و خطای پیش‌بینی را کاهش یابد. همچنین می‌توان با اعمال روش پیشنهادی بر روی شبکه‌های دیگر، صحت الگوریتم را بر روی شبکه‌های مختلف توزیع ایران آزمایش نمود و جامعیت آن را بررسی نمود.

پی‌نوشت:

- 1- Principal Component Analysis (PCA)
- 2- Inverse Principal Component Analysis (IPCA)



شکل (۲۲): فلوجارت الگوی پیش‌بینی به روش هموارسازی نمایی
Fig. (22): The flowchart of load forecasting the method of Exponential smoothing

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش ترکیبی، برای پیش‌بینی بار کوتاه مدت در روزهای

References

- [1] N. Amjady, "Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 16, No.4, Nov. 2001.
- [2] O.A.S. Carpinteriro, A.P. Alves Da Silva, "A hierarchical neural model in short-term load forecasting", Conference Publications, Vol. 6, No. 3, Jul.2000.
- [3] H.G. Huang, R.C. Hwang, J.G. Hsieh, "A new artificial intelligent peak power load forecaster based on non-fixed neural networks", Electrical Power Energy Systems, Vol. 24, Mar. 2002.
- [4] L.M. Saini, M.K. Soni, "Artificial neural networks based peak load forecasting using conjugate gradient methods", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 17, No. 3, Aug. 2002.
- [5] F. Zhang, X. Zhou, "Gray-regression variable weight combination model for load forecasting", Conference, 2008.
- [6] K. Bin Song, S. Kwan Ha, J. Wook Park, "Hybrid load forecasting method with analysis of temperature sensitivities" IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 21, No. 2, May. 2006.
- [7] K. Siwek, S. Osowski, "Regularization of neural networks for improved load forecasting in the power system", IEEE Trans., Vol. 149, No. 3, May. 2002.
- [8] X. Changhao, W. Jian, M.M. Karen, "Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks", Int. J. Electr. Power Energy Systems, Vol. 32, No. 7, Sep. 2010.
- [9] C. Ying, P.B. Luh, G. Che, Z. Yige, L.D. Michel, M.A. Coolbeth, P.B. Friedland, S.J. Rourke, "Short-term load forecasting: similar day-based wavelet neural networks", IEEE Trans. on Power Systems., Vol. 25, No. 1, 2010.
- [10] D.U. Noel, "Forecasting peak system load using a combined time series and econometric model", Applied Energy, Vol. 4, No. 3, Jul. 1978.
- [11] A.M. Al-Kandari, S.A. Soliman, M.E. El-Hawary, "Fuzzy shortterm electric load forecasting", Int. J. of Elect. Power Energy Systems., Vol. 26, No. 2, Feb. 2004.
- [12] M.R. AlRashidi, K.M. EL-Naggar, "Long term electric load forecasting based on particle swarm optimization", Applied Energy., Vol. 78, No. 1, Jan. 2010.
- [13] M. Gonzalo, B.G. Georgios, "Robust PCA as bilinear decomposition with Outlier-sparsity regularization", IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 60, No.10, Oct. 2012.
- [14] J.T. Tou, R.C. Gonzalez, "Pattern recognition principles", 4th Edition, Massachusetts, Addison-Wesley Publishing Company, 1981.

- [15] M.P. Moghaddam, A.A. Yaghooti, "Load estimation in distribution network with limited real-time data", 10th Conference on Electrical Power Distribution Networks, Iran 2005.
- [16] M.P. Moghaddam, A.A. Yaghooti, M.R. Haghifam, V. Joharie Majd, "Load estimation in distribution network with limited real-time data by Inverse Principal Component Analysis", 13th Conference on Electrical Power Distribution Networks, Iran 2008.
- [17] W. Jie, N.M. Karen, "Weighted least squares methods for load estimation in distribution networks", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 18, No. 4, Nov.2003.
- [18] K. Bin Song, S. Kwan Ha, J. Wook Park, "Short-term load forecasting for holidays using fuzzy linear regression method", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 20, No. 1, Feb. 2005.
- [19] D. Hun Hong, S. Lee, H. Young Do, "Fuzzy linear regression analysis for fuzzy input-output data using shape-preserving operations", Fuzzy Sets and Systems, Sep. 2009.