



11-F-PSS-1415

پیش‌بینی کوتاه مدت بار صنایع
با استفاده از شبکه عصبی بهبود یافته

۲۱ مهرداد حجت^۱
۲۰ محمد حسین جاوبدی^۲ ۲۱ مهدی علومی بایگی^۳

۱. دانشگاه فردوسی مشهد
۲. آزمایشگاه تخصصی تجدید ساختار
۳. شرکت برق منطقه‌ای خراسان

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی کوتاه مدت بار، شبکه عصبی، سیستم استنتاج فازی، بار صنعتی

چکیده

پیش‌بینی کوتاه مدت بار صنایع به دلیل ویژگی‌های خاص پروفیل بار آنها نفاوت‌های بنیادی با پیش‌بینی کوتاه مدت بارهای منطقه‌ای در سیستم‌های قدرت دارد. در این مقاله روشی مبتنی بر استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی بار ساعتی ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی نسبت با الگوریتم‌های موجود دارای دو مزیت کلی است. الگوریتم ارائه شده از بار ساعت گذشته در مرحله آموزش شبکه استفاده نماید و بدین ترتیب دقت نتایج به میزان چشمگیری افزایش می‌یابد. اما مشکل اصلی در دسترس نبودن بار ساعت قبل در زمان انجام پیش‌بینی است که با ارائه یک راهکار اصلاحی در این مقاله، حل شده است. در واقع از خروجی شبکه عصبی به عنوان فیدبک ورودی برای بار ساعت قبل در مرحله آزمون شبکه استفاده شده است. مزیت دیگر روش پیشنهاد شده در این مقاله، استفاده از یک شبکه عصبی کمکی برای تخمین خطای پیش‌بینی و بالا بردن میزان دقت نتایج نهایی است. جهت پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی از اطلاعات مصرف ساعتی شرکت سیمان بجنورد در سه ماه اول سال ۸۹ استفاده شده است.



پیش‌بینی کوتاه مدت بار صنایع با استفاده از شبکه عصبی بهبود یافته

مهندی علومی
دانشگاه فردوسی مشهد
شرکت برق منطقه ای خراسان
مشهد - ایران

محمد حسین جاویدی
دانشگاه فردوسی مشهد
آزمایشگاه تجدید ساختار
مشهد - ایران

سعید سید مهدوی
دانشگاه فردوسی مشهد
آزمایشگاه تجدید ساختار
مشهد - ایران

مهرداد حجت
دانشگاه فردوسی مشهد
آزمایشگاه تجدید ساختار
مشهد - ایران

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی کوتاه مدت بار، شبکه عصبی، سیستم استنتاج فازی، بار صنعتی

۱- مقدمه

هدف اصلی از پیش‌بینی کوتاه مدت بار^۱، برآورده از بار است که برای زمان‌بندی تولید پایه، ارزیابی قابلیت اطمینان عملکرد سیستم و آگاه سازی به موقع توزیع گر بار، مورد نیاز است. واضح است که *STLF* نقش مهمی در سیستم قدرت غیر رقابتی سنتی ایفا می‌کند. در یک سیستم قدرت تجدید ساختار شده، *Genco* باید تقاضای سیستم و بهای متناظرش را به منظور تصمیم‌گیری مناسب در بازار، پیش‌بینی نماید [۱]. روش‌های موجود در پیش‌بینی کوتاه مدت عموماً به دو دسته روش‌های آماری و هوش مصنوعی تقسیم می‌شوند. روش‌های آماری متغیر پیش‌بینی را به صورت یک تابع ریاضی از ورودی‌های منتخب ارائه می‌کنند. در روش‌های هوش مصنوعی، متغیر پیش‌بینی نتیجه قضاؤت سیستم خبره از ورودی‌های منتخب با توجه به سابقه موجود این متغیر است [۲].

پیش‌بینی کوتاه مدت بار صنایع به دلیل ویژگی‌های خاص پروفیل بار آن‌ها تفاوت‌های بنیادی با پیش‌بینی کوتاه مدت

پیش‌بینی کوتاه مدت بار صنایع به دلیل ویژگی‌های خاص پروفیل بار آن‌ها تفاوت‌های بنیادی با پیش‌بینی کوتاه مدت بارهای منطقه ای در سیستم‌های قدرت دارد. در این مقاله روشی مبتنی بر استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی بار ساعتی ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی نسبت با الگوریتم‌های موجود دارای دو مزیت کلی است. الگوریتم ارائه شده از بار ساعت گذشته در مرحله آموزش شبکه استفاده نماید و بدین ترتیب دقت نتایج به میزان چشمگیری افزایش می‌یابد. اما مشکل اصلی در دسترس نبودن بار ساعت قبل در زمان انجام پیش‌بینی است که با ارائه یک راهکار اصلاحی در این مقاله، حل شده است. در واقع از خروجی شبکه عصبی به عنوان فیدبک ورودی برای بار ساعت قبل در مرحله آزمون شبکه استفاده شده است. مزیت دیگر روش پیشنهاد شده در این مقاله، استفاده از یک شبکه عصبی کمکی برای تخمین خطای پیش‌بینی و بالا بردن میزان دقت نتایج نهایی است. جهت پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی از اطلاعات مصرف ساعتی شرکت سیمان بجنورد در سه ماه اول سال ۸۹ استفاده شده است.

1. Short Term Load Forecasting(STLF)

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق

شبکه‌های عصبی استفاده می‌گردد. خطای پیش بینی در این حالت به میزان قابل قبول نخواهد رسید اما خطای پیش بینی بار مجموع دو بخش در حد قابل قبولی باقی خواهد ماند. با توجه به مشخصات بار مصرفی صنایع استفاده از روش‌های کلاسیک در پیش بینی کوتاه مدت این نوع بارها، نتایج مطلوبی به همراه نخواهد داشت. از این رو برای پیش بینی بار صنایع با میزان دقت قابل قبول، استفاده از روش‌های هوشمند پیشنهاد می‌گردد.

در این تحقیق، دو الگوریتم هوشمند که کاربرد بیشتری در مباحث پیش بینی کوتاه مدت دارند، با هم مقایسه گردیده‌اند. شبکه‌های عصبی هوشمند پیشخور چند لایه و سیستم‌های استنتاج فازی دو الگوریتمی هستند که در اینجا مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به دقت نامطلوب نتایج تولید شده با الگوریتم‌های مذکور، روش جدیدی برای بهبود عملکرد شبکه عصبی ارائه شده است. با استفاده از این روش، دقت نتایج پیش بینی به طور محسوسی افزایش می‌یابد.

در بخش ۲ به بررسی عوامل تأثیرگذار در پیش بینی بار صنایع پرداخته می‌شود. در بخش ۳ جزئیات پیاده‌سازی الگوریتم‌های هوشمند ارائه شده است. در بخش ۴ شبکه عصبی بهبود یافته معرفی می‌شود. در بخش ۵ نتایج پیش بینی با روش پیشنهادی استخراج گردیده و نتایج دو الگوریتم مقایسه شده‌اند. در بخش ۶ نیز به نتیجه گیری و جمع بندی پرداخته می‌شود.

۲- عوامل تأثیرگذار در پیش بینی بار صنایع

اولین گام در پیش بینی، مشخص کردن عوامل تأثیرگذار در بار مصرفی صنایع مورد نظر است. انتخاب صحیح و مناسب این پارامترها کمک شایانی به افزایش صحت نتایج پیش بینی خواهد کرد. بدان معنی که مجموعه عوامل تأثیرگذار در مصرف آینده باید به کمک تحلیل‌های آماری نظیر شاخص رگرسیون مشخص گردد.

در اینجا که با مدل بار ساعتی کارخانه‌های صنعتی مواجه هستیم، عوامل موثر یا همان متغیرهای مستقل را می‌توان به صورت روز هفته، تعطیل یا غیر تعطیل بودن روز، ساعت

در سیستم‌های قدرت دارد [۳]. بنابراین تحقیقات متعددی برای پیش بینی کوتاه مدت باز صنایع با در نظر گرفتن ویژگی‌های خاص پروفیل بار مصرفی انجام شده است. لزوم انجام این تحقیقات از آنچه نشأت می‌گیرد که مصرف کنندگان عمده برای فعالیت اقتصادی و بهینه در بازار برق که منجر به کمینه شدن جریمه‌های پرداختی به بازار برق می‌شود نیازمند اطلاع دقیق از مصرف انرژی خود در کوتاه مدت می‌باشد. انرژی مصرفی صنایع ویژگی‌های خاصی دارد که آن‌ها را از مصارف دیگر متمایز می‌سازد. پارامترهای اصلی مشخصه مصرف صنایع، سطح تولید روزانه و برنامه تعمیرات و نگهداری می‌باشد [۴]. از سوی دیگر بار صنایع همیشه درصدی از نویز را در پروفیل خود می‌بیند. پیش بینی بار صنایع باید با در نظر گرفتن مجموعه این عوامل انجام شود.

مرجع [۳] جهت انجام این کار دسته بندی صنایع را به لحاظ بخش (محصول تولیدی)، اندازه (متناسب با انرژی مصرفی سالانه)، فصلی بودن (با توجه به منحنی بار مصرفی)، وابستگی به قیمت انرژی و روزهای تعطیل (درصدی از کل روزهای سال) دسته بندی کرده است. در فضای چند بعدی ایجاد شده با استفاده از روش‌های هوشمند کل صنایع در دسته‌های مشخصی قرار می‌گیرند. سپس برای هر یک از دسته‌ها روش مشخصی که بتواند با کمترین خطای پیش بینی را انجام دهد در نظر گرفته می‌شود. این روش مبتنی بر استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌هایی مشخص است.

روش دیگری که در پیش بینی کوتاه مدت باز صنایع و به طور خاص در صنعت فولاد استفاده می‌شود روش تفکیک بار مصرفی است [۵]. در این روش بار مصرفی به دو سطح پایه و نوسانات تقسیم می‌شود و هر یک از این دو سطح به طور جداگانه در فرآیند پیش بینی استفاده می‌شوند به این معنی که دو مدل جداگانه برای پیش بینی هر یک از این دو سطح پیشنهاد شده است. برای پیش بینی بار پایه از روش‌های کلاسیک مانند سری زمانی و رگرسیون استفاده گردیده است و پیش بینی بار با خطای قابل قبول (کمتر از ۴ درصد) انجام می‌گیرد زیرا نوسانات عمده‌ای در این سطح بار مشاهده نمی‌شود. برای پیش بینی بخش نوسانات از یک مدل ترکیبی

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق

برنامه پیش بینی بار است. به عنوان نمونه کارخانه فولاد، نمی تواند برنامه مشخصی برای تولید آینده خود ارائه دهد زیرا زمانی شروع به کار می کند که مخزن ذوب آن پر شده باشد.

مصرف روز قبل: یکی از مهم‌ترین عواملی در مقدار بار مصرف ساعتی تأثیر می‌گذارد، مقدار بار مصرفی در همان ساعت از روز قبل است. این عامل به نوعی نشان دهنده سطح بار مصرفی در بازه زمانی مورد نظر و همچنین ارائه کننده الگویی ضمنی برای برنامه ریزی تعمیرات و نگهداری است.

۳- پیش بینی کوتاه مدت بار صنایع با استفاده از روش‌های هوشمند

در این بخش ساختار الگوریتم‌های هوشمند مورد استفاده به اختصار معرفی می‌شوند.

۱-۱- شبکه عصبی

ساختار شبکه عصبی مورد استفاده به شرح زیر است [۶-۷]:
 الف- شبکه پیشخور دو لایه با تعداد ۳۰ نرون در لایه پنهان است(تعیین تعداد نرونها لایه پنهان قاعده مشخصی ندارد و بسته به شکل و ابعاد مسئله متغیر است)
 ب- روش آموزش لئونبرگر-مارکو آرت که یک روش ترکیبی مرتبه دوم می‌باشد. در این روش سعی بر تقریب زدن ماتریس هسیان است. با توجه به این فرض که تابع خطای تفاوت بین مقادیر خروجی واقعی و پاسخ‌های شبکه (نوعی مجموع مربعات است، اصلاح به صورت زیر قابل نوشتن است :

$$(1) \quad s_{i+1} = s_i - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e$$

در رابطه بالا، s_i مسیر نزولی الگوریتم جهت یافتن بردار وزن‌های بهبود یافته شبکه در مرحله آموزش با هدف مینیمم کردن خطاست. J ماتریس ژاکوبین بوده و e بردار مقادیر خطای شبکه است. پارامتر تعیین کننده در این شبکه μ ، یک اسکالر کنترلی برای رفتار الگوریتم است. اگر $\mu = 0$ باشد، الگوریتم شیوه روش نیوتون عمل می‌کند و هر چه μ بزرگ‌تر شود شباهت روش به الگوریتم نزول گرادیان افزایش می‌یابد. چرا که داریم :

مصرف، پیک یا غیر پیک بودن بار و همچنین ماه مصرف انرژی در نظر گرفت که در ادامه به بررسی هر یک از این عوامل موثر پرداخته می‌شود.

روز هفته: پروفیل بار برای روزهای مختلف هفته با یکدیگر متفاوت است. به طور مثال، روزهای میان هفته و روزهای آخر هفته وضعیت متفاوتی برای بار مصرفی خود دارند. به همین دلیل یکی از متغیرهای مستقل به شکل روز هفته در نظر گرفته شده است که این متغیر می‌تواند مقادیری بین ۱ تا ۷ را به خود اختصاص دهد.

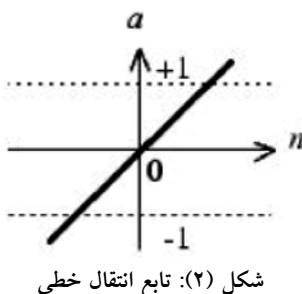
تعطیل یا غیر تعطیل بودن روز: عامل دیگری که در مقدار بار مصرفی ساعتی تأثیر گذار است وضعیت تعطیل یا غیر تعطیل بودن روز است. با توجه به تفاوت میزان بار مصرفی بین روزهای تعطیل و غیر تعطیل، قطعاً نوع روز از عوامل تأثیرگذار در پیش بینی است.

وضعیت اوج بار: با توجه به منحنی‌های وضعیت بار مصرفی در ساعت‌های مختلف شبانه روز، می‌توان وضعیت بارهای مصرفی را به دو دسته پربار و کم بار تقسیم کرد. ساعت‌های بین ۱۸ تا ۲۳ را می‌توان به عنوان ساعت‌های کم باری صنایع و سایر ساعت‌ها به عنوان ساعت‌های پرباری صنایع در نظر گرفت. در واقع صنایع به عکس بارهای عumولی در ساعت‌های پیک مصرف خود را کاهش می‌دهند که این عامل نیز باید مدنظر قرار گیرد.

ماه: با توجه به تغییرات فصلی بار، یک پارامتر مهم و تأثیرگذار در مدل بار مصرفی، وضعیت ماه است که می‌تواند مقادیری بین ۱ تا ۱۲ را به خود اختصاص دهد. گذشته از عوامل وابسته به زمان مصرف، مجموعه‌ای از عوامل که نشئت گرفته از ماهیت مصرف صنایع می‌باشند در پیش بینی میزان تقاضای صنایع موثر خواهد بود که در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرند.

برنامه خط تولید: مشخص بودن برنامه تولید صنایع می‌تواند میزان مصرف کارخانه در روز یا ساعت‌آینده را تا حدود زیادی مشخص نماید. مشکل موجود در این قسمت مشخص نبودن برنامه خط تولید به گونه‌ای قابل استفاده برای

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق



شکل (۲): تابع انتقال خطی

الگوهای مورد استفاده در آموزش و آزمون شبکه عصبی شامل دو بخش بردار ورودی و مقادیر خروجی است. بردارهای ورودی عبارت از پارامترهای تأثیرگذار^۱ در فرآیند پیش‌بینی و مقادیر خروجی شامل متغیر مورد نظر جهت پیش‌بینی هستند. مطابق آنچه در بخش‌های گذشته ذکر شد، ورودی‌های تأثیرگذار در باز صنایع به ترتیب عبارتند از: ساعت مصرف (۲۴-۰)، روز هفته (۱-۷)، تعطیل یا غیر تعطیل بودن روز (۱-۲)، پیک یا غیر پیک بودن باز (۲-۱) و همچنین ماه مصرف انرژی (۱-۱۲) و باز ساعت مشابه روز قبل. به طور مثال مصرف ساعت ۲۳ روز پنج شنبه تاریخ ۵ فروردین به شکل زیر نشان داده می‌شود:

$$X = [23 \ 6 \ 1 \ 2 \ 1 \ 12.23]$$

که در آن عضو اول نشان دهنده ساعت مصرف، عضو دوم نشان دهنده روز ششم هفته، عضو سوم نشان دهنده روز کاری، عضو چهارم نشان دهنده ساعت اوچ مصرف و عضو پنجم نشان دهنده ماه اول سال و عضو آخر بار مصرفی مشابه در روز قبل می‌باشد. به ازای هر بردار ورودی یک مقدار خروجی نظیر وجود خواهد داشت که مصرف صنایع در آن ساعت خاص را نشان می‌دهد. به عنوان مثال مقدار خروجی متناظر با بردار بالا برای کارخانه سیمان بجنورد به صورت $y = 10.89$ می‌باشد.

۲-۳- سیستم‌های استنتاج فازی

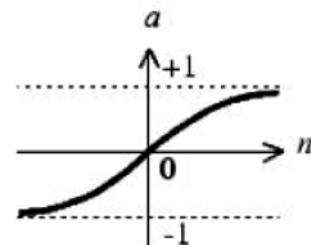
سیستم‌های استنتاج فازی^۲ فرآیندی است که در آن نگاشتی از داده‌های ورودی به مقادیر خروجی با استفاده از منطق فازی فرمول بندی می‌شود. با استفاده از این نگاشت معیارهای

$$H = J^T J \quad (2)$$

$$g = J^T e \quad (3)$$

در معادله بالا، H ماتریس هسیان در روش نیوتن و μ گرادیان است. در تکرارهای اول مقدار بزرگ برای پارامتر μ مطلوب است و هنگامی که الگوریتم به خطای مینیمم نزدیک می‌شود، روش نیوتن سریع‌تر و صحیح‌تر عمل می‌کند. بنابراین μ در طول پروسه آموزش تغییر داده می‌شود. بعد از هر تکرار موفق μ کاهش یافته و بعد از هر تکرار ناموفق که باعث افزایش خطای شبکه گردد، افزایش می‌یابد. این روش برای شبکه‌های اندازه متوسط سریع ترین روش می‌باشد در حالی که با افزایش اندازه شبکه حافظه مورد نیاز با توجه به ذخیره‌سازی ماتریس‌های بزرگ افزایش می‌یابد، ضمن آنکه زمان انجام محاسبات نیز طولانی می‌شود و این دو مسئله نقاط ضعف روش لئونبرگر-مارکو آرت می‌باشند.

- تابع فعالیت در لایه پنهان، تانژانت سیگموید و در لایه خروجی، خطی است. منحنی مشخصه این تابع در شکل‌های (۱) و (۲) نشان داده شده است. خروجی تابع تانژانت سیگموید با توجه به مثبت یا منفی بودن ورودی اعمال شده، بین ۱-تا -۱ خواهد بود.



شکل (۱): تابع انتقال تانژانت - سیگموئید

خروجی تابع خطی نیز از ورودی اعمال شده تبعیت خواهد داشت. اگر نرونها لایه آخر شبکه عصبی از توابع انتقال سیگموئید استفاده کنند، خروجی‌های شبکه به یک گستره کوچک محدود می‌شوند. ولی اگر، در لایه آخر شبکه از توابع خطی استفاده شود، خروجی‌های شبکه می‌توانند هر مقداری را اختیار کنند.

1. Driver

2. Fuzzy Inference Systems

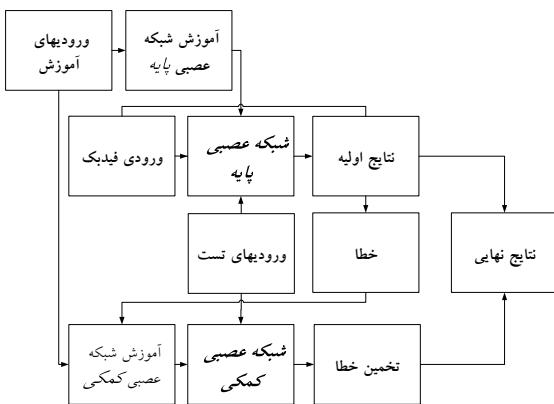
الگوهای مورد استفاده در آموزش و آزمون سیستم استنتاج فازی مشابه شبکه عصبی شامل همان دو بخش بردار ورودی و مقادیر خروجی است.

۴- معرفی روش پیشنهادی جهت بهبود عملکرد شبکه عصبی

برای افزایش دقت نتایج پیش بینی، یک راهکار پیشنهادی آن است که علاوه بر عوامل تأثیرگذار معرفی شده، بار ساعت قبل را به مجموعه ورودی‌ها اضافه کرد. بدین ترتیب قضاوت شبکه عصبی کامل تر شده و نتایج پیش بینی بهتر و مطلوب‌تر خواهد بود. اما اشکال موجود در این راهکار آن است که هنگام پیش بینی بار ساعتی در بازار برق، به بار ساعت قبل دسترسی نداشته و تنها بار روز قبل موجود است. برای حل این مشکل از الگوریتم نشان داده شده در شکل (۴) استفاده می‌شود.

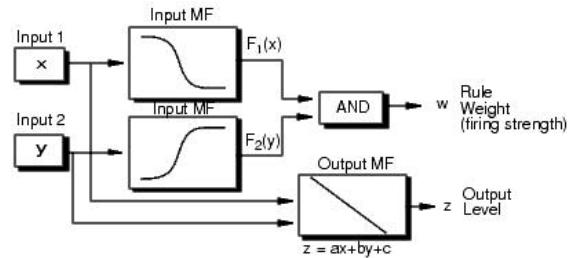
همچنین در این الگوریتم، از یک شبکه عصبی کمکی نیز برای تخمین خطای پیش بینی و بالا بردن میزان دقت نتیجه نهایی استفاده گردیده است.

الگوریتم پیشنهادی در این مقاله جهت پیش بینی کوتاه مدت باز شامل دو شبکه عصبی پیشخور چند لایه است که به صورت موازی کار می‌کنند.



مرحله آموزش شبکه ترکیبی دارای دو مرحله است. در مرحله اول شبکه عصبی پایه که شبکه اصلی جهت انجام پیش‌بینی است با استفاده از ورودی‌های آموزش، تعلیم داده می‌شود. ورودی‌های آموزش شامل تمامی عوامل ذکر شده به

تصمیم و تمایز الگوها معین می‌شوند [۸]. در این تحقیق از سیستم استنتاج فازی نوع sugeno استفاده شده است. دیاگرام این سیستم در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل (۳): سیستم استنتاج فازی sugeno [۹]

در این شکل y ورودی‌های سیستم هستند که توسط توابع عضویت فازی‌سازی می‌شوند و خروجی‌های $(F_1(x))$ و $(F_2(x))$ مقادیر فازی‌سازی شده آن‌ها می‌باشند. مقادیر فازی‌سازی شده با توجه به عملگر منطقی مورد استفاده ضرایب وزنی W را تولید می‌کنند. خروجی نهایی از رابطه زیر بدست می‌آید [۱۰]:

$$\text{Final Output} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (4)$$

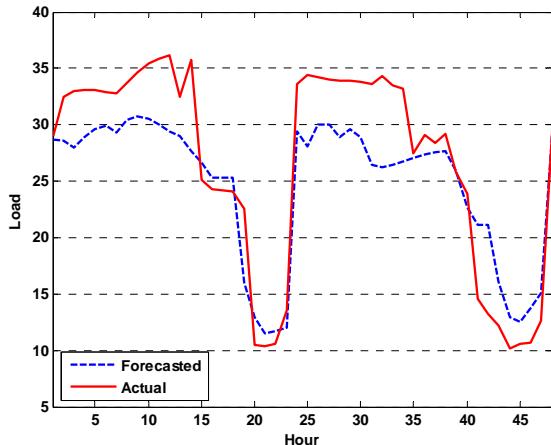
که در این رابطه N تعداد ورودی‌های Z خروجی مدل از رابطه $c = ax + by + c$ بدست می‌آید.

در این تحقیق یک سیستم استنتاج فازی همراه با خوش بندی میانگین فازی^۱ برای عملیات پیش‌بینی استفاده شده است. بدان معنی که قبل از ورود داده‌ها به سیستم فازی، ابتدا داده‌ها توسط الگوریتم c-means دسته بندی می‌شوند. این الگوریتم تکنیکی است که داده‌های ورودی را با استفاده از توابع عضویت به یک سری خوش‌های مشخص تقسیم می‌کند [۱۱]. مبنای قرار گرفتن هر داده در یک خوشه میزان درجه عضویت آن داده به خوشه فوق الذکر است. این کار باعث می‌شود که دقت نتایج تا حد زیادی بالاتر رود.

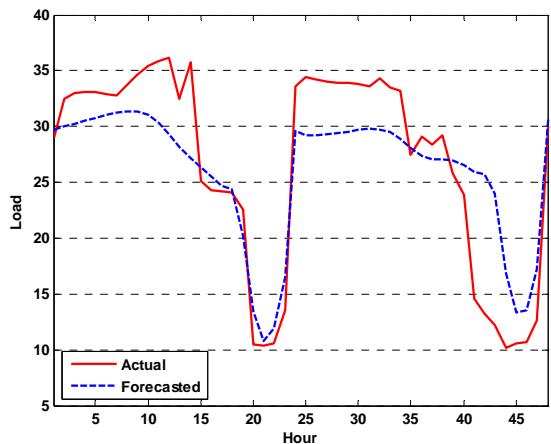
1. fuzzy c-means (FCM) clustering

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق

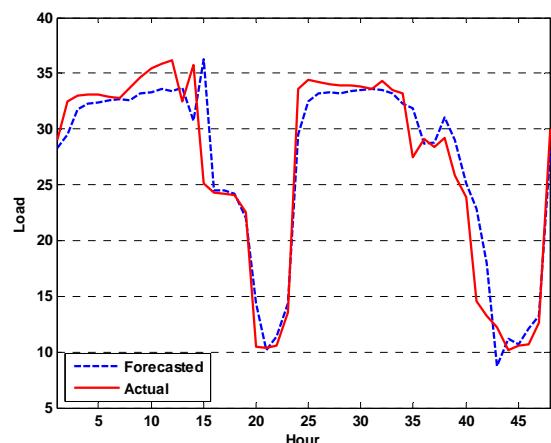
سپس برای پیاده سازی روش پیشنهادی، بار ساعت قبل به عنوان یکی از ورودی ها به شبکه آموزش داده می شود و شبکه کمکی نیز برای تخمین خطای پیش بینی به سیستم اضافه می گردد. نتایج حاصل از شبیه سازی روش پیشنهادی در شکل (۷) آورده شده است.



شکل (۵): خروجی های شبکه عصبی



شکل (۶): خروجی های سیستم استنتاج فازی



شکل (۷): خروجی های شبکه عصبی آموزش دیده با بار ساعت قبل

انضمام بار ساعت پیش است. در حالی که بار ساعت پیش در ورودی های تست موجود نمی باشد، چرا که در هنگام پیش بینی واقعی به اطلاعات بار ساعت قبل دسترسی وجود ندارد. به همین دلیل ورودی فیدبک به مجموعه ورودی های تست است اضافه می شود که در واقع همان بار پیش بینی شده ساعت قبل توسط شبکه عصبی است. در تکرار اول از بار آخرین ساعت روز قبل که از اطلاعات واقعی حاصل شده است، استفاده می گردد. در تکرارهای بعد، از بار پیش بینی شده تکرار قبل به عنوان ورودی فیدبک استفاده می شود. پس از آموزش دیدن شبکه اصلی، میزان خطای داده های آموزش مشخص می گردد. از این مقادیر خطای به همراه مقادیر ورودی در داده های آموزش، برای تعلیم دادن شبکه عصبی کمکی استفاده خواهد شد.

در مرحله تست شبکه ترکیبی، ابتدا شبکه اصلی نتایج اولیه را پیش بینی می کند. سپس، شبکه کمکی مقدار خطای نتایج اولیه را تخمین خواهد زد. نتیجه پیش بینی نهایی شبکه عصبی ترکیبی به صورت رابطه (۵) محاسبه خواهد شد.

$$X_{final} = X_{net1} + Err_{net2} \quad (5)$$

X_{final} خروجی نهایی الگوریتم، X_{net1} خروجی شبکه پایه و Err_{net2} خروجی شبکه کمکی می باشد. بدین ترتیب با استفاده از ورودی فیدبک از یک سو و همچنین به کارگیری شبکه عصبی کمکی در تخمین خطای از سوی دیگر، هم مיעضل کمبود اطلاعات بار ساعتی حل شده و هم دقت نتایج پیش بینی افزایش یافته و در محدوده قابل قبولی قرار می گیرد.

۵- شبیه سازی و استخراج نتایج

برای پیاده سازی و شبیه سازی الگوریتم های ارائه شده، از داده های بار ساعتی سیمان بجنورد در سه ماهه اول سال ۸۹ استفاده می گردد. تعداد کل داده ها ۲۲۳۲ مورد می باشد که درصد برای آموزش و مابقی برای آزمون و اعتبارسنجی شبکه در نظر گرفته می شوند. ابتدا نتایج شبیه سازی حاصل از پیاده سازی الگوریتم های عصبی و فازی بدون در نظر گرفتن بار ساعت قبل در شکل های (۵) و (۶) نمایش داده شده است.

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق

قبل دقت بهتری دارد، اما این یک روش عملی نیست چرا که بار ساعت قبل در داده‌های واقعی وجود ندارد. روش پیشنهادی یک روش کاملاً عملی است که دارای خطای قابل قبول نیز می‌باشد.

جدول (۱): مقایسه بین مقدار خطای حاصل از پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌ها

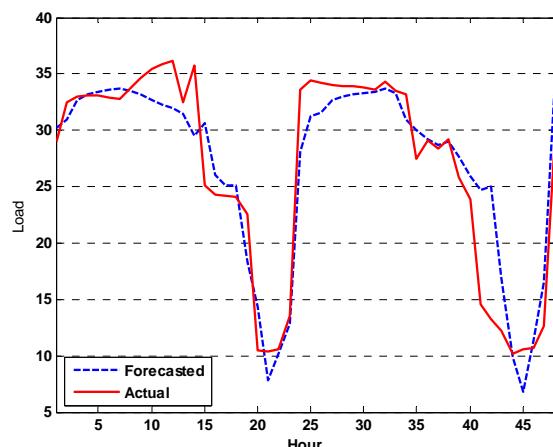
روش پیش بینی	درصد
شبکه عصبی	۱۳/۴۸
سیستم استنتاج فازی	۱۲/۵۳
عصبی آموزش دیده با بار ساعت	۶/۶۱
عصبی بهبود یافته با روش پیشنهادی	۸/۶۶

خطای به دست آمده در پیش بینی بار صنایع با روش پیشنهادی قابل قبول می‌باشد زیرا که قسمت عمده بار صنایع را کارخانه‌های فولاد و سیمان تشکیل می‌دهند که با توجه به الگوی مصرف، میزان پیش بینی پذیری آنها بسیار پایین است. بر این اساس می‌توان ادعا نمود این مقدار خطا در پیش بینی بار صنایع اجتناب ناپذیر است.

۷- نتیجه گیری

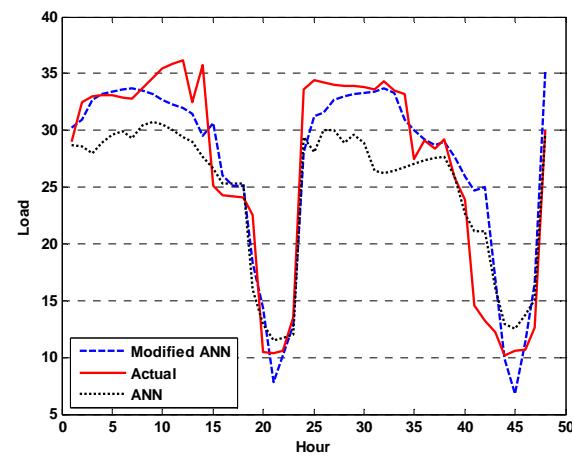
صرف کنندگان عمده برای فعالیت اقتصادی و بهینه در بازار برق که منجر به کمینه شدن جریمه‌های پرداختی به بازار برق می‌شود نیازمند اطلاع دقیق از مصرف انرژی خود در کوتاه مدت می‌باشند. انرژی مصرفی صنایع ویژگی‌های خاصی دارد که آن‌ها را از مصارف دیگر متمایز می‌سازد. در این تحقیق روش جدیدی بر پایه استفاده از بار ساعت قبل در آموزش شبکه عصبی پیشنهاد شده است، اما با توجه به در دسترس نبودن داده‌های ساعت قبل در هنگام پیش بینی، از یک الگوریتم اصلاحی برای حل این معضل استفاده شده است. در این الگوریتم از خروجی شبکه عصبی به عنوان پیشخور برای پیش بینی بار در ساعت بعد استفاده می‌شود. بدین ترتیب مشکل در دسترس نبودن بار ساعت قبل حل شده در حالی که دقت نتایج پیش بینی شده در محدوده قابل قبولی باقی می‌ماند. همچنین از یک شبکه عصبی کمکی

در نهایت برای تکمیل فرآیند پیشنهادی مطابق الگوریتم ارائه شده در شکل (۴) ورودی فیدبک، به عنوان بار ساعت قبل به ورودی‌های تست اضافه می‌شود و نتایج نهایی پیش بینی با استفاده از رابطه (۵)، به صورت شکل (۸) محاسبه می‌گردد.



شکل (۸): خروجی‌های شبکه آموزش دیده به روش پیشنهادی

در شکل (۹) نتایج حاصل از شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی و دو روش دیگر آورده شده است که در آن کار آبی و ضرب اطمینان روش پیشنهادی قابل مشاهده است.



شکل (۹): مقایسه نتایج پیش بینی به روش‌های موجود و پیشنهادی

برای مقایسه نتایج به دست آمده، از معیار درصد مجموع قدر مطلق خطای بار ساعتی استفاده شده است. در جدول (۱)، مقایسه‌ای بین مقدار خطای حاصل از پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌های استفاده شده صورت گرفته است. واضح است که شبکه آموزش دیده با بار ساعت

بیست و ششمین کنفرانس بین‌المللی برق

پیشخور چند لایه برای تخمین خطای نتایج اولیه پیش‌بینی و بالا بردن دقت نتایج نهایی استفاده گردیده است. صحت و کارآیی این الگوریتم با توجه به دقت نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است.

مراجع

- [1] M. Shahidehpour, H. Yamin, and Z. Li, "Market Operations in Electric Power Systems: Forecasting, Scheduling, and Risk Management", New York: Wiley, 2002.
- [2] R.J. Piers, K. Adamson, "Methodologies for Load Forecasting", Intelligent Systems, 2006 3rd International IEEE Conference, Sept. 2006, pp. 800–806.
- [3] D.A. Gundin, C. Garcia, Y.A. Dimitriadis, E. Garcia, and Guillermo, "Short-term load forecasting for industrial customers using FASART and FASBACK neuro-fuzzy systems", Proc. 14th PSCC, Sevilla, Spain, June ,2002, pp. 1558–1573.
- [4] D. Zhou, F. Gao, X. Guan, "Daily Electricity Consumption Forecast for a Steel Corporation Based on NNLS with Feature Selection", International Conference on Power System Technology - POWERCON, Nov. 2004, pp. 1292-1297.
- [5] Z. Dian-min, G. Feng, Q. Wei, "Demand of Electric Power and Its Forecasting in Iron and Steel Complex", Journal of Iron and Steel Research International, 2006, 13(5), pp. 21-24.
- [6] Valishevsky A., "Comparative Analysis of Different Approaches Towards Multilayer Perceptron Training", Department of Computer Science, University of Latvia, Riga, 1998.
- [7] A.A. Suratgar, M.B. Tavakoli, and A. Hoseinabadi, "Modified Levenberg-Marquardt Method for Neural Networks Training", Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 6, June 2005, ISSN 1307-6884.
- [8] A.M. Escobar, L.P. Perez, "Application of support vector machines and ANFIS to the short-term load forecasting", Transmission and Distribution Conference and Exposition, Latin America, PES, Aug. 2008, pp. 1-5.
- [9] Documentation for Matlab R2006 a.
- [10] R. Barzamini, M.B. Menhaj, A. Khosravi, S.H. Kamalvand, "Short term load forecasting for Iran National Power System and its regions using multi layer perceptron and fuzzy inference systems" , Proc. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN ,Aug. 2005, pp. 2619-2624.
- [11] Z. Yun, Z. Quan, S. Caixin, L. Shaolan, L. Yuming, S. Yang, RBF Neural Network and ANFIS-Based Short-Term Load Forecasting Approach in Real-Time Price Environment, IEEE Transactions on Power Systems, Aug. 2008, pp.853-858.