



دانشکده مهندسی برق و رباتیک

طراحی سیستم فازی جهت پیش بینی بار کوتاه مدت به روش گرادیان نزولی

نعیمه فخرشاملو

استاد راهنما :

دکتر محمد حداد ظریف

شهریور ۱۳۹۰

چکیده:

با گسترش شبکه های قدرت و متصل شدن شبکه های محلی به یکدیگر، مسئله مدیریت بهینه شبکه روز به روز پر اهمیت تر می شود. برنامه ریزی تولید واحد ها در شبکه قدرت بشدت نیازمند برآورد دقیقی از میزان مصرف در آینده است. لذا پیش بینی بار امروزه یکی از ارکان مدیریت شبکه می باشد. با توجه به اینکه پیش بینی بار خود نمونه از مسائل تقریب توابع است، استفاده از روش های هوشمند مانند شبکه های عصبی و یا الگوریتم های فازی می تواند در تحقق برآورد دقیق، موثر باشد.

در این پایان نامه، هدف تهیه نرم افزاری جهت پیش بینی بار شهرستان مشهد به روش هوشمند است. جهت نیل به این مقصود شبکه های عصبی پس انتشار، سیستم فازی با الگوریتم آموزش گرادیان نزولی و همچنین سیستم فازی با الگوریتم آموزش RLS مورد آزمایش قرار گرفت. پارامترهای معیار مقایسه روش های فوق در این مطالعه، دقت پیش بینی است و از اطلاعات تاریخی و آب و هوایی جهت پیش بینی بار استفاده شده است.

نتایج بیانگر دقت مطلوب شبکه های عصبی پس انتشار در پیش بینی بار شهرستان مشهد است. همچنین سیستم فازی با الگوریتم آموزش RLS نیز می تواند گزینه متناسبی جهت پیش بینی بار باشد، لیکن بایستی محدودیت های سخت افزاری پیاده سازی این روش در نظر گرفته شود.

فهرست مطالب

فصل اول: مروری بر پژوهش های انجام شده.....	۴
۱-۱ مقدمه.....	۵
۲-۱ معرفی روشهای پیش بینی بار.....	۶
۳-۱ تاریخچه پژوهش.....	۷
فصل دوم: پیش بینی بار با استفاده از شبکه های عصبی.....	۹
۱-۲ مقدمه.....	۱۰
۲-۲ مدل سازی مسئله پیش بینی بار کوتاه مدت شهرستان مشهد.....	۱۳
۳-۲ الگوریتم آموزش.....	۱۵
۴-۲ بررسی نتایج.....	۱۸
فصل سوم: الگوریتم های فازی پیش بینی بار.....	۲۵
۱-۳ مقدمه.....	۲۶
۲-۳ معرفی روش آموزش RLS	۲۸
۳-۳ شبیه سازی.....	۳۰
۴-۳ معرفی روش آموزش گرادیان نزولی.....	۳۶
۵-۳ شبیه سازی.....	۴۲
فصل چهارم: مقایسه روش های برآورد بار.....	۴۸
۱-۴ مقدمه.....	۴۹
۲-۴ مقایسه دقت پیش بینی بار در روزهای کاری (به غیر از شنبه).....	۵۰

- ۳-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز شنبه.....۵۲
- ۴-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز پنج شنبه.....۵۳
- ۵-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز جمعه.....۵۴
- ۶-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در تعطیلات رسمی.....۵۵
- ۷-۴- مقایسه دقت پیش بینی پیک بار.....۵۶
- نتیجه گیری.....۵۸
- مراجع.....۵۹
- پیوست: برنامه های کامپیوتری.....۶۲
- پ ۱: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار به روش شبکه های عصبی.....۶۳
- پ ۲: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم *RLS*.....۷۰
- پ ۳: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم آموزش گرادیان نزولی.....۷۴

فصل اول

مروری بر پژوهش های انجام شده

۱-۱ مقدمه

برآورد میزان تقاضای انرژی الکتریکی از ابتدای استفاده عمومی از انرژی الکتریکی یکی از مهمترین دغدغه های برنامه ریزی، مدیریت و افزایش قابلیت اطمینان شبکه بوده است. در ابتدا که برق در مراکز تجمع جمعیت بصورت محلی تولید می شد، مهمترین مسئله پیش بینی پیک بار و انرژی مورد نیاز منطقه در سال های آینده بود که نیاز افزایش ظرفیت سیستم تولید و توزیع را مشخص می نمود. پیش بینی بار در دوره های زمانی بلند مدت امروزه نیز پایه تصمیمات توسعه شبکه می باشد.

امروزه با اتصال شبکه های محلی به یکدیگر و پیچیده تر شدن مدیریت تولید و انتقال، پیش بینی بار کوتاه مدت (پیش بینی ساعت به ساعت مصرف انرژی در روز و یا سه روز آینده) اهمیت ویژه ای پیدا کرده است. محدودیت های سیستم قدرت، تلاش برای برنامه ریزی اقتصادی در محیط تجدید ساختاریافته و بازار برق باعث ایجاد نیاز به اطلاعات دقیق پیش بینی بار کوتاه مدت در قسمتهای مختلف شبکه گردیده است. به عنوان مثال شبکه قدرتی را در نظر بگیرید که از چندین ناحیه تشکیل شده است که با خطوط انتقالی با ظرفیتهای محدود به یکدیگر متصل شده اند. برای تامین بار یک منطقه می توان از ظرفیت های تولید در همان ناحیه استفاده کرد لیکن فرض کنید از دیدگاه اقتصادی تامین انرژی مورد نیاز از یکی دیگر از ناحیه های شبکه مقرون بصره تر باشد. مقدار توان مورد نیاز پیش بینی شده در ناحیه مصرف کننده و مقدار توان مورد نیاز پیش بینی شده جهت پوشش مصرف انرژی در ناحیه تولید کننده ارزان قیمت انرژی، در کنار ظرفیت خطوط انتقال، محدودیت های تولید نیروگاه ها، تلفات انتقال و ... اطلاعات اولیه مورد نیاز پخش بار اقتصادی در شبکه مذکور می باشد.

از آنجا که میزان انرژی مصرفی در ساعتی خاص از شبانه روز، تابع شرایط محیطی، تقویمی و عادت مصرف کنندگان انرژی می باشد، پیش بینی بار در واقع نوع خاصی از مسئله عمومی تقریب توابع است. در ابتدا پیش بینی بار توسط روشهای آماری نظیر رگرسیون و سری های زمانی صورت می

پذیرفت. اما امروزه ارائه روشهای هوشمند تقریب توابع نظیر شبکه های عصبی و تقریبگرهای فازی بواسطه سرعت، سادگی مفاهیم و دقت بالای پیش بینی انقلابی در پیش بینی بار پدید آورده است.

طبق قوانین شبکه برق کشور، شرکت های برق منطقه ای و شرکت های توزیع نیروی برق ملزم به ارائه پیش بینی بار به مدیریت شبکه می باشند. اعمال جرائم بر پیش بینی های نادقیق، شرکتهای مذکور را بسمت استفاده از روش های دقیق برآورد بار سوق می دهد.

در این پژوهش، پیش بینی کوتاه مدت بار شهرستان مشهد با استفاده از شبکه های عصبی و تقریبگرهای فازی انجام شده است. هرکدام از روشهای فوق دارای مزایا و معایبی است که به تفضیل به آن پرداخته خواهد شد.

انجام این پژوهش بدون اطلاعات آب و هوایی و همچنین اطلاعات تاریخی مصرف انرژی شهرستان مشهد مقدور نبود. لذا لازم است از جناب آقای مهندس نیساز، کارشناس پیش بینی بار برق منطقه ای خراسان، گروه پیش بینی بار شرکت توزیع نیروی برق شهرستان مشهد و همچنین اداره هواشناسی شهرستان مشهد بواسطه همکاری صمیمانه ایشان در خصوص ارائه اطلاعات مذکور، تقدیر و تشکر بعمل آورم.

۱-۲ معرفی روشهای پیش بینی بار

بطور کلی روش پیش بینی و گام های زمانی باعث تفاوت در پیش بینی بار می گردد. روش های مرسوم در پیش بینی بار را می توان به دو دسته روش های آماری و هوشمند تقسیم بندی نمود. روش های آماری نظیر رگرسیون و سری های زمانی جزء اولین راهکارهای پیش بینی بار بوده اند که معرفی شده اند. لیکن در دهه اخیر با پیشرفت سخت افزاری کامپیوترها و توسعه روشهای هوشمند، الگوریتم های نظیر شبکه های عصبی و فازی بطور گسترده ای مورد استفاده قرار گرفته اند.

از دیدگاه زمانی روش های پیش بینی بار به چهار گروه عمده تقسیم بندی می گردند [۱]:

۱- پیش بینی بار بلند مدت: در شبکه های توزیع به مطالعات و برآورد با چند سال تا چند دهه اطلاق می گردد. اهداف اصلی این قبیل پیش بینی ها، تنظیم بودجه بندی ناحیه ای و بررسی عوامل اقتصاد ناحیه ای می باشد.

۲- پیش بینی بار میان مدت: این دوره معمولاً برای مطالعات چند ماه تا چند سال آینده صورت می گیرد. طراحی و توسعه شبکه و برنامه ریزی جامع مواردی هستند که این دسته از پیش بینی ها در مورد آنها استفاده می شود.

۳- پیش بینی بار کوتاه مدت: این پیش بینی در مقاطع زمانی یک ساعت تا چند روز آینده انجام شده و در جهت کاهش تلفات شبکه توزیع و نحوه بارگذاری اجزاء بکار می رود.

۴- پیش بینی بار بسیار کوتاه مدت: این پیش بینی برای فواصل چند دقیقه تا یک ساعت صورت می گیرد و در صورت انجام، در جهت رعایت محدودیت های شبکه و بهره برداری اقتصادی از آن مورد استفاده قرار می گیرد.

در این پژوهش پیش بینی کوتاه مدت بار شهرستان مشهد، با استفاده از شبکه های عصبی و الگوریتم های فازی انجام شده و نتایج مورد مقایسه قرار گرفته است.

۳-۱ تاریخچه پژوهش

همانگونه که ذکر شد، پیش بینی بار کوتاه مدت به معنی پیش بینی بار در بازه های زمانی کوتاه می باشد که نقش تعیین کننده ای در عملکرد سیستم قدرت دارد. پخش بار اقتصادی، قابلیت اطمینان سیستم قدرت، مدیریت بار و برنامه ریزی تعمیرات واحدها از فواید پیش بینی بار دقیق می باشد.

روشهای کلاسیک پیش بینی بار را می توان بصورت عمده به دو دسته تکنیک های رگرسیون [۲-۵] و سربهای زمانی [۶-۱۰] تقسیم کرد که در گذشته بصورت گسترده ای مورد استفاده قرار می گرفته است. لیکن پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم های هوشمند در سالهای اخیر مورد توجه قرار گرفته است. شبکه های عصبی جزو اولین الگوریتم های هوشمندی بودند که در این راستا مورد استفاده قرار

گرفته اند [۱۱-۱۵] و با استفاده از آن، نتایج ارزشمندی به دست آمده است. شبکه های عصبی قابلیت تقریب هر تابع پیوسته غیرخطی را داشته و در صورت تغییر شرایط پیش بینی، توسط فرایند آموزش مجدداً تنظیم می گردند. ساختار و معماری شبکه عصبی یکی از مهمترین عواملی است که بر دقت پیش بینی تاثیر می گذارد. تعیین ساختار مناسب نیاز به دانش عمیق شبکه های عصبی دارد که بایستی در نهایت با اندکی سعی و خطا تنظیم گردد. علاوه بر آن اخیراً راهکارهایی جهت تعیین بهینه معماری شبکه عصبی ارائه شده است [۱۶] لیکن این مبحث همچنان موضوعی داغ جهت فعالیت های پژوهشی محققان است.

با مطرح شدن و گسترش تئوری فازی، استفاده از الگوریتم های مرتبط در تقریب توابع مورد توجه قرار گرفت [۱۷-۲۰]. همچنین ترکیب سیستم های فازی با شبکه های عصبی جهت پیش بینی بار امروزه جزو مباحث مورد علاقه پژوهشگران است [۲۱-۲۳].

به عنوان مطالعات عملی در مقالات فوق، شهر و یا کشور خاصی مورد تحقیق قرار گرفته شده است. لیکن با توجه به شرایط جغرافیایی و آب و هوایی متفاوت، نتایج حاصله قابل مقایسه نمی باشد. در این تحقیق پیش بینی بار شهرستان مشهد، با استفاده از شبکه های عصبی و الگوریتم های فازی انجام شده است که با توجه به یکسان بودن شرایط مورد مطالعه، از نتایج آن می توان جهت مقایسه الگوریتم های فوق استفاده نمود.

فصل دوم

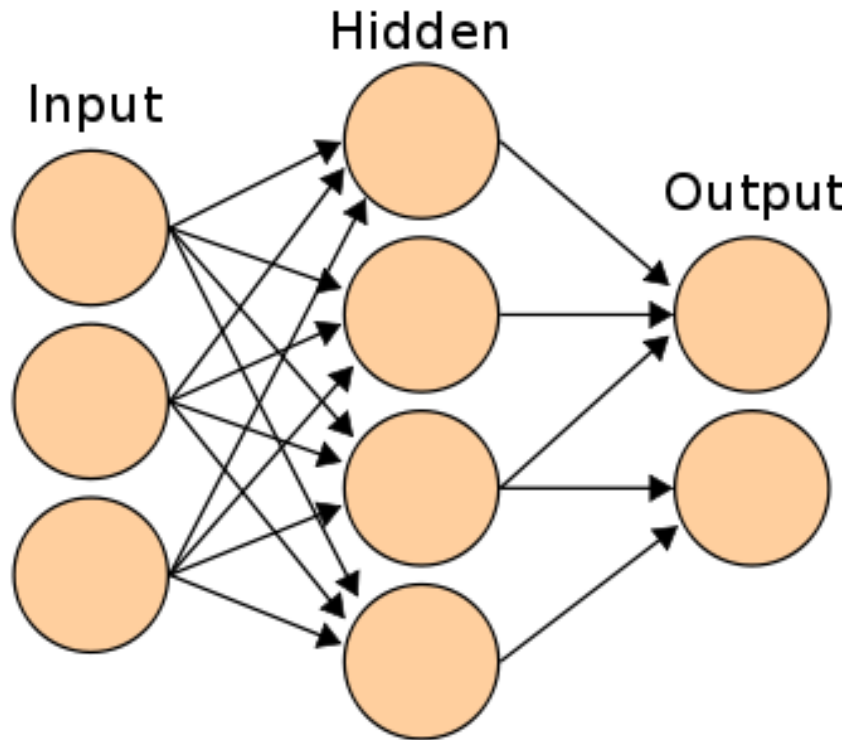
پیش بینی بار با استفاده از شبکه های عصبی

۲-۱- مقدمه

طی چند دهه اخیر، تلاشهای بسیار جدی جهت طراحی مدارات الکترونیکی که قادر باشند شبکه های عصبی زیستی را همانند سازی کنند صورت گرفته است. شبکه های مدل شده که با نام شبکه های عصبی مصنوعی شناخته می شوند. برخی از این نمونه ها به گونه ای بسیار نزدیک، عملکرد سیستم عصبی زیستی را همانند سازی کرده اند و برخی دیگر تفاوت بسیاری دارند.

تمامی مدل های همانند سازی شده به وسیله دیفرانسیل کلاسیک یا در فرم گسسته، با معادلات تفاضلی توصیف شده اند. حتی مدل های پیچیده که با زندگی واقعی بسیار فاصله دارند، برای نشان دادن قواعدی معین یا برای کاربردهای محدود و مشخصی طراحی شده اند. شبکه های عصبی مصنوعی، تلاشهایی جدی جهت درک هرچه بهتر عملکرد شبکه های عصبی بیولوژیکی و بخصوص روش کار مغز انسان می باشند. با توجه به درک این مطلب، پژوهشگران تلاش های خود را در جهت دستیابی به مدل های کاملتر ادامه می دهند و در جهت بهبود زندگی انسان، کاربردهای فراوانی برای شبکه های عصبی مصنوعی پیدا خواهند کرد.

نرون ها به صورت طبیعی به روش خاصی به هم اتصال می یابند تا یک شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل دهند. نحوه اتصالات نرون ها می تواند به گونه ای باشد که شبکه تک لایه و یا چند لایه را به وجود آورد. شبکه های چند لایه شامل لایه ورودی، که الگوهای ورودی به آن اعمال می گردند و لایه خروجی که خروجی شبکه را تعیین می کند، می باشد. میان لایه ورودی و خروجی یک یا چند لایه به نام لایه پنهان (*Hidden layer*) وجود دارد که وظیفه این لایه ها ارتباط دادن لایه ورودی با لایه خروجی است. شبکه با داشتن لایه های پنهان، قادر می گردد که روابط غیرخطی را از داده های عرضه شده به آن استخراج نماید.



شکل ۱-۲: لایه های مختلف شبکه عصبی مصنوعی

شیوه فراگیری و آموزش در شبکه‌های عصبی، موضوع بسیار مهمی است که در حال حاضر، پژوهش‌های زیادی در مورد آن در حال انجام است. اساسی‌ترین سوالاتی که ذهن روانشناسان را به خود مشغول نموده و در صدد یافتن پاسخ‌هایی برای آنها هستیم عبارتند از: چگونه می‌آموزیم؟ چقدر و با چه سرعتی می‌توانیم بیاموزیم؟ موانع آموزش چه هستند؟

تحقیقاتی که تا کنون در این زمینه انجام شده به این نتیجه رسیده است که فرایند آموزش منحصر به فرد نمی‌باشد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز، مفهوم فرایند آموزش از تحقیقات آزمایشگاهی روانشناسان اقتباس شده و در مدارات الکترونیکی به کار رفته است. وظیفه یک مهندس شبکه‌های عصبی، انتخاب کارآمدترین شیوه آموزش و تلفیق آن با مناسب‌ترین شبکه عصبی مصنوعی است.

بطور کلی، آموزش فرایندی است که به وسیله آن، شبکه عصبی خود را برای یک محرک سازگار می‌کند. به نحوی که بعد از تعدیل مناسب پارامترهای شبکه، پاسخ مطلوب را ارائه دهد. همچنین شبکه عصبی در حین آموزش، وظیفه دسته‌بندی هر یک از محرک‌ها را به عهده دارد. یعنی وقتی که یک

محرك به شبکه اعمال می شود، یا آن را تشخیص داده در دسته‌های موجود قرار می‌دهد و یا دسته جدیدی به وجود می‌آورد.

در واقع شبکه، در فرایند آموزش، پارامترهای خود (یعنی وزنه‌های سیناپسی) در پاسخ به ورودی محرك تعدیل می‌کند به نحوی که خروجی واقعی شبکه به خروجی مطلوب همگرا شود. هنگامی که خروجی واقعی، همان خروجی مطلوب گردد، آموزش شبکه خاتمه می‌یابد و به اصطلاح، شبکه دانش فرا گرفته است.

شیوه آموزش به نحوه اتصالات نرون های مصنوعی برای نمونه‌های مختلفی که تا کنون ارائه شده است بستگی دارد. در شبکه های عصبی مصنوعی قوانین آموزش به شکل ریاضی بیان میشود که به معادلات آموزش مرسوم است. معادلات آموزش، شیوه فراگیری شبکه را (که در واقع نحوه تبدیل وزنه‌ها هستند) بیان می‌کنند. همان طور که شیوه آموزش خاصی برای افراد معینی مناسب است، برای شبکه عصبی مصنوعی نیز روش های خاصی مناسب است. روشهای مرسوم در آموزش شبکه های عصبی به شرح زیر می‌باشد:

آموزش با نظارت (*Supervised learning*)

آموزش بدون نظارت (*Unsupervised learning*)

آموزش تقویت یافته (*Reinforced learning*)

آموزش رقابتی (*Competitive learning*)

توضیحات کامل تر در مورد شبکه های عصبی و روش های آموزش در مراجع ۲۴ الی ۲۶ آمده است.

۲-۲- مدل سازی مسئله پیش بینی بار کوتاه مدت شهرستان مشهد

پیش بینی بار با استفاده از شبکه های عصبی در چند سال اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در این پروژه نیز جهت پیاده سازی نرم افزار پیش بینی بار شهرستان مشهد، از شبکه ای متشکل از دو لایه، که لایه اول آن از ۱۵ نرون با تابع فعال سازی سیگموئید و لایه خروجی از یک نرون با تابع فعال سازی خطی تشکیل شده است، استفاده گردید. لازم به ذکر است که بزرگتر شدن شبکه عصبی و بخصوص افزایش تعداد لایه ها باعث افزایش زمان آموزش می شود. لذا جهت کاربردهایی که به دقت بیشتر نیازمند است، از این راهکار می توان بهره جست.

مسئله پیش بینی بار کوتاه مدت نمونه ای از مسائل کلی تقریب توابع می باشد. لذا از شبکه پیش خور پس انتشار (*Feed-forward backpropagation*) که بهترین نمونه شبکه برای حل این گونه مسائل است استفاده شده است.

پارامترهای تاثیر گذار در مصرف انرژی الکتریکی باید به عنوان ورودی های تابع در شبکه استفاده شوند. چشم پوشیدن از عاملی تاثیر گذار باعث کاهش دقت مدل شده و استفاده از ورودی هایی با درجه تاثیر گذاری پایین باعث افزایش زمان آموزش شده و در ضمن خود عاملی جهت عملکرد نامناسب مدل می گردد. پارامترهای استفاده شده در مدل های رایج عبارتند از.

- کد روز

یکی از تاثیر گذارترین عوامل در مصرف انرژی شرایط تقویمی می باشد. روزهای سال در این مدل به چهار دسته روزهای عادی کاری، پنجشنبه ها، تعطیلات معمول و تعطیلات خاص (عاشورا و تاسوعا، شهادت امیرالمومنین (ع) و ...) تقسیم می شوند.

- میزان مصرف در روز قبل مشابه

میزان مصرف در ۲۴ ساعت روز قبل که دارای یک کد با توضیحات قسمت قبل می باشد به عنوان ورودی میزان مصرف در روز قبل مشابه در نظر گرفته می شود. این پارامتر یکی از تاثیر گذارترین موارد در پیش بینی بار است.

- کد روز قبل

معمولا مصرف در شنبه ها با سایر روزهای کاری متفاوت است. این حقیقت باعث تولد این ایده می شود که کد روز قبل نیز به عنوان پارامتر ورودی در نظر گرفته شود.

- میزان مصرف در روز قبل

روز قبل مشابه شاید با روزی که پیش بینی بار انجام می شود فاصله داشته باشد و تاثیرمیزان مصرف روز قبل نیز جدا از شرایط تقویمی در میزان مصرف پیش بینی آشکار است. لذا علاوه بر مصرف ۲۴ ساعته روز مشابه، ۲۴ ساعت روز قبل به عنوان ورودی در نظر گرفته می شود.

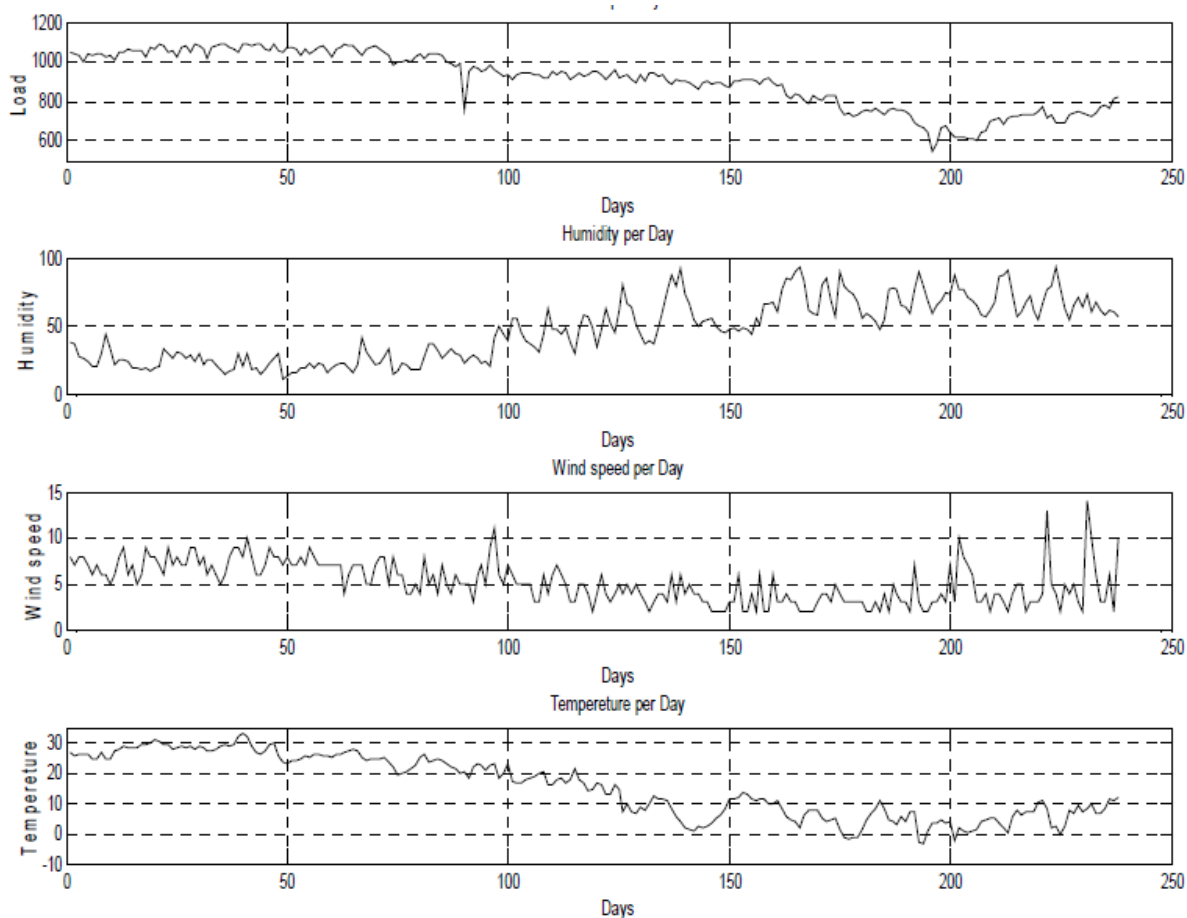
- درجه حرارت روز قبل

درجه حرارت مهمترین عامل تاثیر گذار آب و هوایی در مصرف انرژی الکتریکی است. و در این پروژه به عنوان یکی از ورودی های شبکه در نظر گرفته می شود.

- درجه حرارت پیش بینی

با توجه به توضیحات قسمت قبل درجه حرارت روز آینده که هدف پیش بینی بار در آن است نیز به عنوان ورودی به شبکه اعمال می کنیم.

پارامترهای دیگر نظیر میزان رطوبت و سرعت وزش باد در مقاله ای مستخرج از این پایان نامه مورد بررسی قرار گرفته و میزان تاثیر گذاری آن در شهرستان مشهد با توجه به مباحث مطرح شده در آن مرجع، قابل چشم پوشی می باشد [۱۷].



شکل ۲-۲ تاثیر پارامترهای آب و هوایی بر مصرف انرژی روزانه

۲-۳- الگوریتم آموزش

فرض کنید لایه ورودی X ، لایه مخفی Z و لایه خروجی Y باشد. همچنین وزن های ورودی لایه مخفی V و وزن ورودی لایه خروجی W باشد. الگوریتم آموزش پس انتشار به صورت زیر است:

مرحله ۰: به وزن ها مقدار اولیه بدهید (مقادیر تصادفی کوچک را انتخاب کنید).

مرحله ۱: تا زمانی که شرایط توقف برقرار نیست، مراحل ۲ تا ۹ را انجام دهید.

مرحله ۲: برای هر جفت آموزش (مقادیر ورودی و هدف)، مراحل ۳ تا ۸ را انجام دهید.

مرحله ۳: هر واحد ورودی $(X_i, i = 1, \dots, n)$ سیگنال ورودی x_i را دریافت می کند و آن را در تمام واحدها در لایه بعدی (واحدهای مخفی) پخش می کند.

مرحله ۴: هر واحد مخفی $(Z_j, j = 1, \dots, p)$ سیگنال های ورودی وزن دار خود را جمع می بندد.

$$Z_in_j = v0_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

و از تابع فعالسازی خود برای محاسبه سیگنال خروجی استفاده می کند، یعنی:

$$Z_j = f(Z_in_j)$$

و این سیگنال را به تمام واحدهای لایه بعدی (واحدهای خروجی) می فرستد.

مرحله ۵: هر واحد خروجی $(Y_k, k = 1, \dots, m)$ سیگنالهای ورودی وزن دار خود را جمع می بندد.

$$Y_in_k = w0_k + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}$$

و از تابع فعال سازی خود برای محاسبه سیگنال خروجی استفاده می کند.

$$Y_k = f(Y_in_k)$$

مرحله ۶: هر واحد خروجی $(Y_k, k = 1, \dots, m)$ الگوی هدف متناظر با الگوی آموزش ورودی را دریافت می کند و خطا را محاسبه می کند.

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_in_k)$$

پارامتر تصحیح وزن را که بعداً در به روز کردن w_{jk} به کار می رود، محاسبه می کند.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

پارامتر تصحیح بایاس را که بعداً در به روز کردن $w0_k$ به کار می رود، محاسبه می کند.

$$\Delta w0_k = \alpha \delta_k$$

و δ_k (مقادیر دلتا) را به واحدهای لایه قبلی (لایه مخفی) می فرستد.

مرحله ۷: هر واحد مخفی ($Z_j, j = 1, \dots, p$) ورودی های دلتای خود را جمع می بندد. (ورودی های دریافتی از واحدهای لایه خروجی).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

و آن را در مشتق تابع فعال سازی خود ضرب می کند تا پارامتر مربوط به اطلاعات خطا را محاسبه کند.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j})$$

تصحیح وزن خود را که بعداً برای بروز کردن v_{ij} به کار می رود را محاسبه می کند.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

و تصحیح بایاس خود را که بعداً برای بروز کردن v_{0j} به کار می رود را محاسبه می کند.

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

مرحله ۸: هر واحد خروجی ($Y_k, k = 1, \dots, m$) وزن ها و بایاس های خود را به روز می کند
 $(j = 1, \dots, p)$

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk}$$

مرحله ۹: هر واحد مخفی ($Z_j, j = 1, \dots, p$) وزن ها و بایاس های خود را به روز می کند
 $(i = 1, \dots, n)$

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij}$$

مبنای ریاضی الگوریتم پس انتشار تکنیک بهینه سازی کاهش گرادیان (*Gradient Descent*) است. بر مبنای این روش، گرادیان (شیب) تابع جهتی را که تابع در آن سریع تر افزایش می یابد، نشان می

دهد و شیب با علامت منفی جهتی را نشان می دهد که در آن تابع سریع تر کاهش می یابد. در اینجا تابع مورد نظر تابع خطای شبکه است و متغیرهای مورد نظر که مشتق بر حسب آنها گرفته می شود، وزن های شبکه هستند. در شبیه سازی انجام شده، تعداد مراحل آموزش توسط کنترل خطا تعیین می شود. به عبارت دیگر سطح خطای قابل قبول تعیین شده و تا هنگام نیل به آن، فرایند آموزش تکرار می گردد.

۲-۴- بررسی نتایج

مدل ارائه شده در نرم افزار *MATLAB* و با استفاده از جعبه ابزار شبکه های عصبی شبیه سازی شده و جهت آموزش سیستم از اطلاعات مصرف انرژی و آب و هوای شهرستان مشهد استفاده گردید.

برای بررسی سیستم پیش بین، میزان مصرف اردیبهشت ماه در سال ۱۳۸۹ و بهمن ماه در سال ۱۳۸۸ با اطلاعات و شرایط فوق پیش بینی شد. معیار دقت در این مطالعات رابطه زیر می باشد:

$$MPE = \frac{\text{Actual load} - \text{Predicted load}}{\text{Absolute load}} \times 100$$

نتایج پیش بینی اردیبهشت ماه در جدول ۲-۱ و نتایج پیش بینی بهمن ماه در جدول ۲-۲ ارائه گردیده است.

طراحی سیستم فازی جهت پیش بینی بار کوتاه مدت به روش گرادیان نزولی

جدول ۲-۱: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۸

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۹/۲/۱	0.63	3.18	5.64	3.26	3.62	3.14	2.60	1.89	1.38	-1.16	-1.49	-0.73
۱۳۸۹/۲/۲	-2.25	-0.11	-0.54	-4.49	-2.13	-0.19	0.38	0.90	2.46	1.20	0.53	0.40
۱۳۸۹/۲/۳	1.03	0.47	0.98	-2.26	-1.62	-3.63	-0.14	-1.57	-1.21	-1.09	-0.79	-0.11
۱۳۸۹/۲/۴	-5.15	-3.17	-2.89	1.03	-2.40	-1.86	-1.65	-0.20	-1.11	-0.76	0.75	1.02
۱۳۸۹/۲/۵	-1.08	-0.25	-4.17	-2.85	-3.75	-2.95	-3.29	-3.08	-1.61	2.52	-1.37	1.65
۱۳۸۹/۲/۶	0.45	-1.25	-1.71	-2.97	2.38	1.13	0.18	0.76	2.53	0.67	-1.42	-1.29
۱۳۸۹/۲/۷	-4.30	-0.74	-1.43	0.21	0.83	-0.26	-0.07	1.72	3.40	-0.84	-0.03	-3.85
۱۳۸۹/۲/۸	4.41	4.21	5.53	7.64	6.71	3.29	0.53	2.17	1.89	0.76	0.76	3.56
۱۳۸۹/۲/۹	-1.37	0.26	-0.59	-2.51	-3.57	-3.46	-1.55	-2.29	-4.92	-3.74	-2.22	-1.89
۱۳۸۹/۲/۱۰	-5.72	-3.99	-1.78	-0.84	0.25	1.25	1.41	2.43	0.47	4.85	4.99	3.44
۱۳۸۹/۲/۱۱	-7.38	0.10	-3.33	-1.02	-0.82	1.29	0.63	-0.37	-1.24	-1.46	0.69	0.42
۱۳۸۹/۲/۱۲	-2.81	0.33	-0.22	-0.68	-1.25	-0.07	-0.10	-1.94	-2.33	-1.45	-1.13	-1.83
۱۳۸۹/۲/۱۳	0.30	-1.86	-1.10	-3.06	0.65	-0.32	-0.16	-1.09	0.77	0.63	-1.65	-0.61
۱۳۸۹/۲/۱۴	1.14	-1.76	-2.76	-3.53	0.30	-0.77	1.63	0.48	3.77	0.07	2.00	0.58
۱۳۸۹/۲/۱۵	5.92	4.40	4.77	4.66	3.18	2.58	2.22	-1.88	-1.89	-2.40	1.99	0.28
۱۳۸۹/۲/۱۶	-2.71	-6.59	-5.90	-6.77	-8.09	-4.52	-3.14	-3.69	-3.58	-1.07	-2.42	-0.91
۱۳۸۹/۲/۱۷	-0.92	-2.61	-1.38	-3.90	-4.58	-3.27	-3.60	-4.92	-7.10	-5.34	-5.09	-4.46
۱۳۸۹/۲/۱۸	-2.43	-2.15	-4.71	-1.72	-1.44	-0.71	0.76	-0.99	1.38	0.91	-1.38	-0.50
۱۳۸۹/۲/۱۹	-2.77	-2.56	-2.68	-0.36	-0.37	-1.91	0.60	-0.99	-1.27	0.90	-0.92	-1.36
۱۳۸۹/۲/۲۰	-0.74	-1.07	-1.56	-2.42	4.19	-0.57	-1.91	1.52	3.70	2.36	3.27	2.68
۱۳۸۹/۲/۲۱	0.47	0.50	0.86	0.68	-0.86	1.21	2.19	1.84	2.41	-5.68	-3.58	-4.06
۱۳۸۹/۲/۲۲	4.44	7.08	6.30	6.28	4.79	2.32	-0.51	0.25	-1.66	-1.28	-1.99	-0.14
۱۳۸۹/۲/۲۳	-3.61	0.29	-1.28	-2.97	1.20	-1.88	-3.31	-3.16	-2.50	-1.71	-1.35	-1.44
۱۳۸۹/۲/۲۴	-4.35	-4.78	-4.83	-4.54	-4.68	-3.57	-4.54	-3.74	-4.04	-3.63	-1.92	-3.03
۱۳۸۹/۲/۲۵	-1.49	-3.82	0.52	0.22	3.79	3.25	0.62	-0.16	-0.77	-1.21	-2.01	-1.26
۱۳۸۹/۲/۲۶	-0.16	-0.31	2.89	-2.51	-3.19	-1.91	0.68	-1.52	-0.27	-0.55	-1.24	-1.16
۱۳۸۹/۲/۲۷	1.21	-2.13	-0.80	-0.56	4.01	0.36	2.24	1.91	1.88	1.19	0.27	-0.52
۱۳۸۹/۲/۲۸	0.45	-1.79	-0.02	0.86	2.19	3.87	-0.14	1.80	2.71	1.81	-0.08	1.82
۱۳۸۹/۲/۲۹	2.99	6.68	6.83	8.16	7.27	5.14	-0.20	0.35	-0.94	1.55	-1.98	-3.33

ادامه جدول ۱-۲

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۹/۲/۱	-1.13	-1.03	0.09	0.01	1.15	0.45	-0.42	1.41	1.05	0.82	1.85	1.14
۱۳۸۹/۲/۲	-0.31	2.26	1.66	0.22	0.10	-2.32	-0.60	0.85	0.92	-1.81	-0.67	-0.15
۱۳۸۹/۲/۳	-0.53	0.93	-0.56	-0.37	1.68	0.31	1.21	1.25	1.41	-1.61	-1.20	-0.32
۱۳۸۹/۲/۴	1.26	-0.07	-0.43	2.73	0.23	-0.26	-2.07	-1.28	-1.70	-1.96	0.29	-0.86
۱۳۸۹/۲/۵	-0.01	-0.27	-1.02	0.21	-0.84	-2.47	0.03	0.69	0.93	1.83	0.65	-0.89
۱۳۸۹/۲/۶	0.42	-0.37	1.20	-0.25	2.07	1.68	1.52	-0.20	2.65	2.33	0.44	0.48
۱۳۸۹/۲/۷	-2.40	-7.23	-3.84	-0.83	3.44	5.94	1.92	-1.24	-1.12	0.64	-2.34	-0.54
۱۳۸۹/۲/۸	1.26	1.82	0.97	0.06	-0.23	0.05	-1.71	0.86	-0.44	-0.65	-0.68	1.86
۱۳۸۹/۲/۹	-1.97	-1.29	-0.39	-2.72	2.98	4.29	-0.53	-2.76	-2.00	-2.80	-2.52	-1.63
۱۳۸۹/۲/۱۰	0.79	-2.12	-0.86	-0.29	0.51	-1.61	-5.63	-0.62	0.13	-0.06	0.50	-0.11
۱۳۸۹/۲/۱۱	-2.30	-2.13	-3.27	-0.95	-0.47	1.03	1.71	0.51	-0.63	-1.65	0.29	-0.88
۱۳۸۹/۲/۱۲	-2.43	-1.24	-1.94	-0.75	0.34	0.29	-0.89	-0.27	-0.88	0.06	-1.03	-0.97
۱۳۸۹/۲/۱۳	-1.28	-1.33	1.95	-0.63	-1.58	1.07	-1.83	0.19	-1.24	-0.68	0.77	-0.53
۱۳۸۹/۲/۱۴	-0.90	1.99	0.87	-1.40	-1.87	0.34	0.93	0.77	1.13	1.06	2.69	0.29
۱۳۸۹/۲/۱۵	1.29	1.54	0.62	-0.91	0.08	0.79	-0.42	-0.93	-1.11	-2.45	-0.34	0.96
۱۳۸۹/۲/۱۶	-3.50	-1.59	0.36	1.31	-0.85	0.20	-3.82	-1.88	-0.32	-0.24	-1.27	-2.65
۱۳۸۹/۲/۱۷	-3.00	-4.34	-3.57	-2.56	-0.25	-1.33	-1.13	1.87	1.89	-1.12	0.28	-2.63
۱۳۸۹/۲/۱۸	-1.02	0.00	-0.42	0.68	3.09	0.32	1.73	-0.78	-1.95	-2.18	0.60	-0.56
۱۳۸۹/۲/۱۹	-0.67	-1.14	-2.10	-3.16	-0.55	-1.66	-1.21	0.92	0.90	0.38	-0.49	-0.98
۱۳۸۹/۲/۲۰	1.77	1.09	4.32	0.07	2.30	1.89	1.47	-0.29	0.43	-0.47	-1.45	0.89
۱۳۸۹/۲/۲۱	-4.67	-0.24	-0.59	-0.99	2.44	5.50	6.32	-1.19	3.84	4.17	5.43	0.70
۱۳۸۹/۲/۲۲	-2.65	-1.51	1.81	-0.86	0.70	2.67	0.70	-0.33	-1.63	-2.54	-1.81	0.89
۱۳۸۹/۲/۲۳	-0.22	-1.76	-3.36	-0.76	-1.04	-2.12	-3.77	-0.89	-0.60	-2.15	-2.55	-1.78
۱۳۸۹/۲/۲۴	-2.65	-2.45	-2.85	-3.10	-1.58	0.07	-1.37	-1.35	-1.98	-1.09	-0.67	-2.90
۱۳۸۹/۲/۲۵	0.55	-1.35	-1.17	-3.58	-1.42	-2.91	-2.53	-1.32	-2.22	0.72	1.61	-0.69
۱۳۸۹/۲/۲۶	-0.49	0.57	-1.33	-2.45	-3.04	-6.69	-1.68	-0.36	-0.13	2.40	1.74	-0.90
۱۳۸۹/۲/۲۷	-0.64	-1.44	2.59	-0.08	0.56	-1.42	-1.20	-0.56	0.85	0.94	0.91	0.42
۱۳۸۹/۲/۲۸	0.29	2.69	5.67	2.67	2.14	2.76	-0.31	0.01	-0.76	1.52	-1.72	1.24
۱۳۸۹/۲/۲۹	-3.43	-3.83	-1.47	0.42	2.08	-2.04	0.20	-1.72	-0.76	-4.80	-4.32	0.56

جدول ۲-۲: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف بهمن ماه سال ۱۳۸۸

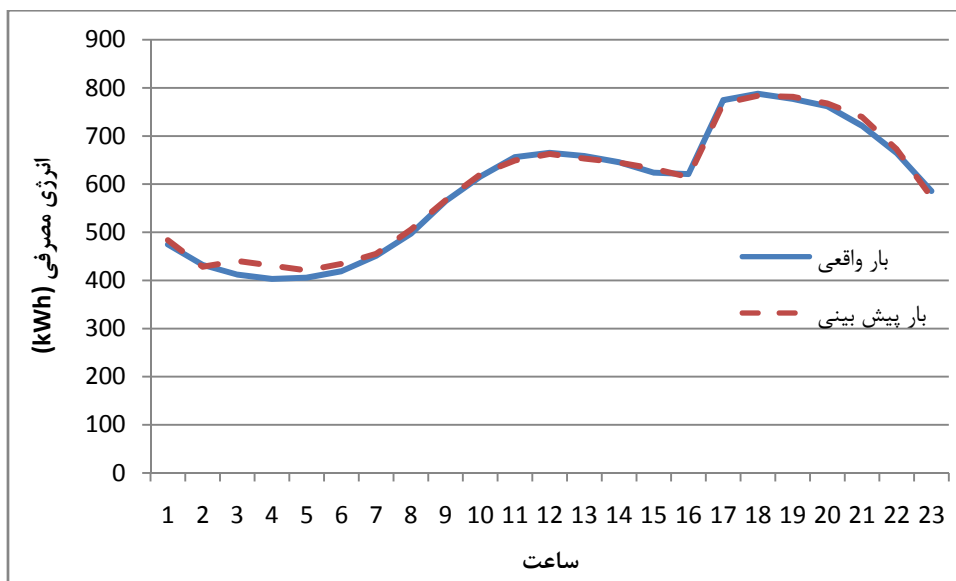
تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۸/۱۱/۱	0.02	-0.96	-0.82	-0.82	2.12	1.43	0.33	1.32	-2.00	-0.13	-0.48	-1.97
۱۳۸۸/۱۱/۲	0.32	-1.04	2.48	3.30	0.62	1.56	0.64	1.77	2.51	2.49	0.05	-0.32
۱۳۸۸/۱۱/۳	-0.97	-0.22	-0.23	3.08	3.69	2.29	-1.38	-1.84	0.93	0.11	-1.93	0.49
۱۳۸۸/۱۱/۴	0.85	-0.66	-4.02	-3.37	-4.81	-2.45	-2.18	-1.52	-0.73	-0.68	1.39	2.10
۱۳۸۸/۱۱/۵	-2.54	-0.46	-0.41	-1.63	-0.22	1.25	-0.23	0.76	1.44	-0.04	-0.13	-0.40
۱۳۸۸/۱۱/۶	-6.21	-3.61	-3.89	-2.45	-1.07	-0.56	-2.68	-4.02	-2.17	-1.54	-0.02	-0.50
۱۳۸۸/۱۱/۷	-0.73	0.14	-1.43	-1.92	-1.38	1.07	1.32	-1.32	1.03	-0.57	1.35	-1.02
۱۳۸۸/۱۱/۸	-1.30	-2.54	-3.86	0.69	2.14	0.83	0.01	1.52	-2.69	0.02	-0.07	-0.16
۱۳۸۸/۱۱/۹	0.20	-0.63	2.39	2.64	3.14	3.06	0.78	1.07	-2.66	0.25	-0.79	1.13
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	1.93	-0.87	6.85	6.89	3.70	3.67	1.03	1.80	0.36	0.78	-1.01	-0.31
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	0.04	0.10	0.07	-0.52	-2.87	-2.42	-1.18	-1.36	-0.88	-3.76	0.08	-0.23
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	-0.28	1.01	-1.10	-1.72	-1.57	-1.97	0.00	-0.33	-0.81	0.16	0.68	-1.00
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-2.91	-2.17	-0.24	1.70	1.31	1.41	0.19	-0.16	0.25	-0.04	0.47	0.26
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	-3.52	-2.65	-3.13	-2.27	0.23	3.00	2.53	0.96	1.85	2.17	4.08	2.52
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	1.14	-0.92	0.14	-0.47	3.98	0.29	0.31	0.20	0.55	-1.26	-2.82	0.06
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	-1.59	-0.51	-0.31	-0.88	-0.54	-1.15	0.76	1.91	0.59	3.93	4.24	1.17
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	5.19	2.70	7.85	6.36	4.69	5.91	1.33	0.28	0.39	0.76	0.46	0.15
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	-0.16	0.44	-2.19	-0.90	-2.56	-2.94	0.31	-1.40	-0.29	0.81	0.06	-0.50
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	0.22	-0.07	0.17	-3.60	-2.74	0.08	0.42	-0.32	0.01	2.82	0.23	1.13
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	0.86	-0.20	-0.04	-1.52	-0.74	0.48	-1.96	0.81	-1.08	-0.91	-0.10	-0.79
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	-1.87	-2.28	-1.27	-1.99	-1.14	0.46	0.08	-1.58	-1.82	-0.59	-1.66	-0.31
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	0.45	-1.25	-2.34	-2.50	-1.38	-1.66	-0.42	-2.28	0.05	0.30	-0.08	1.81
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	0.34	0.39	0.21	2.13	0.57	-0.41	-4.91	-2.35	-5.87	-2.06	-0.12	-1.25
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	-0.20	0.95	0.41	1.39	2.70	0.32	0.79	2.68	1.23	1.00	0.25	-0.39
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	-0.20	-0.16	1.95	6.53	2.18	4.16	4.66	3.69	0.53	0.67	-1.63	-1.10
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	0.00	1.26	-3.06	0.03	3.67	-5.48	-1.99	-1.87	-1.54	0.71	0.34	-0.50
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	-0.40	-0.57	0.22	0.07	2.01	0.94	-1.93	-0.81	-0.21	-1.33	0.02	0.43
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	0.20	-0.10	-0.44	-1.39	-0.78	-2.75	1.17	-0.74	0.80	-0.42	-0.20	-0.70
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	0.91	-2.61	-1.51	-0.48	1.09	0.80	-0.73	-0.40	0.96	-1.91	-1.26	-0.75

ادامه جدول ۲-۲

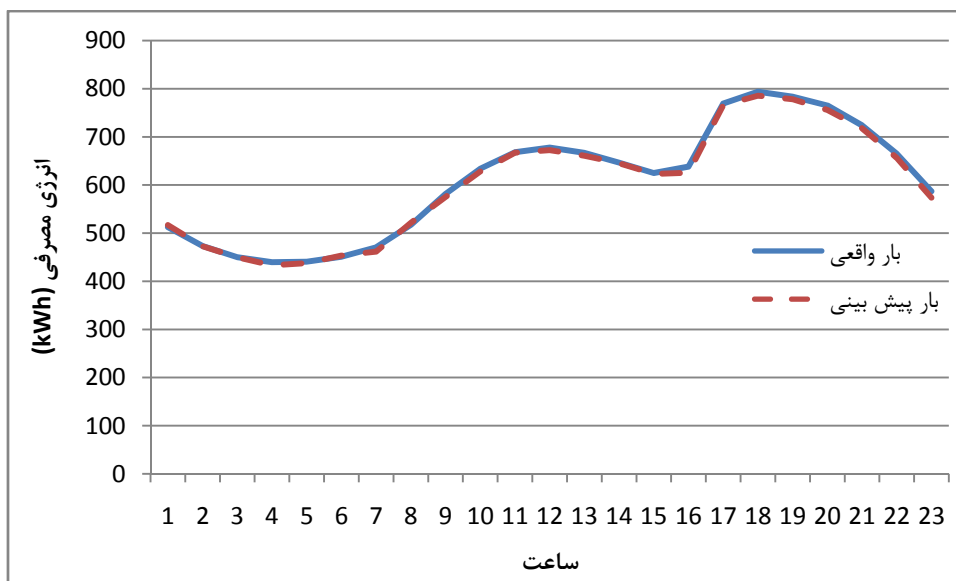
تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۸/۱۱/۱	-1.73	-0.54	-0.03	-1.43	-1.69	-1.86	-1.09	0.89	-1.37	0.45	-0.47	-1.73
۱۳۸۸/۱۱/۲	0.88	-2.46	-2.20	2.10	-0.07	-1.05	0.10	-0.48	1.55	-0.89	0.54	0.88
۱۳۸۸/۱۱/۳	1.32	-1.31	0.90	0.12	1.92	-0.66	0.04	-0.06	-0.74	-2.22	0.15	1.32
۱۳۸۸/۱۱/۴	1.25	0.05	0.41	-2.13	-0.86	-1.66	1.01	-0.50	-0.10	0.28	-0.83	1.25
۱۳۸۸/۱۱/۵	-2.18	0.11	-2.34	-0.49	0.04	-0.71	-1.92	-0.31	-1.69	-2.56	-0.67	-2.18
۱۳۸۸/۱۱/۶	1.57	2.20	-3.77	-1.91	0.22	0.76	1.15	1.80	2.33	2.94	-0.97	1.57
۱۳۸۸/۱۱/۷	-0.63	-0.84	-0.15	0.08	-0.04	-0.81	-0.06	-0.90	-0.60	-0.49	-0.36	-0.63
۱۳۸۸/۱۱/۸	-0.07	-0.52	1.12	1.03	0.98	0.20	0.45	0.34	-0.14	1.43	-0.03	-0.07
۱۳۸۸/۱۱/۹	-0.63	1.32	0.96	0.74	-0.57	-0.97	1.80	3.99	0.59	0.07	0.81	-0.63
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	-0.80	-0.07	1.34	-1.00	-0.87	-0.49	0.57	0.77	2.53	1.25	1.27	-0.80
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	-2.16	-0.27	0.81	1.06	1.27	-0.23	1.49	1.35	-0.03	-0.73	-0.47	-2.16
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	-0.07	-1.01	-1.73	-2.93	-0.27	-1.57	0.22	0.04	-0.11	-1.92	-0.74	-0.07
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-0.20	1.68	0.29	0.45	1.05	1.54	0.48	1.60	0.19	1.03	0.37	-0.20
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	1.41	0.90	0.90	3.54	1.30	1.33	0.49	1.42	-0.06	0.34	0.79	1.41
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	-2.38	-1.57	-0.27	0.04	-0.66	3.47	2.01	2.48	0.58	2.49	0.34	-2.38
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	1.64	3.50	5.07	1.80	3.38	-1.00	0.98	0.52	0.05	-0.53	1.05	1.64
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	0.21	0.32	0.40	-0.26	-1.11	0.45	-2.46	-0.79	-0.02	-1.99	1.40	0.21
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	-1.77	-0.97	-2.87	-1.09	-0.77	1.47	0.57	0.44	-0.61	0.02	-0.68	-1.77
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	-2.14	-0.34	1.60	1.12	-3.27	-0.43	-3.69	-0.96	-2.27	-2.18	-0.65	-2.14
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	-0.86	-0.17	-0.26	-1.99	-0.37	-1.02	-0.65	-1.20	-0.81	-1.28	-0.63	-0.86
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	-3.11	-0.50	0.15	0.66	1.14	1.72	0.98	0.51	1.07	1.04	-0.47	-3.11
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	1.12	1.08	0.66	0.50	-1.15	-1.15	-0.74	-0.08	1.32	1.48	-0.28	1.12
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	-1.69	0.72	-0.27	-1.76	0.28	-0.28	0.48	-1.22	-2.77	-1.10	-0.95	-1.69
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	0.42	1.24	0.98	2.18	-0.09	-0.70	0.44	2.03	1.24	-0.63	0.83	0.42
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	-0.68	0.16	-0.77	-0.42	-0.76	0.99	1.34	-0.23	0.32	-0.70	0.93	-0.68
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	0.46	0.16	0.66	-1.13	-0.34	0.34	-0.93	0.71	-1.87	-1.88	-0.56	0.46
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	-1.14	0.26	0.11	-0.89	0.53	-0.33	0.18	-0.06	-1.24	-0.17	-0.20	-1.14
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	0.08	-0.01	-0.35	0.71	-1.15	0.89	-0.23	-0.18	-1.09	-0.42	-0.32	0.08
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	-1.82	-1.48	0.49	-3.20	0.42	-1.88	-0.98	-0.85	-0.86	0.89	-0.69	-1.82

نحوه تعقیب میزان بار پیش بینی شده توسط سیستم عصبی و میزان مصرف حقیقی بار در روزهای

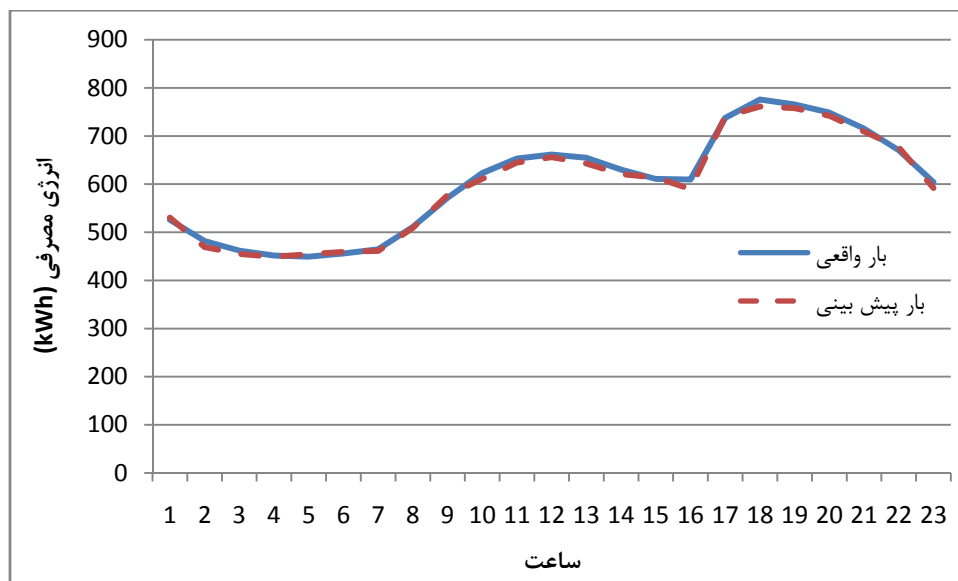
۱۰، ۲۰ و ۲۹ بهمن ماه، به عنوان نمونه در شکل های زیر آورده شده است.



شکل ۲-۳: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط شبکه عصبی در ۱۳۸۸/۱۱/۱۰



شکل ۲-۴: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط شبکه عصبی در ۱۳۸۸/۱۱/۲۰



شکل ۲-۵: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط شبکه عصبی در ۱۳۸۸/۱۱/۳۰

بنا به نظر کارشناسان گروه پیش بینی بار شرکت توزیع شهرستان مشهد، خطای کمتر از ۰.۳٪ جهت پیش بینی سطح مصرف این شهرستان مناسب بوده و همانگونه که در جداول ۱-۲ و ۲-۲ مشاهده می شود دقت پیش بینی بجز مواردی خاص، مطلوب است. شکل های ۲-۲ الی ۲-۴ نیز صحت پیش بینی را تأیید می کنند.

فصل سوم

الگوریتم های فازی پیش بینی بار

۳-۱ مقدمه

در منطق های قطعی، از قبیل باینری، ارزش متغیرها به صورت درست یا غلط، سیاه یا سفید، و یک یا صفر می باشد. تعمیم منطق باینری را می توان به صورت منطق چند مقداره معرفی کرد که متغیرها مقادیر متعددی را اختیار می کنند. به عبارت دیگر، منطق نسبی به صورت جملات نامعین تعریف می شوند.

اکنون منطق تعمیم یافته ای را در نظر بگیرید که نه فقط شامل مقادیر قطعی (۱،۰) باشد، بلکه مقادیر ممکن بین صفر و یک را نیز شامل شود. بعلاوه در این منطق، در بازه واقعی در مجموعه {۱،۰}، برای هر ورودی یک مقدار درجه فازی تعریف می شود و می توان گفت که مقدار هر ورودی، فازی است. همچنین به منطقی که از مقادیر ورودی فازی، خروجی های قطعی را استنتاج نماید، منطق فازی می گویند.

در این نوشتار، فرض می شود که خواننده با اصول مقدماتی منطق فازی آشنایی دارد و در صورت عدم آشنایی کامل با مبانی منطق فازی، خواننده به مرجع [۲۷] ارجاع داده می شود.

سیستم های فازی بواسطه توانمندی در فرموله کردن و استفاده از تجربه ها و همچنین دانش ناخودآگاه افراد خبره، اخیراً مورد توجه در مسئله برآورد بار قرار گرفته اند. برتری اینگونه سیستم ها استفاده از تجربه افراد خبره و در نتیجه عملکرد مناسب تر در شرایط خاص بوده و در مقابل، به دلیل عدم انجام فرایند آموزش و تنظیم، معمولاً دقت پایین تری دارند. در صورتیکه بتوان فاز آموزش، همانند آنچه در شبکه های عصبی پس انتشار مورد استفاده قرار می گیرد، آماده گردد تا خطای سیستم فازی آماده شده توسط افراد خبره را کمینه نماید برآورد بار با دقت مطلوبی تری انجام خواهد پذیرفت.

ثابت می شود سیستم فازی با موتور استنتاج ضرب، فازی ساز منفرد، غیر فازی ساز میانگین مراکز و توابع تعلق گوسین با رابطه (۱) بر اساس قضیه استون-ویراشتراس، تقریب زنده عمومی است [۲۷].

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{y}^1 (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^1}(x_i))}{\sum_{i=1}^M (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^1}(x_i))} \quad (1)$$

در این نوشتار سیستم فازی آموزش یافته به دو روش RLS^1 و گرادیان نزولی در پیش بینی بار شهرستان مشهد، به عنوان نمونه عملی، مورد استفاده قرار گرفته است.

همانگونه که ذکر شد، پارامترهای مختلفی در پیش بینی بار موثر می باشد که مهمترین آنها عبارتند از:

- اطلاعات تاریخی روز گذشته شامل میزان مصرف در تمامی ساعات، درجه حرارت تمامی ساعات، کد روز (کاری، جمعه، پنجشنبه، تعطیل رسمی به علت ایام سوگواری و تعطیل رسمی به علت اعیاد اسلامی)، میزان رطوبت، وزش باد، تابش خورشید.

- درجه حرارت، رطوبت، وزش باد و میزان تابش خورشید در ساعات مختلف روز مورد مطالعه.

- کد روز مورد مطالعه

لازم بذکر است پیش بینی می گردد در صورت استفاده از اطلاعات تاریخی مفصل تر، همانند اضافه نمودن متوسط اطلاعات تاریخی فوق الذکر به ورودی های سیستم، تاثیر اغتشاش کاهش یابد. اما به دلیل محدودیت های سخت افزاری، شبیه سازی با اطلاعات مفصل تر شاید در برخی موارد امکان پذیر نباشد.

¹ Recursive Least Squares

۳-۲- معرفی روش آموزش RLS

فرض کنید ورودی سیستم پیش بینی بار بردار x و خروجی آن Y بوده و اطلاعات تاریخی p روز گذشته جهت آموزش سیستم فازی در اختیار باشد. هدف در این مسئله تقریب تابع $f(x)$ است بنحوی که تابع J_p که توسط رابطه (۲) تعریف گردیده است، مینیمم گردد:

$$J_p = \sum_{j=1}^p [f(x_0^j) - y_0^j]^2 \quad (2)$$

گام اول

فرض میشود $U = [\alpha_1, \beta_1] \times \dots \times [\alpha_n, \beta_n] \subset R^n$ و برای هر $i = 1, 2, \dots, n$ مجموعه فازی $A_i^{l_i}$ ($l_i = 1, 2, \dots, N_i$) تعریف می گردد که در بازه $[\alpha_i, \beta_i]$ کامل هستند. لازم بذکر است تعریف مجموعه های فازی کامل در مرجع [۲۷] آورده شده است.

گام دوم

سیستم فازی را بر اساس $\prod_{i=1}^n N_i$ قانون اگر- آنگاه زیر بوجود آورده می شود:

اگر $x_1, A_1^{l_1}$ است و ... و $x_n, A_n^{l_n}$ است، آنگاه $y, B^{l_1 \dots l_n}$ است.

که در آن $B^{l_1 \dots l_n}$ یک مجموعه فازی با مراکز $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ است و می تواند تغییر کند. بطور خاص در این تحقیق، ما سیستم فازی را با موتور استنتاج ضرب، فازی ساز منفرد و غیر فازی ساز میانگین مراکز در نظر می گیریم، بدین معنی که سیستم فازی طراحی شده بدین شکل خواهد بود:

$$f(x) = \frac{\sum_{l_1=1}^{N_1} \dots \sum_{l_n=1}^{N_n} \bar{y}^{l_1 \dots l_n} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i) \right]}{\sum_{l_1=1}^{N_1} \dots \sum_{l_n=1}^{N_n} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i) \right]} \quad (3)$$

که $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ پارامترهای متغیری هستند که می بایست طراحی شوند و منظور از تابع μ ، میزان تعلق است. پارامترهای متغیر $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ را در یک بردار $\prod_{i=1}^n N_i$ بعدی جمع آوری می شود.

$$\theta = [\bar{y}^{1,\dots,1}, \dots, \bar{y}^{N_1,1,\dots,1}, \bar{y}^{1,2,\dots,1}, \dots, \bar{y}^{N_1,2,\dots,1}, \dots, \bar{y}^{N_1,1,\dots,1}, \bar{y}^{1,2,\dots,1}] \quad (۴)$$

و رابطه (۳) را به این شکل ساده شود:

$$f(x) = b^T(x) \theta \quad (۵)$$

که در آن

$$b(x) = [b^{1,\dots,1}(x), \dots, b^{N_1,1,\dots,1}(x), b^{1,2,\dots,1}(x), \dots, b^{N_1,2,\dots,1}(x), \dots, b^{1,N_2,\dots,N_n}(x), \dots, b^{N_1,N_2,\dots,N_n}(x)]^T \quad (۶)$$

و

$$b(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{N_1} \dots \sum_{l_n=1}^{N_n} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{l_i}(x_i) \right]} \quad (۷)$$

گام سوم:

پارامترهای اولیه $\theta(0)$ با استفاده از دانش افراد خبره انتخاب شود.

گام چهارم:

برای $p = 1, 2, \dots$ پارامتر θ با استفاده از الگوریتم کمترین مربع های بازگشتی بصورت زیر محاسبه می گردد. نحوه استحصال روابط زیر در مرجع [۲۷] مورد بررسی قرار گرفته است.

$$\theta(p) = \theta(p-1) + k(p)[y_0^p - b^T(x_0^p)\theta(p-1)] \quad (۸)$$

$$k(p) = P(p-1)b(x_0^p)[b^T(x_0^p)P(p-1)b(x_0^p) + 1]^{-1} \quad (۹)$$

$$P(p) = P(p-1) - k(p)b^T(x_0^p)P(p-1) \quad (۱۰)$$

که در آن $P(0) = \sigma I$

همانگونه که در روابط مشخص است، افزایش پارامترهای ورودی موجب افزایش ابعاد متغیرهای مورد استفاده در رابطه ۸ الی ۱۰ می گردد. این امر می تواند تا حدی پیش رود که شبیه سازی کامپیوتری بدلیل فضای زیاد مورد نیاز در *RAM* امکان پذیر نباشد. لذا در استفاده از این روش بایستی به محدودیت های سخت افزاری توجه ویژه ای گردد. در این پروژه جهت پیاده سازی مقدماتی روش تنها پارامتر دما روز مورد مطالعه و قبل ، کد روز مورد مطالعه و قبل و میزان مصرف انرژی در روز قبل به عنوان ورودی در نظر گرفته شده است. لذا مسلماً با افزایش پارامترهای ورودی نتایج بهتری قابل وصول است.

۳-۳- شبیه سازی

با استفاده از روش فوق برنامه ای در محیط *MATLAB* جهت پیش بینی کوتاه مدت بار مشهد آماده گردید. در این برنامه، اطلاعات سه ماه گذشته مصرف و آب و هوا به عنوان ورودی آموزش در نظر گرفته شده است.

با استفاده از اطلاعات آب و هوایی و بار الکتریکی مشهد، دقت سیستم اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۹ و همچنین بهمن ماه سال ۱۳۸۸ مورد بررسی قرار گرفت. برای سنجش دقت پیش بینی از فاکتور *MPE* استفاده شده است.

$$MPE = \frac{Actual\ load - Predicted\ load}{Absolute\ load} \times 100 \quad (11)$$

در جداول زیر دقت پیش بینی ارائه شده است.

جدول ۳-۱: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۹

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۹/۲/۱	2.32	3.50	2.99	2.51	2.03	2.59	0.86	3.09	4.61	5.58	5.95	6.46
۱۳۸۹/۲/۲	6.07	4.77	5.57	3.08	0.53	0.18	0.28	1.36	0.86	0.42	1.30	3.18
۱۳۸۹/۲/۳	4.25	0.00	1.34	1.07	1.63	2.61	0.59	0.42	1.00	1.79	1.42	0.15
۱۳۸۹/۲/۴	0.21	0.51	0.30	1.07	0.48	0.05	0.40	1.19	1.70	4.16	3.15	2.84
۱۳۸۹/۲/۵	0.88	3.47	2.94	2.92	2.60	6.14	6.49	5.97	2.31	1.27	2.61	1.49
۱۳۸۹/۲/۶	4.00	3.25	4.37	4.33	4.18	1.87	2.79	4.86	5.50	5.63	5.90	5.21
۱۳۸۹/۲/۷	4.27	4.26	3.27	2.51	1.57	1.30	9.65	15.78	21.34	21.43	20.86	20.56
۱۳۸۹/۲/۸	3.78	4.48	4.81	4.41	3.71	3.62	0.41	3.63	3.38	3.45	4.59	5.20
۱۳۸۹/۲/۹	0.49	0.10	1.73	0.33	1.00	2.61	2.83	3.73	0.68	1.62	4.30	3.35
۱۳۸۹/۲/۱۰	1.14	0.23	1.04	1.16	2.05	1.64	0.45	0.62	0.07	0.12	0.19	1.31
۱۳۸۹/۲/۱۱	0.50	0.06	0.41	0.16	0.61	0.37	0.90	2.14	1.06	0.14	0.96	1.86
۱۳۸۹/۲/۱۲	0.44	0.25	0.27	0.27	0.38	1.24	2.83	3.27	2.75	3.82	4.97	5.19
۱۳۸۹/۲/۱۳	2.37	2.38	1.73	2.83	0.46	2.45	1.34	0.77	1.32	1.20	1.16	0.63
۱۳۸۹/۲/۱۴	5.34	5.30	4.22	3.11	2.25	3.08	9.52	15.87	20.30	20.58	19.98	20.31
۱۳۸۹/۲/۱۵	2.80	2.19	0.88	1.00	0.23	3.09	0.07	5.24	6.59	7.21	7.27	7.93
۱۳۸۹/۲/۱۶	4.61	4.97	5.30	3.46	3.37	2.09	4.66	4.77	2.67	4.03	2.37	2.07
۱۳۸۹/۲/۱۷	3.52	4.97	8.15	7.21	8.89	5.14	5.88	8.86	9.89	10.42	8.84	9.40
۱۳۸۹/۲/۱۸	1.39	5.70	7.84	7.46	7.98	1.29	3.66	4.39	2.71	6.12	5.25	6.23
۱۳۸۹/۲/۱۹	3.07	6.38	8.08	8.12	8.21	4.22	3.61	4.24	1.86	3.63	1.99	2.91
۱۳۸۹/۲/۲۰	3.72	4.96	5.50	5.07	4.92	1.38	4.25	7.05	4.23	3.31	2.93	2.78
۱۳۸۹/۲/۲۱	5.53	4.78	4.54	4.05	3.30	3.64	10.47	15.20	18.93	18.56	18.03	17.20
۱۳۸۹/۲/۲۲	4.34	4.78	3.12	1.70	1.11	3.95	0.58	3.48	4.85	5.89	5.82	5.57
۱۳۸۹/۲/۲۳	0.83	1.68	1.12	0.55	0.97	0.49	2.59	2.98	0.75	1.53	2.42	0.64
۱۳۸۹/۲/۲۴	5.36	2.93	4.86	4.53	5.16	3.80	8.08	6.79	5.50	4.88	3.46	3.07
۱۳۸۹/۲/۲۵	5.55	3.87	6.96	4.87	6.79	2.49	4.93	6.27	8.64	8.38	7.05	7.46
۱۳۸۹/۲/۲۶	2.34	3.41	6.03	4.23	6.45	3.41	4.19	4.01	2.42	4.12	1.21	1.58
۱۳۸۹/۲/۲۷	1.09	2.42	4.47	3.80	4.23	0.23	2.17	6.01	6.45	6.18	5.16	5.79
۱۳۸۹/۲/۲۸	2.22	4.06	3.37	2.06	1.74	2.79	8.70	11.99	15.19	14.56	13.77	15.17
۱۳۸۹/۲/۲۹	5.95	5.73	6.72	5.77	4.31	7.10	3.19	0.21	1.25	2.02	2.56	3.00

ادامه جدول ۱-۳

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۹/۲/۱	7.17	6.33	5.88	3.95	2.61	8.54	9.61	2.26	6.23	5.88	4.47	4.58
۱۳۸۹/۲/۲	5.85	3.11	0.81	0.98	2.88	6.51	5.97	2.64	2.54	1.94	2.05	3.21
۱۳۸۹/۲/۳	1.03	1.94	1.73	2.52	4.50	6.49	4.54	4.51	1.46	0.50	0.61	1.72
۱۳۸۹/۲/۴	0.43	2.04	0.44	1.40	1.11	2.11	0.24	2.97	3.43	2.81	3.49	0.89
۱۳۸۹/۲/۵	1.42	1.34	2.17	3.40	4.49	0.05	2.70	1.05	1.94	3.11	3.72	3.46
۱۳۸۹/۲/۶	5.56	3.07	1.76	0.50	4.60	14.51	14.57	1.45	2.26	2.95	2.77	2.58
۱۳۸۹/۲/۷	20.71	20.68	20.50	22.01	28.60	42.54	42.19	21.06	11.54	7.55	4.19	2.93
۱۳۸۹/۲/۸	6.20	5.49	5.43	4.96	1.73	5.54	5.51	2.81	6.09	6.87	6.02	5.09
۱۳۸۹/۲/۹	2.83	0.42	0.60	1.52	2.07	9.87	10.40	3.59	0.17	1.58	1.05	0.43
۱۳۸۹/۲/۱۰	3.49	0.62	1.12	3.12	4.15	5.81	2.24	0.20	1.38	1.36	1.99	2.58
۱۳۸۹/۲/۱۱	2.79	0.71	0.90	1.43	3.89	9.21	7.62	4.35	1.32	0.22	1.07	1.12
۱۳۸۹/۲/۱۲	6.60	3.81	2.67	0.85	1.70	2.72	3.68	5.95	1.15	0.27	2.54	0.14
۱۳۸۹/۲/۱۳	1.04	0.01	0.38	0.71	0.50	2.86	2.54	3.50	1.47	2.26	1.24	0.51
۱۳۸۹/۲/۱۴	20.31	19.68	19.81	20.95	26.65	37.77	38.31	18.58	8.42	3.92	0.68	1.74
۱۳۸۹/۲/۱۵	9.27	7.78	7.64	7.21	3.41	6.73	9.19	2.64	8.80	9.75	9.74	9.16
۱۳۸۹/۲/۱۶	5.51	1.28	1.04	0.36	0.27	6.60	4.21	0.51	4.51	5.18	5.76	5.50
۱۳۸۹/۲/۱۷	12.64	6.73	4.54	3.37	2.05	0.17	3.50	2.22	0.39	1.11	2.95	4.02
۱۳۸۹/۲/۱۸	8.12	0.55	0.07	1.69	3.58	14.83	6.90	4.67	1.35	1.98	3.03	3.24
۱۳۸۹/۲/۱۹	4.22	1.52	2.43	3.05	4.06	2.85	1.73	0.68	0.66	0.89	2.23	2.56
۱۳۸۹/۲/۲۰	3.31	2.73	3.26	0.35	4.16	12.59	14.32	2.66	2.56	3.08	3.04	3.96
۱۳۸۹/۲/۲۱	17.89	18.37	18.27	20.60	27.47	40.15	40.23	21.49	9.55	6.10	3.94	3.32
۱۳۸۹/۲/۲۲	6.93	4.50	3.34	2.89	1.59	11.79	14.45	2.04	4.82	6.28	6.62	6.41
۱۳۸۹/۲/۲۳	2.45	0.77	0.88	1.27	1.55	1.56	2.12	2.32	0.57	1.15	3.48	4.00
۱۳۸۹/۲/۲۴	3.37	2.41	3.83	1.50	0.19	6.68	6.84	2.01	1.88	3.83	5.67	6.82
۱۳۸۹/۲/۲۵	8.55	3.80	1.63	1.98	1.46	4.18	3.74	0.98	1.38	1.15	2.03	2.74
۱۳۸۹/۲/۲۶	6.07	0.79	0.46	3.51	4.78	1.75	1.94	0.71	1.30	1.03	0.20	1.63
۱۳۸۹/۲/۲۷	5.70	3.79	2.61	0.13	4.23	12.40	11.50	2.30	2.19	2.77	2.31	1.94
۱۳۸۹/۲/۲۸	15.12	14.39	13.41	15.53	20.08	26.62	35.40	22.74	10.11	7.03	4.93	5.24
۱۳۸۹/۲/۲۹	5.24	3.49	1.82	2.24	0.10	8.85	12.40	3.93	3.81	4.53	4.63	4.92

جدول ۳-۲: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف بهمن ماه سال ۱۳۸۹

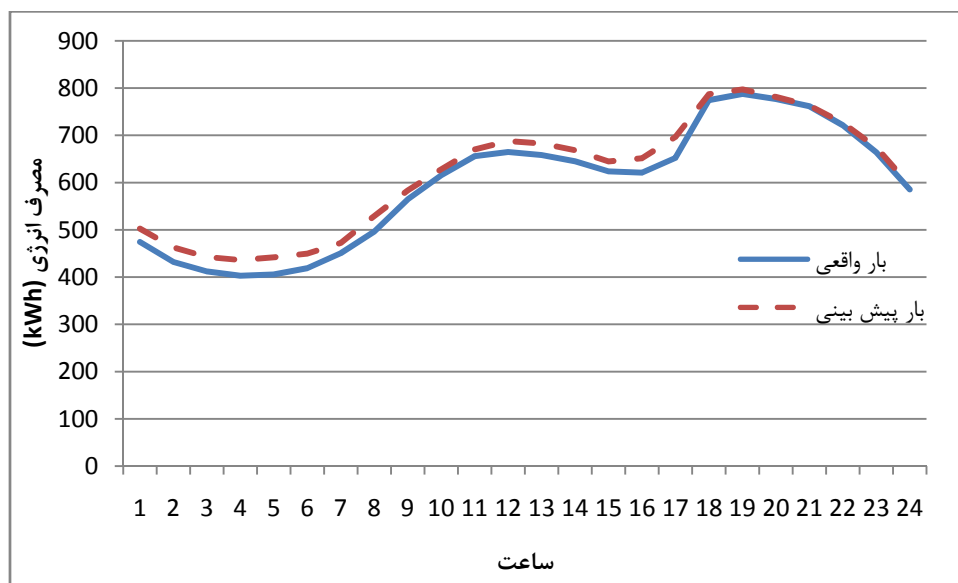
تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۸/۱۱/۱	-0.54	-0.87	-1.29	-1.34	-1.23	-0.90	-2.08	-3.37	-3.76	-3.70	-4.44	-7.31
۱۳۸۸/۱۱/۲	0.58	1.24	2.02	2.21	2.70	1.59	3.02	3.55	3.49	4.11	4.01	3.00
۱۳۸۸/۱۱/۳	2.98	3.19	3.55	3.25	3.29	2.72	-0.33	1.98	3.29	1.36	1.24	1.24
۱۳۸۸/۱۱/۴	-2.26	2.52	4.58	6.83	2.69	2.75	-3.73	1.29	0.56	1.10	1.53	2.69
۱۳۸۸/۱۱/۵	-0.39	0.21	1.06	1.26	2.69	1.25	-0.32	1.16	0.92	0.90	0.76	0.33
۱۳۸۸/۱۱/۶	-2.81	-1.95	-1.08	-0.36	1.28	0.19	-3.74	-3.84	-3.47	-2.94	-0.85	-2.24
۱۳۸۸/۱۱/۷	1.71	2.15	2.39	1.37	2.24	3.06	-4.08	4.52	5.18	9.57	8.13	13.18
۱۳۸۸/۱۱/۸	-1.12	0.77	1.59	1.74	-0.67	2.37	3.70	5.14	4.65	2.65	2.82	2.25
۱۳۸۸/۱۱/۹	-1.72	-0.37	0.09	0.99	2.36	3.13	7.00	22.05	22.85	16.52	13.25	8.42
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	5.85	7.08	7.39	8.18	8.91	7.30	4.75	6.57	3.33	2.07	2.20	3.43
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	0.79	1.20	1.88	2.30	3.24	4.21	1.95	5.10	2.77	1.78	2.21	1.75
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	1.58	2.60	2.46	3.11	2.27	0.43	-0.52	3.17	0.98	1.16	0.27	-0.68
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-0.49	0.79	2.50	2.53	3.36	2.10	1.24	1.03	0.10	-0.27	-1.67	-1.22
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	1.21	0.95	1.49	1.25	3.18	3.18	2.52	1.81	2.00	1.80	2.03	1.85
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	0.51	1.62	3.21	3.43	4.64	1.14	1.41	2.83	0.38	-1.60	-3.83	-1.76
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	0.82	1.40	2.39	2.00	1.44	0.25	0.63	5.80	7.50	7.76	8.81	5.39
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	8.72	8.45	8.49	7.96	7.20	6.41	1.92	2.98	2.78	-0.25	-1.21	-1.50
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	1.83	1.77	2.13	1.30	2.02	1.24	5.11	2.57	4.97	6.66	6.63	7.49
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	2.54	3.46	3.94	3.95	4.28	4.18	3.62	2.05	1.77	1.07	2.14	2.13
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	3.90	4.42	4.66	3.96	4.28	4.06	0.59	-1.04	-2.62	-4.02	-3.65	-3.70
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	4.28	4.23	4.34	3.80	4.46	4.75	4.23	-2.21	-3.42	-3.45	-1.87	-0.90
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	3.88	3.83	2.47	2.50	3.32	4.01	9.07	9.94	12.32	11.64	5.37	2.10
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	2.50	3.47	4.44	5.54	6.56	6.29	12.82	20.12	23.02	20.38	16.43	14.67
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	2.70	3.13	3.64	3.47	4.07	3.42	3.92	4.17	4.44	3.61	2.65	2.23
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	2.99	3.34	3.75	3.56	4.13	3.54	4.17	4.46	4.83	3.96	3.05	2.54
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	0.65	2.29	3.78	5.24	5.95	6.29	16.21	26.00	32.59	34.03	34.17	33.65
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	7.90	8.65	8.22	7.56	7.09	4.91	3.46	0.61	-3.42	-5.52	-2.63	-3.14
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	-3.72	-1.17	-0.70	1.26	0.23	-1.01	-0.10	-1.46	-0.03	-2.01	-4.50	-7.31
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	-1.81	-0.79	-0.68	-0.80	0.17	0.35	0.00	0.33	-1.49	-1.03	1.70	1.20

ادامه جدول ۳-۲

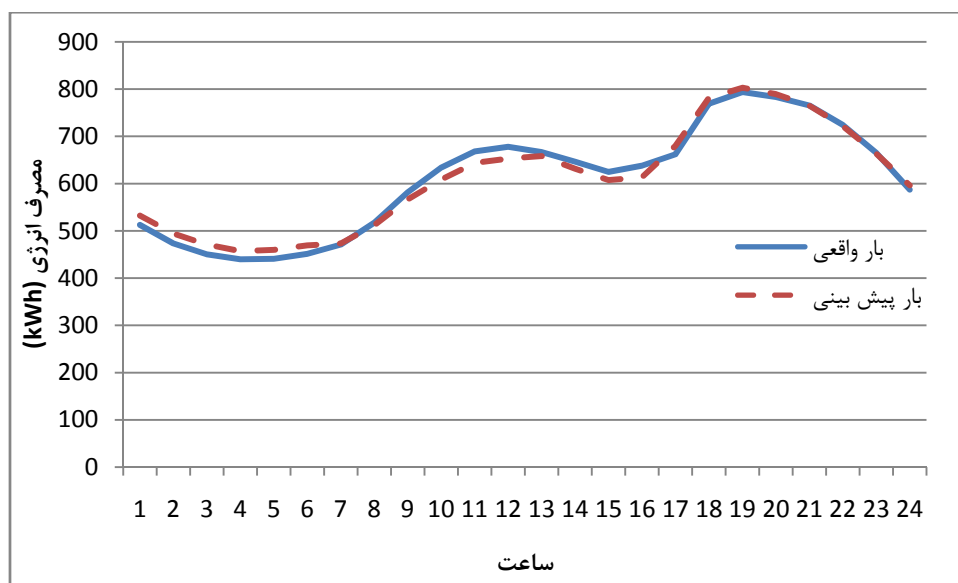
تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۸/۱۱/۱	-7.05	-5.20	-5.93	-0.99	-2.15	0.16	-0.67	-1.19	-0.07	-1.97	-0.51	-1.12
۱۳۸۸/۱۱/۲	1.17	-0.55	0.94	2.01	7.29	3.59	0.80	0.89	-0.85	-0.50	-3.28	-0.62
۱۳۸۸/۱۱/۳	3.82	4.28	5.43	8.83	3.35	-0.92	-1.64	-1.08	-0.22	-0.81	-2.86	-2.43
۱۳۸۸/۱۱/۴	2.87	3.23	5.02	2.07	1.75	3.48	1.55	1.34	0.53	0.37	0.25	0.87
۱۳۸۸/۱۱/۵	-0.73	-0.33	-1.85	-0.64	-1.61	1.02	0.17	0.02	0.15	-0.67	-2.62	-2.90
۱۳۸۸/۱۱/۶	-0.07	-2.97	-5.20	-4.46	-2.39	0.94	0.94	1.17	1.65	1.54	0.30	1.55
۱۳۸۸/۱۱/۷	11.37	9.14	2.62	6.19	3.59	1.85	0.80	0.17	-0.75	-1.82	-0.97	0.47
۱۳۸۸/۱۱/۸	3.49	3.35	4.13	6.79	10.76	6.89	4.36	3.25	2.24	2.55	1.13	0.69
۱۳۸۸/۱۱/۹	8.83	1.75	1.85	5.17	24.16	5.89	1.46	3.81	4.92	4.67	3.34	2.83
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	3.70	3.59	3.32	4.93	6.75	1.64	1.21	0.53	0.14	0.68	1.57	1.41
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	2.28	1.50	3.01	4.60	4.90	3.76	2.89	1.91	1.26	0.21	0.88	1.54
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	-1.04	-1.07	-1.76	-2.35	3.29	3.01	2.02	0.03	0.19	0.71	-0.06	-0.75
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-2.76	-0.42	-0.34	-1.97	0.19	0.41	2.13	1.58	1.02	-0.48	0.54	0.92
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	0.56	-0.60	0.19	1.22	2.65	0.06	1.40	1.20	0.63	-0.02	-0.21	-0.50
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	-0.07	1.23	0.87	-1.09	4.39	4.92	4.45	3.52	1.11	2.07	1.17	1.37
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	7.56	8.15	8.60	8.37	14.60	13.36	6.44	4.42	3.47	2.38	2.88	4.71
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	-2.12	-0.05	3.35	5.42	2.08	-0.03	-2.04	-1.52	-0.86	-0.71	-2.32	-1.00
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	9.24	9.54	10.09	10.29	4.41	4.20	2.33	1.41	0.56	1.27	3.16	5.67
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	2.40	1.11	0.92	2.06	5.62	3.71	1.34	1.15	0.23	0.41	1.14	2.37
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	-1.24	-2.30	-2.78	-3.90	2.73	1.60	1.15	0.77	-0.04	-0.31	-0.29	1.61
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	-0.55	-1.98	-1.70	3.43	2.45	3.01	0.58	0.89	1.71	1.48	-0.68	0.02
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	0.70	0.26	-0.18	-1.06	16.57	11.02	-1.11	-0.30	1.15	0.67	-0.79	0.04
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	14.31	14.03	14.91	16.68	26.74	24.45	18.03	16.43	15.45	13.45	10.11	6.60
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	2.55	2.63	3.09	3.59	7.49	6.06	3.15	2.69	2.22	1.84	1.34	1.98
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	3.03	2.91	3.40	4.09	8.16	6.58	3.25	2.79	2.33	2.05	1.41	2.08
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	34.45	32.47	28.09	27.97	37.72	27.97	16.43	12.88	10.61	8.32	6.96	6.69
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	-3.95	-3.68	-4.23	-3.36	3.99	1.04	-4.77	-7.97	-8.91	-7.47	-4.26	-1.95
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	-5.77	-2.57	-0.08	-1.32	0.98	2.76	-1.85	-1.24	-4.61	-4.68	-3.88	-1.96
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	0.15	-1.06	-1.02	1.00	4.62	4.34	-0.48	-0.72	-0.32	-2.77	-4.42	-3.97

نحوه تعقیب میزان بار پیش بینی شده توسط سیستم فازی RLS و میزان مصرف حقیقی بار در روزهای ۱۰، ۲۰ و ۲۹ بهمن ماه، به عنوان نمونه در شکل های زیر آورده شده است. استفاده از روش RLS نیاز به حافظه RAM بسیار زیادی دارد و سیستم مورد استفاده در شبیه سازی نرم افزاری این روش، محدود بوده است. لذا تنها از اطلاعات سه ماه قبل جهت آموزش استفاده شد. پیش بینی می

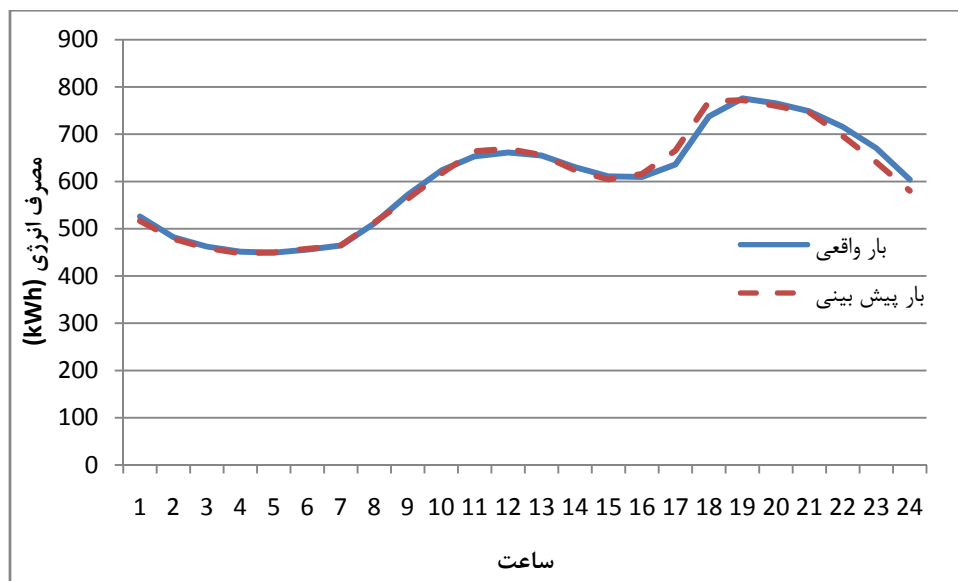
شود افزایش اطلاعات آموزش و همچنین ورودی های تابع، قطعاً موجب افزایش دقت پیش بینی بار، به روش RLS می گردد.



شکل ۱-۳: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش RLS در ۱۳۸۸/۱۱/۱۰



شکل ۲-۳: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش RLS در ۱۳۸۸/۱۱/۲۰



شکل ۳-۳: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش *RLS* در ۱۳۸۸/۱۱/۲۹

البته همانگونه که در جداول ۱-۲ و ۲-۲ مشخص است، خطای پیش بینی در برخی ساعات به شدت زیاد شده است. علت این امر محدودیت سخت افزاری در استفاده از داده های آموزش کافی در سیستم است.

۳-۴- معرفی روش آموزش گرادیان نزولی

یکی از روشهای مرسوم تشکیل سیستم های فازی، استفاده از الگوریتم گرادیان نزولی است. فرض کنید سیستم فازی با موتور استنتاج ضرب، فازی ساز منفرد، غیر فازی ساز میانگین مراکز و توابع تعلق گوسین داشته باشیم. رابطه ورودی و خروجی این سیستم فازی عبارت است از:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l [\prod_{i=1}^n \exp(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2)]}{\sum_{l=1}^M [\prod_{i=1}^n \exp(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2)]} \quad (12)$$

فرض کنید M مشخص بوده و $\bar{y}^1, \bar{x}_i^1, \sigma_i^1$ پارامترهای آزاد باشند. به دلیل اینکه پارامترهای فوق هنوز تعریف نشده اند، سیستم فازی مشخص نشده است. در واقع مسئله تشکیل سیستم فازی در حال حاضر تبدیل شده است به تعیین پارامترهای فوق به نحوی که تعریف خاصی از خطا مینیمم گردد.

برای تعیین بهینه این پارامترها، بهتر است سیستم فازی $f(x)$ را به عنوان یک شبکه پیش خور در نظر بگیریم. نگاشت بین ورودی $(x \in U \subset R^n)$ و خروجی $(f(x) \in V \subset R)$ با عملگرهای زیر می تواند جایگزین گردد.

در ابتدا ورودی از عملگر ضرب گوسین گذشته و z^1 را طبق رابطه زیر تولید می کند:

$$z^1 = \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^1}{\sigma_i^1} \right)^2 \right) \quad (13)$$

سپس z^1 از یک عملگر جمع و یک عملگر جمع وزن دار گذشته تا a و b را طبق روابط زیر تشکیل دهد:

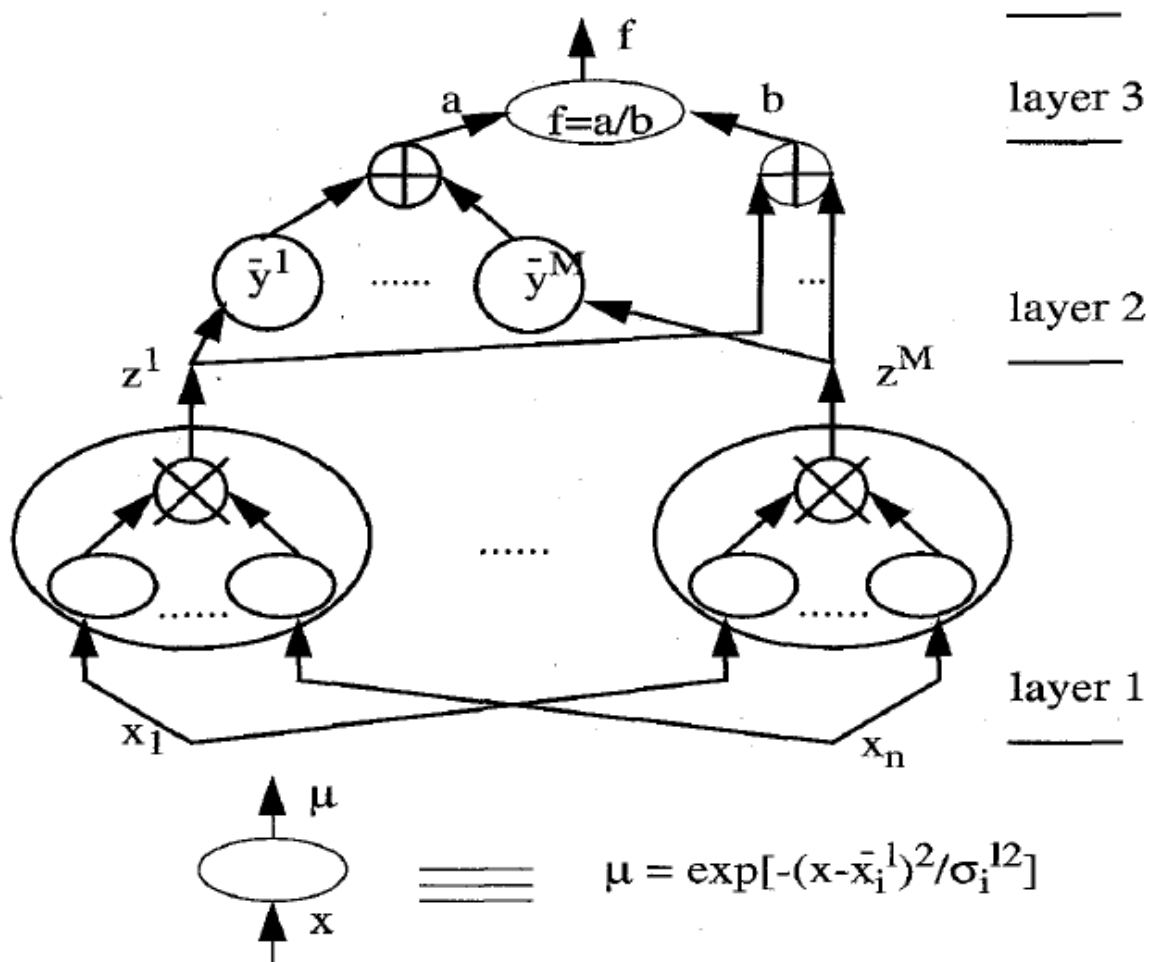
$$a = \sum_{l=1}^M \bar{y}^l z^l \quad (14)$$

$$b = \sum_{l=1}^M z^l \quad (15)$$

در انتها، خروجی سیستم فازی بصورت زیر محاسبه می شود.

$$f(x) = \frac{a}{b} \quad (16)$$

در شکل زیر این سه مرحله به عنوان یک شبکه پیش خور سه لایه نشان داده شده است.



شکل ۳-۴: شمای یک شبکه فازی

می خواهیم سیستم فازی $f(x)$ را به گونه ای طراحی کنیم تا خطای انطباق که بصورت زیر تعریف می گردد مینیمم گردد:

$$e^p = \frac{1}{2} [f(x_0^p) - y_0^p]^2 \quad (17)$$

برای این امر، بایستی پارامترهای \bar{y}^l ، \bar{x}_i^l و σ_i^l بگونه ای تعیین شوند تا هدف فوق محقق گردد. در اینجا از الگوریتم گرادیان نزولی جهت تعیین این پارامترها استفاده می کنیم یعنی:

$$\bar{y}^l(q+1) = \bar{y}^l(q) - \alpha \frac{\partial e}{\partial \bar{y}^l} \Big|_q \quad (18)$$

که در آن $q = 1, 2, \dots, l = 1, 2, \dots, M$ و α ثابت است. اگر هنگامی که q به بی نهایت میل می کند، $\bar{y}^l(q)$ همگرا گردد، داریم:

$$\frac{\partial e}{\partial \bar{y}^l} = (f - y) \frac{\partial f}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial \bar{y}^l} = (f - y) \frac{1}{b} z^l \quad (19)$$

با جایگزینی رابطه ۱۸ در ۱۹ داریم:

$$\bar{y}^l(q+1) = \bar{y}^l(q) - \alpha (f - y) \frac{1}{b} z^l \quad (20)$$

که در آن

$$q = 1, 2, \dots, l = 1, 2, \dots, M$$

برای بدست آوردن \bar{x}_i^l روال مشابه ای را در پیش می گیریم:

$$\bar{x}_i^l(q+1) = \bar{x}_i^l(q) - \alpha \frac{\partial e}{\partial \bar{x}_i^l} \Big|_q \quad (21)$$

که در آن $i = 1, 2, \dots, n$ و $l = 1, 2, \dots, M$ و $q = 1, 2, \dots$ است. همانگونه که در شکل ۲-۴ مشخص است. تابع f تنها از طریق z^l به \bar{x}_i^l مرتبط است. داریم:

$$\frac{\partial e}{\partial \bar{x}_i^l} = (f - y) \frac{\partial f}{\partial z^l} \frac{\partial z^l}{\partial \bar{x}_i^l} = (f - y) \frac{\bar{y}^l - f}{b} z^l \frac{2(x_{0i}^p - \bar{x}_i^l)}{\sigma_i^{l2}} \quad (22)$$

با جایگذاری ۲۱ در ۲۲ الگوریتم آموزش \bar{x}_i^l را بدست می آوریم:

$$\bar{x}_i^l(q + 1) = \bar{x}_i^l(q) - \alpha(f - y) \frac{\bar{y}^l(q) - f}{b} z^l \frac{2(x_{0i}^p - \bar{x}_i^l(q))}{\sigma_i^{l2}(q)} \quad (23)$$

که در آن

$$q = 1, 2, \dots \text{ و } l = 1, 2, \dots, M \text{ و } i = 1, 2, \dots, n$$

با انجام روند مشابه الگوریتم آموزش σ_i^l بدست می آید:

$$\begin{aligned} \bar{\sigma}_i^l(q + 1) &= \bar{\sigma}_i^l(q) - \alpha \frac{\partial e}{\partial \bar{\sigma}_i^l} \Big|_q \\ &= \bar{\sigma}_i^l(q) - \alpha(f - y) \frac{\bar{y}^l(q) - f}{b} z^l \frac{2(x_{0i}^p - \bar{x}_i^l(q))^2}{\sigma_i^{l3}(q)} \end{aligned} \quad (24)$$

که در آن

$$q = 1, 2, \dots \text{ و } l = 1, 2, \dots, M \text{ و } i = 1, 2, \dots, n$$

به آسانی می شود نشان داد که روابط آموزش ۲۰، ۲۳ و ۲۴ در واقع نوعی پس انتشار خطا در لایه های قبلی می باشند. لذا به این الگوریتم، الگوریتم آموزش پس انتشار خطا نیز می گویند. بطور خلاصه روند فوق را می توان در ۶ گام بیان کرد.
گام اول:

سیستم فازی مطابق با رابطه ۱۲ را انتخاب کنید. دقت داشته باشید مقادیر بزرگتر M باعث می شود محاسبات پیچیده تر شود، لیکن تخمین دقیق تری را ارائه می دهد. سپس مقادیر اولیه $\bar{y}^1(0)$ ، $\bar{x}_i^1(0)$ و $\sigma_i^1(0)$ را انتخاب کنید.

گام دوم:

برای یک جفت ورودی-خروجی داده شده مانند $(x_0^p; y_0^p)$ ، $p = 1, 2, \dots$ و مرحله q آموزش، $q = 1, 2, \dots$ پارامترهای زیر را محاسبه کنید:

$$z^l = \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right)$$

$$a = \sum_{l=1}^M \bar{y}^l z^l$$

$$b = \sum_{l=1}^M z^l$$

$$f(x) = \frac{a}{b}$$

گام سوم:

با استفاده از روابط ۲۰، ۲۳ و ۲۴ \bar{y}^l ، \bar{x}_i^l و σ_i^l را بروز کنید.

گام چهارم:

تا زمانی که به دقت مطلوب نرسیده اید به گام دو برگردید و مراحل را تکرار کنید.

گام پنجم:

به ازای ورودی بعدی به گام دوم باز گردید.

گام ششم:

در صورت امکان، نقطه اول را از ابتدا در الگوریتم وارد کرده و روند را مجدداً تکرار کنید.

۳-۵- شبیه سازی

مسئله پیش بینی بار شهرستان مشهد به این روش نیز مورد بررسی قرار گرفت. جداول زیر میزان خطای MPE را به ازای ساعات مختلف بهمن ماه سال ۱۳۸۸ و اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۹ نشان می دهد.

جدول ۳-۳: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۹

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۹/۲/۱	7.13	7.47	6.26	0.97	4.80	1.16	0.68	-10.82	-11.68	-22.82	-10.40	-32.49
۱۳۸۹/۲/۲	-6.40	-7.79	-7.74	-3.91	-0.25	-0.86	-3.12	-8.55	0.03	-0.47	-6.87	-9.88
۱۳۸۹/۲/۳	2.57	4.49	3.79	1.62	-2.16	-0.29	-0.20	-0.46	0.14	1.15	2.39	3.70
۱۳۸۹/۲/۴	-1.64	-0.15	0.22	-0.08	0.25	-0.70	-0.57	1.07	-2.41	-10.20	-0.33	-0.04
۱۳۸۹/۲/۵	-3.16	-4.95	-4.19	-3.11	-4.98	-6.32	-5.94	-6.35	-4.58	-3.12	-3.39	-2.22
۱۳۸۹/۲/۶	0.51	1.71	-0.14	1.11	1.64	3.42	1.70	3.74	4.38	1.32	-2.25	0.09
۱۳۸۹/۲/۷	-0.17	-0.17	2.28	3.01	3.60	5.31	15.42	23.68	30.62	30.34	29.32	28.09
۱۳۸۹/۲/۸	8.18	7.98	8.13	6.91	5.83	2.12	4.69	-12.05	-18.69	-3.17	-21.54	-20.05
۱۳۸۹/۲/۹	-4.03	-1.15	-7.67	-6.97	-5.70	-5.83	-4.60	-11.90	-13.30	-3.77	-13.04	-12.11
۱۳۸۹/۲/۱۰	1.29	-0.90	0.82	-2.23	-0.45	0.72	2.06	2.55	-1.64	-0.23	4.74	3.21
۱۳۸۹/۲/۱۱	-0.27	0.39	0.11	0.80	0.87	0.84	-0.08	-3.25	-1.23	-0.78	-1.55	-1.83
۱۳۸۹/۲/۱۲	-0.33	0.14	-1.68	-0.72	-1.44	-0.25	-1.94	-1.76	-2.24	-3.03	-2.27	-1.97
۱۳۸۹/۲/۱۳	0.76	-0.17	0.48	0.59	-0.30	1.30	2.25	2.82	1.70	2.41	2.97	2.67
۱۳۸۹/۲/۱۴	-3.72	-3.45	-2.51	-1.23	1.01	3.04	11.30	20.71	25.97	27.16	24.94	26.47
۱۳۸۹/۲/۱۵	8.68	6.92	3.53	4.11	2.88	1.43	-7.52	-16.72	-20.27	-22.97	-22.17	-8.79
۱۳۸۹/۲/۱۶	-9.85	-8.84	-8.14	-7.29	-7.44	-5.64	-4.98	-3.84	-1.96	-10.28	-20.49	-3.77
۱۳۸۹/۲/۱۷	2.52	-2.38	-2.06	-0.76	0.08	-6.51	-2.34	-1.91	-4.14	-4.89	-4.53	-3.62
۱۳۸۹/۲/۱۸	-0.25	1.25	0.97	0.62	2.07	-0.59	1.78	-5.39	-3.74	2.55	1.65	0.19
۱۳۸۹/۲/۱۹	-0.02	-0.55	-1.22	-1.26	-2.50	-1.79	2.00	1.25	0.13	1.67	0.47	2.32
۱۳۸۹/۲/۲۰	2.87	2.28	2.39	3.28	3.99	2.75	-0.02	0.76	2.62	3.38	4.69	3.38
۱۳۸۹/۲/۲۱	-0.45	1.44	1.16	1.50	1.91	7.61	15.94	26.40	28.72	25.03	25.12	22.86
۱۳۸۹/۲/۲۲	10.29	9.83	8.31	6.43	4.94	0.75	-4.16	-2.00	-14.20	-20.49	-19.54	-7.93
۱۳۸۹/۲/۲۳	-3.60	-4.75	-6.18	-0.56	-2.24	-2.01	-8.42	-15.48	-2.42	0.00	-5.22	-13.44
۱۳۸۹/۲/۲۴	-2.40	-2.37	-4.60	-5.01	-6.55	-3.52	-4.03	-4.29	-5.09	-4.68	-2.88	-3.14
۱۳۸۹/۲/۲۵	0.41	-2.92	0.21	1.81	2.91	2.59	0.76	1.66	-0.50	-4.40	-5.20	-4.66
۱۳۸۹/۲/۲۶	2.63	1.58	-2.67	-0.28	-1.62	-0.52	0.64	0.78	0.80	1.08	2.16	2.34
۱۳۸۹/۲/۲۷	1.87	2.30	0.65	1.06	1.96	3.00	2.66	2.60	2.63	2.12	2.97	1.74
۱۳۸۹/۲/۲۸	-1.02	1.42	4.00	4.68	4.71	6.22	14.91	26.98	30.89	30.05	31.14	27.39
۱۳۸۹/۲/۲۹	10.33	11.45	9.44	7.73	6.14	6.83	-4.13	-0.36	1.55	-2.41	-19.62	-1.06

ادامه جدول ۳-۳

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۹/۲/۱	-18.10	-6.84	-9.40	-16.73	-18.49	-18.93	-12.43	-17.50	-10.46	-12.72	-7.89	-5.38
۱۳۸۹/۲/۲	-11.70	-5.35	-0.44	-5.35	1.40	-15.58	-1.91	-7.64	-8.20	1.54	-0.45	2.43
۱۳۸۹/۲/۳	5.17	6.71	4.03	3.81	4.94	4.89	7.51	1.88	0.79	0.25	-1.28	-1.94
۱۳۸۹/۲/۴	-0.06	-2.02	-0.83	-1.03	-1.36	-1.69	-4.31	-3.30	-4.84	-3.57	-4.43	-4.43
۱۳۸۹/۲/۵	-2.85	-2.18	-2.60	-5.97	-9.52	-7.80	-3.17	-2.15	-0.62	-1.31	0.83	0.00
۱۳۸۹/۲/۶	1.15	3.31	4.05	4.70	5.22	11.93	8.95	4.83	4.64	4.75	3.86	1.55
۱۳۸۹/۲/۷	29.31	27.45	28.10	25.77	23.98	31.91	22.58	19.25	14.90	10.82	7.88	6.74
۱۳۸۹/۲/۸	-22.50	-22.34	-21.44	-22.06	-14.31	-25.72	-21.50	-18.70	-9.10	-9.99	-7.67	-4.54
۱۳۸۹/۲/۹	-2.26	-3.97	-0.22	-15.23	-8.08	3.28	6.20	-10.32	-7.20	0.15	-5.77	-0.82
۱۳۸۹/۲/۱۰	2.50	1.32	0.99	2.02	0.68	-1.04	-11.01	-1.12	0.74	2.01	1.43	1.22
۱۳۸۹/۲/۱۱	-3.36	-7.61	-1.62	-7.49	-1.78	0.21	4.51	-0.60	-1.27	-3.00	-0.40	-0.60
۱۳۸۹/۲/۱۲	-3.37	-2.69	-3.05	-1.53	-1.91	-1.87	0.19	1.38	0.46	0.53	2.10	0.65
۱۳۸۹/۲/۱۳	4.72	5.44	3.69	5.22	4.52	4.83	3.34	1.71	1.30	0.97	-1.23	-2.10
۱۳۸۹/۲/۱۴	26.48	22.80	22.99	22.50	25.08	20.36	18.01	15.25	11.74	8.08	4.75	6.85
۱۳۸۹/۲/۱۵	-15.53	-21.42	-10.13	-21.97	-14.34	-22.47	-12.78	-17.85	-9.35	-5.66	-10.09	-8.83
۱۳۸۹/۲/۱۶	-22.11	-2.45	-9.46	-0.23	-13.57	-1.06	-1.67	-0.75	-9.98	0.21	-2.00	3.39
۱۳۸۹/۲/۱۷	-3.97	-2.69	-2.26	-2.36	-3.05	-7.12	-3.44	0.81	2.81	1.89	1.74	1.47
۱۳۸۹/۲/۱۸	5.64	4.40	4.52	4.79	6.59	10.73	-1.45	2.76	-0.97	-7.92	-0.56	-0.62
۱۳۸۹/۲/۱۹	0.71	-0.65	-2.34	-3.48	-5.71	-7.90	-6.53	-4.62	1.16	1.42	0.86	0.52
۱۳۸۹/۲/۲۰	2.94	3.26	4.91	7.97	9.55	10.63	10.75	4.81	3.89	3.86	3.27	0.78
۱۳۸۹/۲/۲۱	25.67	24.76	22.17	26.09	27.22	23.09	20.56	18.69	15.96	12.85	8.32	9.61
۱۳۸۹/۲/۲۲	-7.38	-18.74	-13.11	-9.18	-6.30	-11.61	2.33	-15.30	-11.02	-8.02	-10.27	-5.17
۱۳۸۹/۲/۲۳	-0.35	-12.33	-2.43	-1.86	-14.39	-3.20	-2.76	-4.16	-7.78	-10.63	-1.78	-4.76
۱۳۸۹/۲/۲۴	-2.06	-2.80	-5.95	-3.84	-2.86	-0.70	0.30	3.32	-0.02	-0.44	-0.16	-0.74
۱۳۸۹/۲/۲۵	-4.30	-0.32	1.82	-3.16	-2.56	-4.61	-3.62	-1.99	-3.15	-1.81	0.96	3.58
۱۳۸۹/۲/۲۶	0.94	0.03	-1.60	-1.75	-4.19	-7.36	-5.53	-0.28	2.03	-0.15	0.65	0.33
۱۳۸۹/۲/۲۷	3.28	3.25	5.89	8.54	12.38	14.63	9.42	1.31	1.76	4.44	3.19	1.58
۱۳۸۹/۲/۲۸	25.29	23.97	18.62	21.32	22.86	20.30	21.86	22.10	15.47	11.05	8.90	8.03
۱۳۸۹/۲/۲۹	-6.55	-20.24	-17.82	-11.48	-8.82	-8.66	-5.30	-7.56	-4.11	-7.92	-5.82	-8.09

طراحی سیستم فازی جهت پیش بینی بار کوتاه مدت به روش گرادیان نزولی

جدول ۳-۴: میزان خطای MPE پیش‌بینی بار شهرستان مشهد در ساعات مختلف بهمن ماه سال ۱۳۸۹

تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳۸۸/۱۱/۱	1.21	0.24	0.40	0.34	0.91	-0.21	-0.10	-0.16	-0.57	-0.53	-1.34	-5.72
۱۳۸۸/۱۱/۲	1.05	1.87	3.63	5.18	5.68	7.26	16.47	28.83	34.10	33.92	30.18	27.38
۱۳۸۸/۱۱/۳	5.99	8.24	5.26	6.67	5.06	1.13	-1.75	-6.75	-22.78	-19.54	-23.39	-20.20
۱۳۸۸/۱۱/۴	-6.34	-4.36	-3.64	-6.47	-5.56	-6.69	-4.15	-1.10	-23.31	2.31	-4.22	-15.40
۱۳۸۸/۱۱/۵	-4.56	-1.35	-4.17	-1.70	-0.96	-0.22	0.50	0.78	2.26	2.37	1.02	3.64
۱۳۸۸/۱۱/۶	-3.52	-3.23	-2.59	-1.27	-1.48	-3.18	-3.78	-6.84	-12.32	-2.86	0.38	-1.40
۱۳۸۸/۱۱/۷	4.05	0.75	-0.88	1.52	-0.17	-0.11	-0.47	0.61	0.42	-0.73	-3.63	-2.55
۱۳۸۸/۱۱/۸	-1.46	-0.64	0.28	0.37	-0.12	0.76	6.13	8.13	7.97	5.74	4.18	2.71
۱۳۸۸/۱۱/۹	0.14	1.37	2.68	4.77	6.71	9.06	13.86	28.42	31.65	36.84	28.85	30.73
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	11.38	13.28	11.13	9.83	10.38	4.08	-8.72	1.93	-20.61	-1.24	-5.03	-0.51
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	0.60	-5.87	-5.59	-8.98	-8.26	-4.13	-5.19	-6.02	-9.90	-2.78	-12.58	-11.36
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	-3.03	-2.88	-1.77	-3.45	-5.23	-3.99	-2.08	-1.47	-1.00	-0.07	-0.71	-0.62
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-1.22	-1.30	0.97	1.27	0.95	-0.10	-0.91	-10.61	-0.62	-0.81	-2.48	-0.49
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	-8.13	-5.25	-5.59	-0.30	0.32	1.47	1.23	-0.27	1.91	1.98	2.73	2.59
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	-1.89	-1.39	0.33	0.15	0.28	0.10	-0.44	-1.18	-1.65	-1.25	-3.23	-2.09
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	0.54	0.82	1.38	2.04	2.79	2.68	12.44	25.46	30.99	30.56	29.63	21.02
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	12.13	12.36	8.70	8.06	5.39	6.05	-1.47	-10.80	-5.01	-8.10	-13.71	-24.00
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	-6.15	-8.19	-4.77	-7.90	-3.47	-5.97	-11.99	-16.11	-18.50	2.42	4.58	4.57
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	-1.87	-3.10	-3.50	0.77	-1.82	-0.50	0.20	1.59	2.32	2.08	4.25	3.43
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	1.81	0.17	0.91	0.62	-0.15	0.32	-6.10	-3.46	-3.07	-2.30	-2.53	0.69
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	-1.52	-3.01	-2.74	-2.34	-1.49	-3.42	-0.88	-2.23	-2.96	-4.13	-2.89	-1.00
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	-1.63	-1.30	0.04	0.46	0.78	4.16	12.62	18.55	20.12	25.86	20.51	18.23
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	3.53	3.62	4.78	5.96	5.03	5.08	11.44	19.37	13.58	24.79	19.66	1.94
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	4.27	7.43	8.32	5.43	6.83	6.23	13.84	15.78	28.37	22.73	34.72	28.40
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	6.20	3.89	7.26	6.89	4.37	9.38	-3.01	4.41	-13.77	-13.08	-16.59	-24.34
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	-8.81	-9.24	-6.60	-5.03	0.75	-6.30	-0.68	5.83	10.17	4.36	14.85	2.48
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	10.85	4.88	1.03	2.17	0.26	1.18	-9.98	-18.02	-22.07	-26.37	-16.92	-15.43
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	-6.94	-8.72	-6.26	-9.73	-6.83	-9.78	-6.55	-6.38	-5.04	-4.17	-13.11	-6.95
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	0.44	-4.87	-0.05	0.42	-6.20	0.48	0.44	-3.40	-0.74	2.62	0.96	4.61

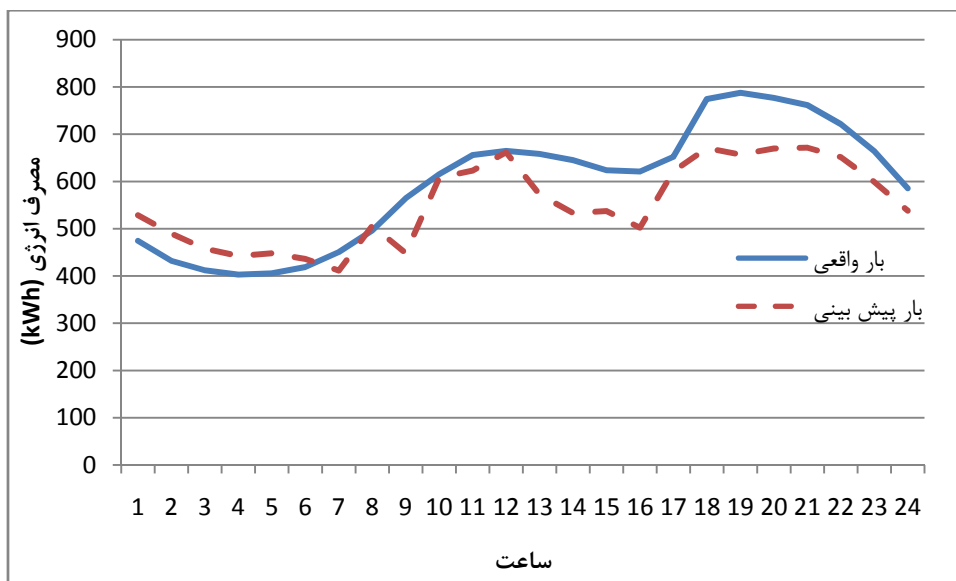
طراحی سیستم فازی جهت پیش بینی بار کوتاه مدت به روش گرادیان نزولی

ادامه جدول ۳-۴

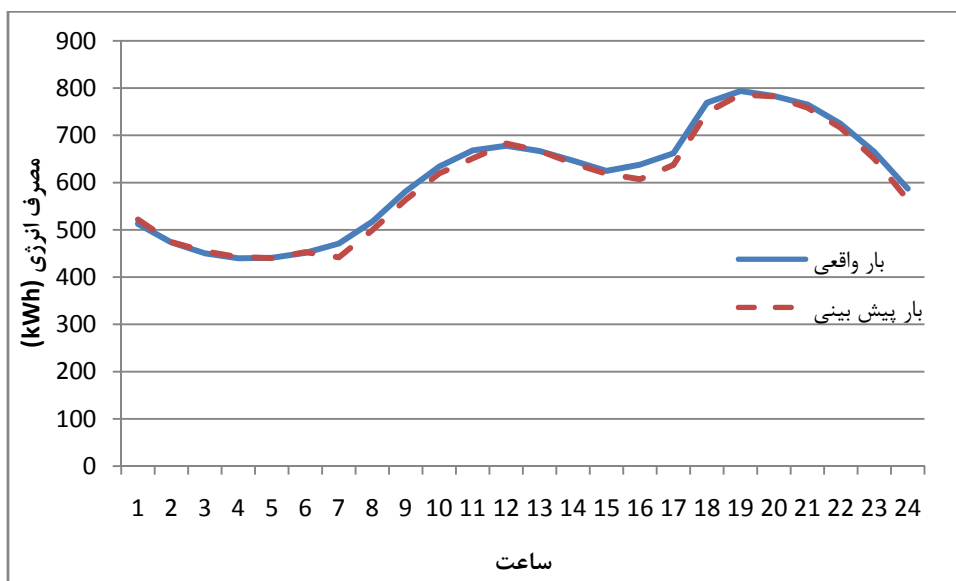
تاریخ	میزان خطا در ساعت مختلف (درصد)											
	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴
۱۳۸۸/۱۱/۱	-7.25	-4.89	-2.90	1.59	1.85	1.26	4.57	3.98	4.41	3.59	3.21	1.50
۱۳۸۸/۱۱/۲	30.96	20.99	26.39	24.93	27.68	21.26	17.23	14.15	13.57	10.00	8.79	8.84
۱۳۸۸/۱۱/۳	-4.65	-16.02	1.15	-13.54	-0.69	-16.03	-9.44	-10.04	-13.91	-7.28	-6.36	-8.39
۱۳۸۸/۱۱/۴	-10.40	-17.02	-1.12	1.18	-13.93	0.26	-2.45	-6.18	-3.43	-2.80	-1.72	0.20
۱۳۸۸/۱۱/۵	2.71	1.15	-1.77	-0.36	-0.74	-0.88	-1.59	-1.04	-0.43	-1.10	-3.37	-3.02
۱۳۸۸/۱۱/۶	1.15	-1.44	-4.22	-3.72	-5.23	-0.05	1.22	0.46	1.44	2.25	3.23	3.58
۱۳۸۸/۱۱/۷	-5.17	-5.97	-2.37	-3.84	-4.46	-0.85	0.36	0.53	-0.51	-0.52	2.49	2.74
۱۳۸۸/۱۱/۸	3.86	6.65	10.83	12.81	12.68	8.09	7.13	5.95	6.41	6.10	2.31	0.36
۱۳۸۸/۱۱/۹	27.48	36.20	24.56	24.48	29.92	16.79	15.42	15.85	15.26	8.22	8.48	9.65
۱۳۸۸/۱۱/۱۰	-13.06	-17.35	-13.87	-19.15	-4.77	-13.41	-16.59	-13.79	-11.86	-9.67	-9.80	-8.13
۱۳۸۸/۱۱/۱۱	-1.01	-5.89	-11.50	1.07	-16.04	-14.39	-11.59	-0.08	-0.03	-0.55	-0.21	0.43
۱۳۸۸/۱۱/۱۲	0.36	0.16	-0.79	-0.72	0.85	-0.44	-2.39	-1.66	-0.95	0.24	-0.73	-1.91
۱۳۸۸/۱۱/۱۳	-3.48	0.80	-7.02	-1.94	-2.97	-0.71	0.02	-1.02	0.52	-0.35	0.96	1.42
۱۳۸۸/۱۱/۱۴	1.87	0.79	0.72	1.52	-0.06	-0.11	-0.85	-0.01	0.07	-0.03	-0.30	-0.51
۱۳۸۸/۱۱/۱۵	-1.08	0.13	0.24	1.65	1.55	3.74	4.72	4.96	3.74	3.99	3.22	0.37
۱۳۸۸/۱۱/۱۶	26.69	25.85	24.44	24.05	28.15	22.93	19.90	16.10	12.13	10.06	9.29	10.92
۱۳۸۸/۱۱/۱۷	-27.20	-9.36	-21.16	-10.23	-11.91	-18.20	-10.34	-4.01	-1.13	-12.16	-6.93	-4.53
۱۳۸۸/۱۱/۱۸	6.08	-9.08	-12.47	-2.93	-4.19	-16.51	1.08	0.28	-2.02	0.20	2.07	5.89
۱۳۸۸/۱۱/۱۹	3.96	1.65	2.97	0.44	3.43	1.27	0.39	0.26	0.08	-0.86	-0.63	-2.18
۱۳۸۸/۱۱/۲۰	0.07	-0.81	-0.96	-4.82	-3.70	-2.70	-0.89	-0.16	-0.86	-1.16	-2.23	-3.96
۱۳۸۸/۱۱/۲۱	-1.09	-6.36	-1.13	0.20	1.37	0.98	0.08	0.11	0.79	0.49	-0.88	-1.99
۱۳۸۸/۱۱/۲۲	17.33	16.55	14.69	15.10	16.04	13.05	11.04	9.59	8.48	7.49	5.40	4.34
۱۳۸۸/۱۱/۲۳	3.34	2.78	2.99	13.23	9.98	18.77	8.21	10.97	7.82	7.45	7.47	4.47
۱۳۸۸/۱۱/۲۴	23.72	21.05	15.77	17.73	13.81	13.54	10.81	4.23	1.67	7.35	1.25	2.80
۱۳۸۸/۱۱/۲۵	-11.42	-21.98	-18.18	-3.07	-16.87	-14.43	-10.10	-6.54	-9.86	-8.26	-6.87	-7.54
۱۳۸۸/۱۱/۲۶	16.07	13.73	19.96	12.48	24.53	10.81	11.05	6.77	3.25	4.95	3.72	4.21
۱۳۸۸/۱۱/۲۷	-32.07	-29.35	-12.66	-10.70	-21.00	-15.37	-17.58	-11.54	-13.00	-11.10	-10.91	-8.71
۱۳۸۸/۱۱/۲۸	-10.78	-10.05	-8.96	-1.46	-4.13	0.29	-4.13	-4.89	-2.77	-0.74	-0.16	0.49
۱۳۸۸/۱۱/۲۹	4.14	8.18	5.28	5.03	4.76	3.61	3.35	1.82	3.32	3.71	0.72	-1.26

میزان بار پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده بروش گرادیان نزولی و میزان مصرف

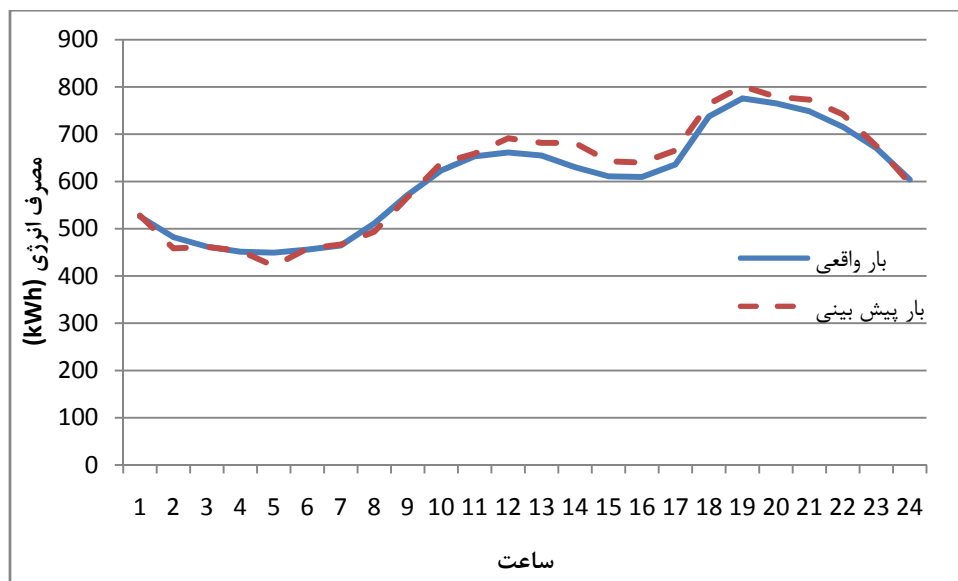
حقیقی بار در روزهای ۱۰، ۲۰ و ۲۹ بهمن ماه، به عنوان نمونه در شکل های زیر آورده شده است.



شکل ۳-۵: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش گرادیان نزولی در ۱۳۸۸/۱۱/۱۰



شکل ۳-۶: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش گرادیان نزولی در ۱۳۸۸/۱۱/۲۰



شکل ۳-۷: میزان بار واقعی و پیش بینی شده توسط سیستم فازی آموزش دیده به روش گرادیان نزولی در ۱۳۸۸/۱۱/۲۹

فصل چهارم

مقایسه روش های برآورد بار

۴-۱ مقدمه

در این فصل، مقایسه پیش بینی بار بوسیله شبکه عصبی پس انتشار و الگوریتم های فازی آورده شده است. عموماً در تقریب توابع، پارامتر دقت و سرعت تقریبگر حائز اهمیت می باشد. لیکن در مسئله پیش بینی بار، بواسطه اینکه پیش بینی روز آینده صورت می پذیرد، از اهمیت پارامتر سرعت کاسته می شود. لذا در این فصل تنها دقت الگوریتم پیش بینی بار مورد مقایسه قرار می گیرد.

تنها تفاوت پیش بینی بار به روش شبکه های عصبی و سیستم فازی آموزش یافته به روش گرادیان نزولی، توابع مختلف است که البته هر دو، شرایط قضیه استون را برآورده می سازند. در کاربردهای متفاوت بدلیل شرایط مختلف عملکردی، هریک از این دو تابع، می توانند انتخاب مناسب تری برای تقریب باشند. الگوریتم تقریب فازی با آموزش به روش RLS نیز الگوریتم متفاوتی با دو روش فوق داشته، لذا مقایسه این سه الگوریتم با یکدیگر می تواند بیانگر مناسبترین روش پیش بینی بار، با استفاده از الگوریتم های هوشمند باشد.

جهت یکسان سازی شرایط، تعداد پارامترهای تصمیم در روش شبکه های عصبی و سیستم فازی آموزش یافته به روش گرادیان نزولی، برابر بوده و از آموزش یکسان بهره گرفته اند. اما در سیستم فازی با آموزش به روش RLS ، بدلیل محدودیت های سخت افزاری، سیستم فازی کوچکتر است.

به هدف حفظ پیوستگی مطالب، مقایسه دقت پیش بینی در دو ماه اردیبهشت و بهمن، به عنوان نمونه از دو فصل گرم و سرد آورده شده است. موارد زیر که از عوامل مهم کیفیت پیش بینی بار است در ادامه مورد بررسی قرار می گیرد.

دقت پیش بینی بار در روزهای کاری (به غیر از شنبه)

دقت پیش بینی بار در روز شنبه

دقت پیش بینی بار در روز پنجشنبه

دقت پیش بینی بار در روز جمعه

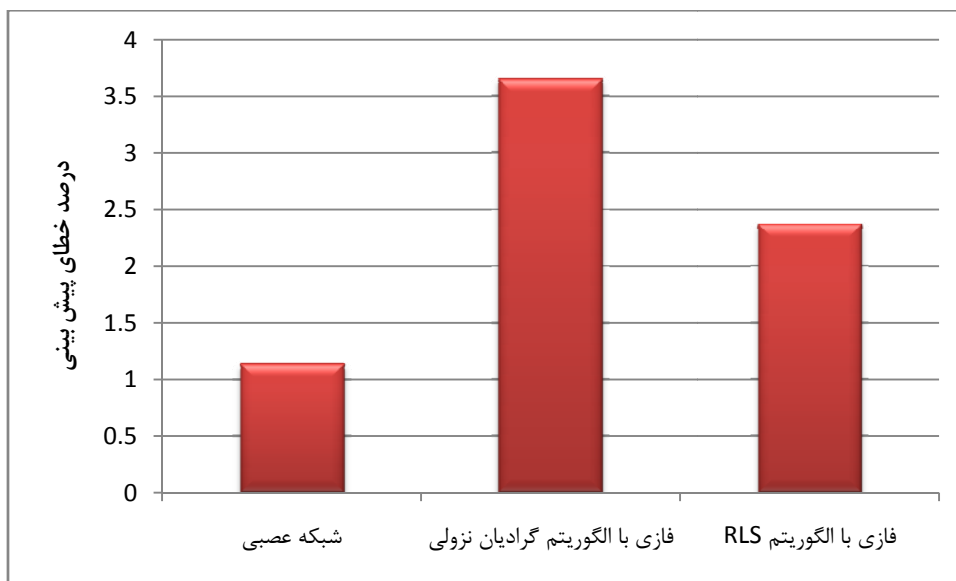
دقت پیش بینی بار در تعطیلات رسمی

دقت پیش بینی پیک بار

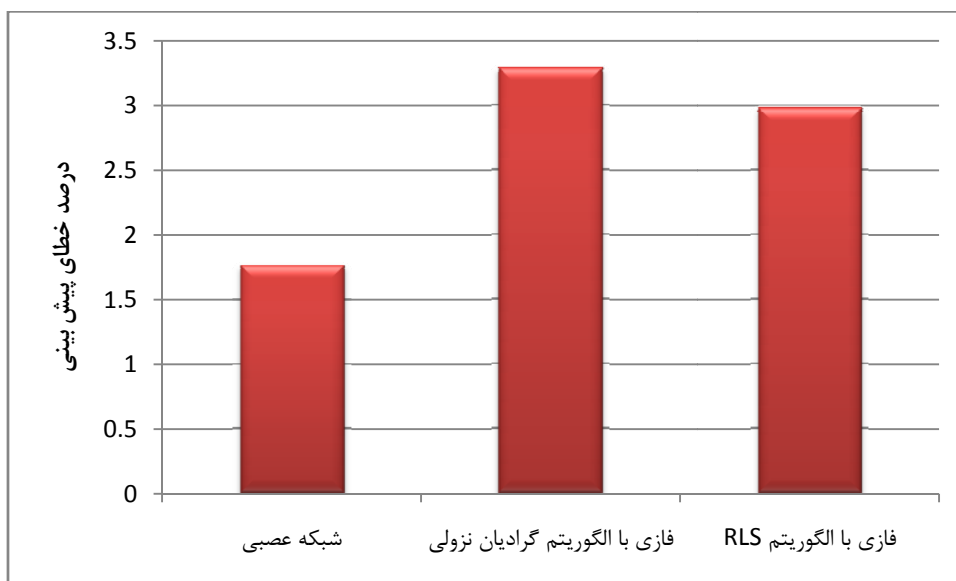
۴-۲- مقایسه دقت پیش بینی بار در روزهای کاری (به غیر از شنبه)

بیشترین دامنه پیش بینی بار، مربوط به روزهای کاری است. بنابراین دقت پیش بینی در این بخش تاثیر عمده ای در کاهش جریمه های خطای بار اعلام شده در شرکت های توزیع دارد. در نمودارهای زیر متوسط درصد خطای مطلق، که با رابطه زیر تعریف می شود، در روزهای کاری بهمن ماه ۱۳۸۸ و اردیبهشت ماه ۱۳۸۹ را نشان می دهد.

$$MAPE = \frac{|Actual\ load - Predicted\ load|}{Absolute\ load} \times 100 \quad (25)$$



شکل ۴-۱: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه

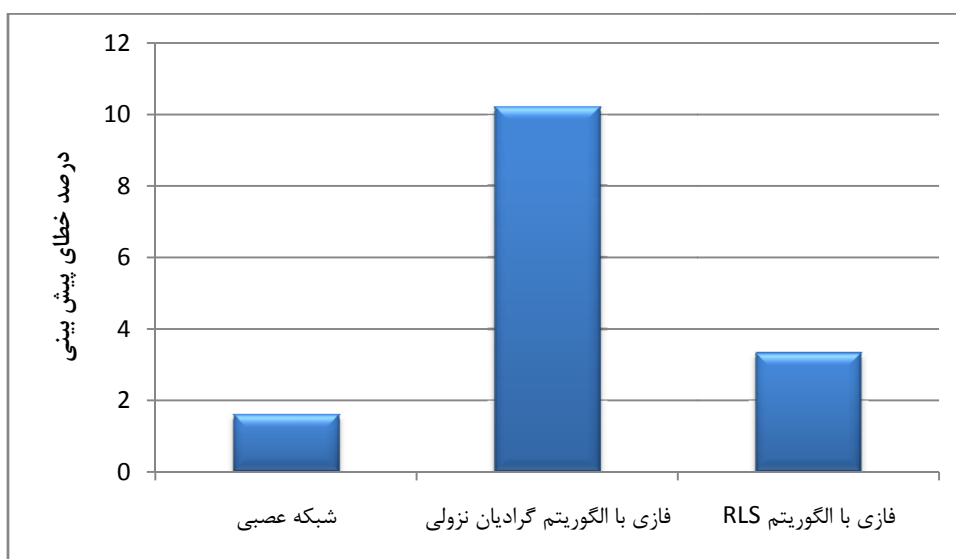


شکل ۴-۲: میزان متوسط خطای مطلق در اردیبهشت ماه

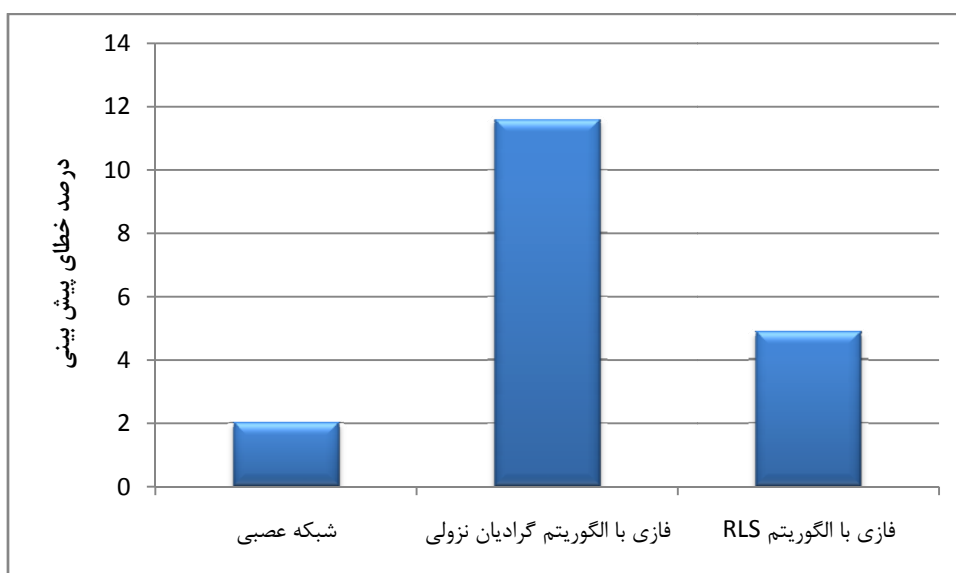
همانگونه که مشاهده می شود شبکه عصبی دقت بسیار مطلوبی در پیش بینی بار روزهای کاری ارائه می دهد که بسیار پایین تر از حد اعمال جریمه (حدود ۳٪) است.

۳-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز شنبه

پیش بینی بار در روز شنبه بدلیل اینکه روز قبل آن تعطیل بوده و اطلاعات تاریخی مناسبی در اختیار نرم افزار پیش بینی بار نمی گذارد، یکی از مشکل سازترین قسمت هاست. نمودارهای زیر متوسط خطای $MAPE$ در بهمن ماه ۱۳۸۸ و اردیبهشت ماه ۱۳۸۹ را نشان می دهد.



شکل ۳-۴: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه

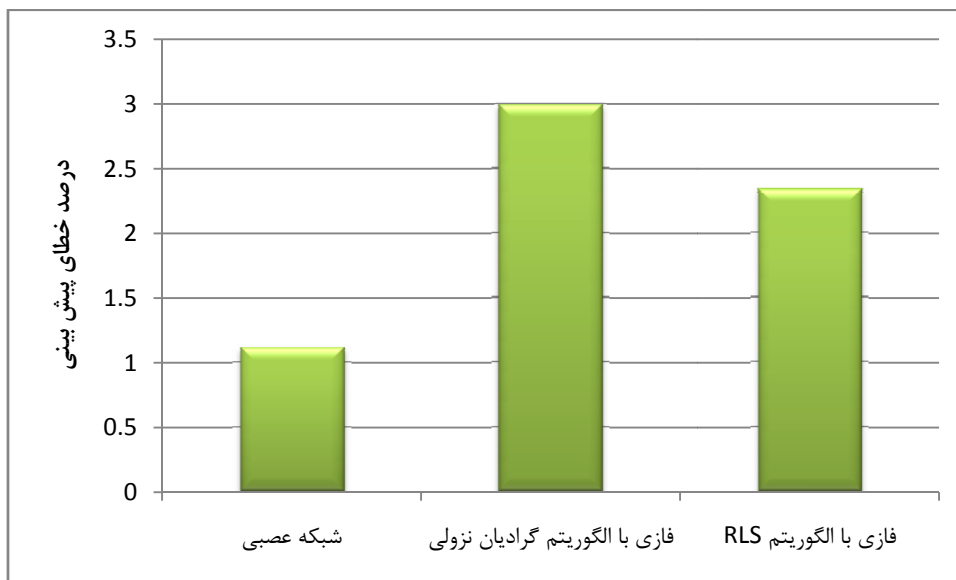


شکل ۴-۴: میزان متوسط خطای مطلق در اردیبهشت ماه

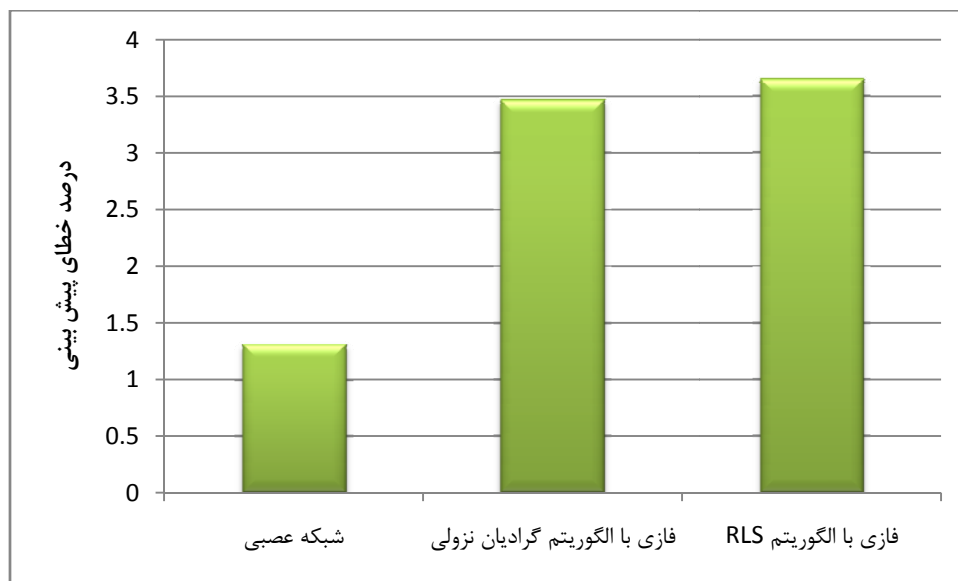
همانگونه که مشخص است، خطای پیش بینی روز شنبه در الگوریتم های فازی بسیار زیاد بوده است. خطای بالا در سیستم فازی با آموزش به روش RLS قابل پیش بینی بود. زیرا به علت محدودیت های سخت افزاری اطلاعات ورودی فاز آموزش تقلیل یافته است و تعداد اندکی شنبه، جهت آموزش رفتار بار به سیستم وارد شده است.

۴-۴- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز پنج شنبه

در پنج شنبه، به علت تعطیلی برخی ادارات و صنایع، الگوی مصرف انرژی الکتریکی تغییر می کند لذا بایستی نرم افزار پیش بینی بار قابلیت تشخیص این تغییر را داشته باشد.



شکل ۴-۵: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه

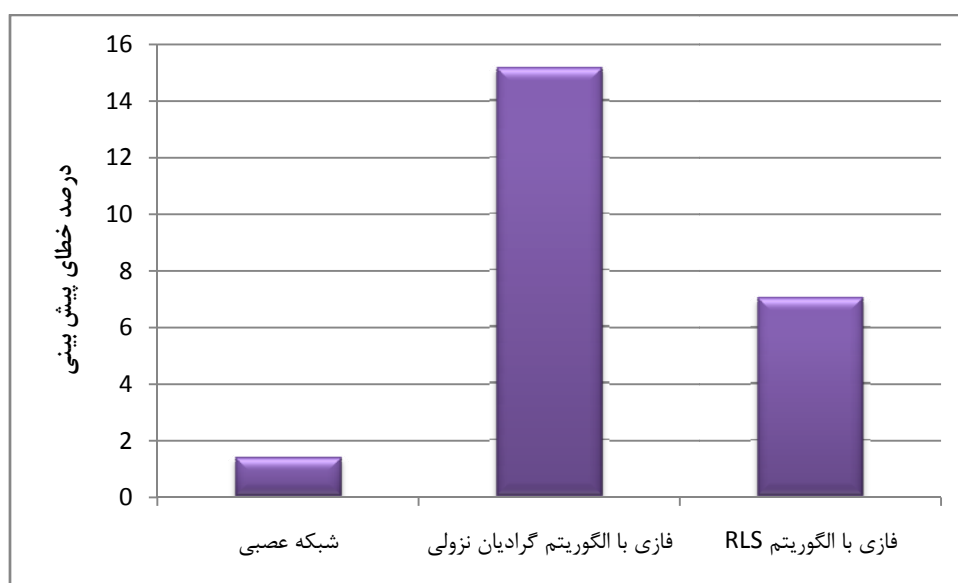


شکل ۴-۶: میزان متوسط خطای مطلق در اردیبهشت ماه

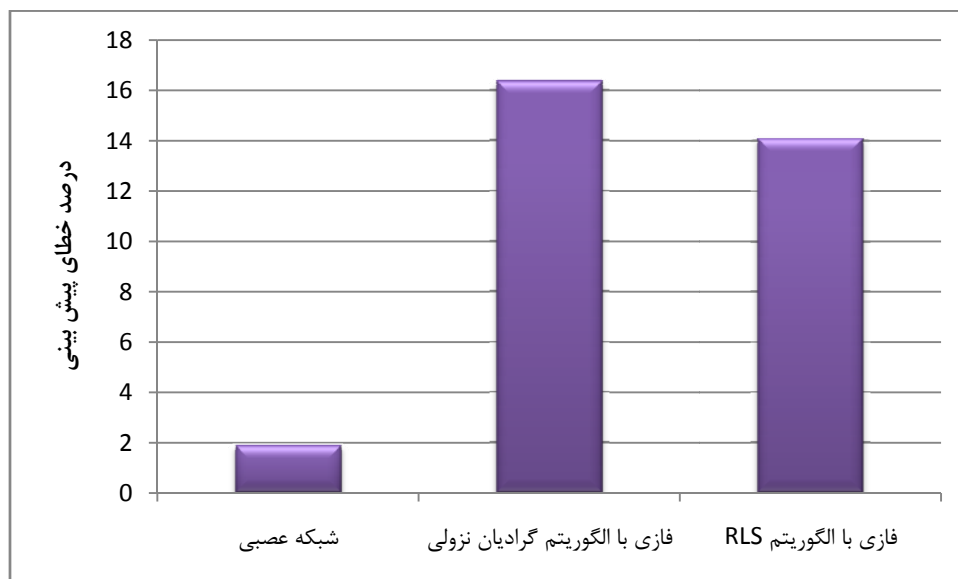
شبکه عصبی در پیش بینی بار روز پنج شنبه نیز عملکرد بسیار مناسبی نشان می دهد. لیکن الگوریتم های فازی خطایی بیش از حد مجاز دارند.

۴-۵- مقایسه دقت پیش بینی بار در روز جمعه

جمعه نیز مانند پنج شنبه الگوی خاص مصرف خود را دارد. لذا بصورت جداگانه مورد بررسی قرار می گیرد.



شکل ۴-۷: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه



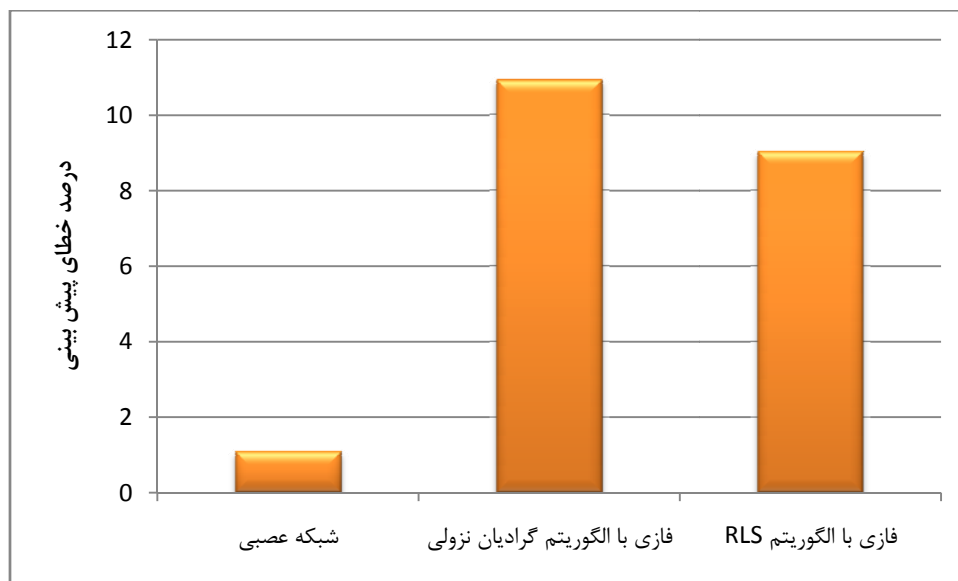
شکل ۴-۸: میزان متوسط خطای مطلق در اردیبهشت ماه

خطای سیستم های فازی در این بخش نیز بسیار بالاست. علت خطای بالای سیستم RLS ، همانگونه که ذکر شد، عدم وجود اطلاعات آموزش کافی است. اما در سیستم فازی با آموزش به روش گرادیان نزولی، بدلیل اینکه خطای سیستم فازی با اطلاعات روز قبل کمینه می گردد و روز قبل جمعه نیز الگوی مصرف کاملاً متفاوتی دارد، خطای تقریب زیاد است.

۴-۶- مقایسه دقت پیش بینی بار در تعطیلات رسمی

در تعطیلات رسمی نیز مانند روز جمعه، الگوی مصرف روز قبل کاملاً متفاوت با روز پیش بینی است. در روش RLS بدلیل اینکه خطای تمامی ورودی های آموزش کمینه می گردد این امر مشکل ساز نیست، اما در سیستم فازی با الگوریتم آموزش گرادیان نزولی پیش بینی می شود خطای برآورد بار در این روزها بالاتر از روزهای عادی باشد.

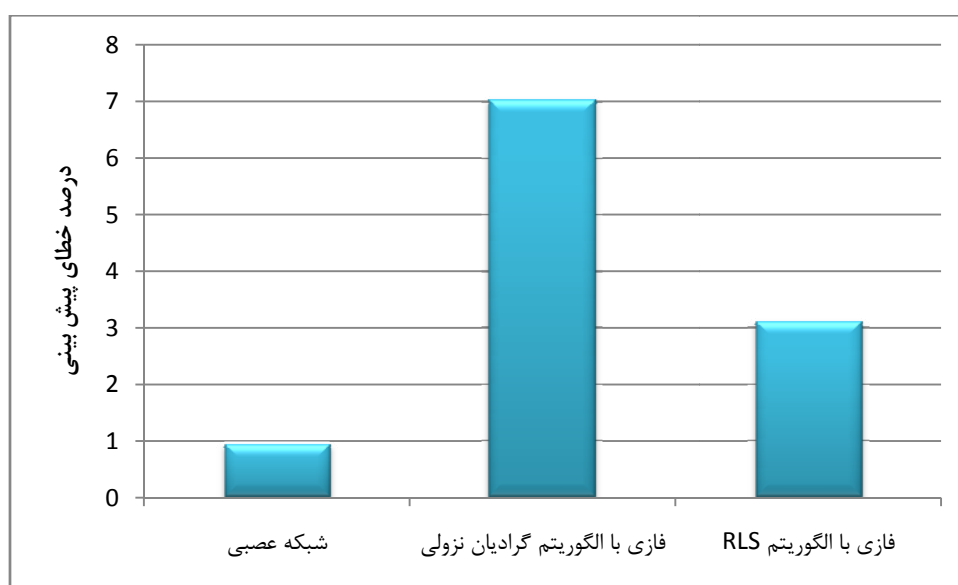
در اردیبهشت سال ۱۳۸۹، تعطیلی رسمی وجود نداشته لذا مقایسه فقط در میانگین خطای پیش بینی سه تعطیلی رسمی بهمن ماه سال ۱۳۸۸ صورت گرفته است.



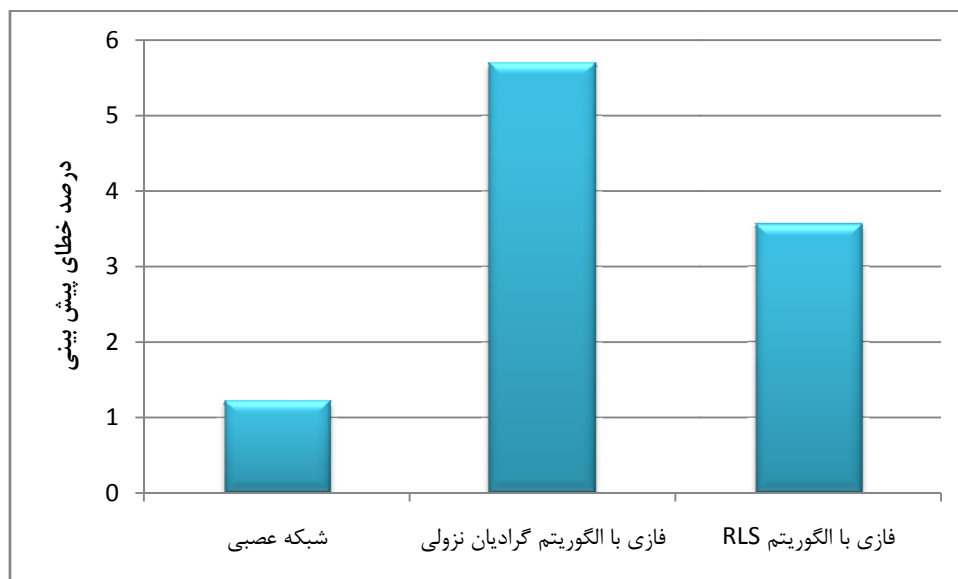
شکل ۴-۹: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه

۷-۴- مقایسه دقت پیش بینی پیک بار

دقت پیش بینی پیک بار در قابلیت اطمینان شبکه بسیار تاثیر گذار است. لذا دقت پیش بینی بالاتری را طلب می کند. با وجود اینکه برنامه های جداگانه ای جهت پیش بینی پیک بار طراحی می شوند اما نرم افزار عمومی پیش بینی بار نیز بایستی دقت قابل قبولی در برآورد بار در پیک مصرف داشته باشد.



شکل ۴-۱۰: میزان متوسط خطای مطلق در بهمن ماه



شکل ۴-۱۱: میزان متوسط خطای مطلق در اردیبهشت ماه

همانگونه که مشخص است، شبکه عصبی در این بخش نیز دقت قابل قبولی ارائه می کند.

نتیجه گیری

روش های هوشمند مختلفی جهت تقریب توابع معرفی شده اند که معروف ترین آنها، شبکه های عصبی و سیستم های فازی می باشند. در واقع این روش ها، توابعی هستند که قضیه استون را ارضاء می کنند و پارامترهای متغیر، بایستی توسط الگوریتم آموزش، به کمینه خطای تعریف شده همگرا شوند. انتخاب مناسبترین روش و الگوریتم آموزش جهت تقریب، بسته به شرایط مسئله می تواند بسیار دشوار باشد.

در این پروژه روش های مرسوم پیش بینی بار، یعنی شبکه های عصبی و سیستم فازی در برآورد بار شهرستان مشهد مورد مقایسه قرار گرفتند. جهت یکسان سازی شرایط، در برنامه کامپیوتری پارامترهای قابل تنظیم دو روش شبکه عصبی و سیستم فازی با آموزش به روش گرادیان نزولی مساوی قرار داده شد. لیکن سیستم فازی با آموزش به روش RLS بدلیل محدودیت حافظه RAM ، از آموزش مختصری بهره گرفت. نتایج نشان می دهد شبکه عصبی مناسبترین روش جهت برآورد بار است.

مراجع

- [1] Wenqing Zhao, Dongxiao Niu, "A mid-long term load forecasting model based on improved grey theory" *Information Management and Engineering (ICIME)*, 2010.
- [2] W. Charytoniuk, M. S. Chen, and P. Van Olinda, "Nonparametric regression based short-term load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, pp. 725–730, Aug. 1998.
- [3] H. Mori and K. Kosemura, "Optimal regression tree based rule discovery for short-term load forecasting," in *IEEE Power Eng. Soc. Winter Meeting, Columbus, OH, Jan. 2001*, pp. 421–426.
- [4] T. Haida and S. Muto, "Regression based peak load forecasting using a transformation technique," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, pp. 1788–1794, Nov. 1994.
- [5] W. Charytoniuk, M. Chen, and P. Olinda, "Nonparametric regression based short-term load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, pp. 725–730, Aug. 1998.
- [6] A. A. El-Desouky and M. M. Elkateb, "Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA," *Proc. Inst. Elect. Eng. Gen., Transm., Dist.*, vol. 147, no. 4, pp. 213–217, July 2000.
- [7] P. K. Dash, G. Ramakrishna, A. C. Liew, and S. Rahman, "Fuzzy neural networks for time-series forecasting of electric load," *Proc. Inst. Elect. Eng. Gen., Transm. Dist.*, vol. 142, pp. 535–544, Sept. 1995.
- [8] E. H. Barakat and J. M. Al-Qasem, "Methodology for weekly load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, pp. 1548–1555, Nov. 1998.
- [9] N. Amjady, "Short-Term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, pp. 798–805, Nov. 2001.
- [10] J. D. Cryer, *Time Series Analysis*. New York: Duxbury Press, 1986.
- [11] A. Bakirtzis, V. Petrldis, S. J. Kiartiz, and M. C. Alexiardis, "A neural network short term load forecasting model for the greek power system" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 11, no. 2, pp. 858–863, May 1996.
- [12] A. Khotanzad, R. Afkhami-rohani, T. Lu, A. Abaye, M. Davis, and D. J. Maratukulam, "A neural network based electric load forecasting system" *IEEE trans. Neural Netw.*, Vol. 8, no. 4, pp. 835–845, Jul 1997.

- [13] C. Kim, I. Yu, and Y. H. Song, "Kohonen neural network and wavelet transform based approach to short term load forecasting." *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 63, no. 3, pp. 169-176, 2002.
- [14] Paras Mandal, Tomonobu Senjyu, Toshihisa Funabashi, "Neural networks approach to forecast several hour ahead electricity price and loads in deregulated market", *Energy Conversion and Management*, Vol. 47, pp 2128-2142, 2006.
- [15] P.J. Santos, A.G. Martins, A.J. Pires, "Designing the input vector to ANN-based models for short-term load forecast in electricity distribution system", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 29, pp 338-347, 2007.
- [16] P. K. Dash, S. Mishra, S. Dash, and A. C. Liew, "Genetic optimization of a self organizing fuzzy neural network for load forecasting", in *Proc. Power Eng. Soc. Winter Meeting, Singapore, Jan. 2000*, vol. 2, pp. 1011-1016.
- [17] N.Fakhreshamloo, M.Kaheni, M. Haddad Zarif, L. Ghazizadeh, Z.Asghari, "A fuzzy approach for Khorasan Razavi short-term load forecasting" *24th International Power System Conference, Tehran, Iran, 2009*.
- [18] H. Mori, H. Kobayashi, "Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting" *IEEE Trans. Power Syst*, Vol 11, pp 390-396, 1996.
- [19] Rustum Mamlook, Omar Badran, Emad Abdulhadi "A fuzzy inference model for short-term load forecasting" *Energy Policy*, Vol 37, pp 1239-1248, 2009.
- [20] S .Chenthur Pandian, K. Duraiswamy, C. Christober Asir Rajan, N. Karangaraj "Fuzzy approach for short term load forecasting" *Electric Power System Research*, Vol 76, pp 541-548, 2006.
- [21] G. Liao, T. Taso, "Application of Fuzzy Neural Network and Artificial Intelligence for Load Forecasting", *Electric Power System Research*, Vol. 70, pp 237-244, 2004.
- [22] S. H. Ling, F. H. F. Leung, H. K. Lam, and P. K. S. Tam, "Short term electric load forecasting based on a neural fuzzy network", *IEEE Trans. Ind. Electron.* , Vol. 50, no. 6, pp. 1305-1316, Dec. 2003.
- [23] D. Srinivasan, S. Tan, C. S. Chang, and E. K. Chan, " Parallel neural network fuzzy expert system for short term load forecasting: System implementation and performance evaluation" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 14, no. 3, pp. 1100-1106, Aug, 1999.
- [24] Madam M. Gupta, Liang Jin, and Noriyasu Homma,"Static and Dynamic Neural Networks from fundamentals to advanced theory, A John Wiley & Sons, Inc. 2003.

[25] *Simon Haykin, "Neural Networks, A Comprehensive foundation", Prentice Hall International, Inc, 1999.*

[26] *Nikola K. Kasabov, "Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering", MIT Press, 1998.*

[27] *Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy Systems and Control", Prentice-Hall International, Inc., 1997.*

پیوست

برنامه های کامپیوتری

پ۱: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار به روش شبکه های عصبی

در این بخش برنامه آماده شده جهت پیش بینی بار به روش شبکه عصبی بطور مختصر توضیح داده می شود.

```
clc
```

```
clear all
```

در ابتدا اطلاعات آموزش از فایل مربوط خوانده شده و اطلاعات توان ساعات مختلف (به تفکیک)،

دما و کد روز ذخیره می شوند :

```
Data = xlsread('mashhad.xls');
```

```
P1 = Data(1:300,1)./1000 ;
```

```
P2 = Data(1:300,2)./1000 ;
```

```
P3 = Data(1:300,3)./1000 ;
```

```
P4 = Data(1:300,4)./1000 ;
```

```
P5 = Data(1:300,5)./1000 ;
```

```
P6 = Data(1:300,6)./1000 ;
```

```
P7 = Data(1:300,7)./1000 ;
```

```
P8 = Data(1:300,8)./1000 ;
```

```
P9 = Data(1:300,9)./1000 ;
```

```
P10 = Data(1:300,10)./1000 ;
```

```
P11 = Data(1:300,11)./1000 ;
```

```
P12 = Data(1:300,12)./1000 ;
```

```
P13 = Data(1:300,13)./1000 ;
```

```
P14 = Data(1:300,14)./1000 ;
```

```
P15 = Data(1:300,15)./1000 ;
```

```
P16 = Data(1:300,16)./1000 ;
```

```
P17 = Data(1:300,17)./1000 ;
```

```
P18 = Data(1:300,18)./1000 ;
```

```
P19 = Data(1:300,19)./1000 ;
```

```
P20 = Data(1:300,20)./1000 ;
```

```
P21 = Data(1:300,21)./1000 ;
```

```
P22 = Data(1:300,22)./1000 ;
```



```
P23 = Data(1:300,23)./1000 ;  
P24 = Data(1:300,24)./1000 ;  
T = Data(1:300,25)./50 ;  
C = Data(1:300,26)./3 ;
```

در این قسمت، ۲۴ شبکه جهت پیش بینی بار در ۲۴ ساعت شبانه روز تعریف می شوند :

```
net1 = newff([min(P1) max(P1);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net2 = newff([min(P2) max(P2);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net3 = newff([min(P3) max(P3);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net4 = newff([min(P4) max(P4);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net5 = newff([min(P5) max(P5);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net6 = newff([min(P6) max(P6);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net7 = newff([min(P7) max(P7);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net8 = newff([min(P8) max(P8);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net9 = newff([min(P9) max(P9);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net10 = newff([min(P10) max(P10);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net11 = newff([min(P11) max(P11);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});  
net12 = newff([min(P12) max(P12);min(T) max(T);min(T)  
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
```

```
net13 = newff([min(P13) max(P13);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net14 = newff([min(P14) max(P14);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net15 = newff([min(P15) max(P15);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net16 = newff([min(P16) max(P16);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net17 = newff([min(P17) max(P17);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net18 = newff([min(P18) max(P18);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net19 = newff([min(P19) max(P19);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net20 = newff([min(P20) max(P20);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net21 = newff([min(P21) max(P21);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net22 = newff([min(P22) max(P22);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net23 = newff([min(P23) max(P23);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
net24 = newff([min(P24) max(P24);min(T) max(T);min(T)
max(T);1 3; 1 3],[15 1],{'tansig' 'purelin'});
```

آماده سازی اطلاعات آموزش :

```
P_Y1=[P1(1:249)]';
P_Y2=[P2(1:249)]';
P_Y3=[P3(1:249)]';
P_Y4=[P4(1:249)]';
```

```
P_Y5=[P5(1:249)]';
P_Y6=[P6(1:249)]';
P_Y7=[P7(1:249)]';
P_Y8=[P8(1:249)]';
P_Y9=[P9(1:249)]';
P_Y10=[P10(1:249)]';
P_Y11=[P11(1:249)]';
P_Y12=[P12(1:249)]';
P_Y13=[P13(1:249)]';
P_Y14=[P14(1:249)]';
P_Y15=[P15(1:249)]';
P_Y16=[P16(1:249)]';
P_Y17=[P17(1:249)]';
P_Y18=[P18(1:249)]';
P_Y19=[P19(1:249)]';
P_Y20=[P20(1:249)]';
P_Y21=[P21(1:249)]';
P_Y22=[P22(1:249)]';
P_Y23=[P23(1:249)]';
P_Y24=[P24(1:249)]';
P_T1=[P1(2:250)]';
P_T2=[P2(2:250)]';
P_T3=[P3(2:250)]';
P_T4=[P4(2:250)]';
P_T5=[P5(2:250)]';
P_T6=[P6(2:250)]';
P_T7=[P7(2:250)]';
P_T8=[P8(2:250)]';
P_T9=[P9(2:250)]';
P_T10=[P10(2:250)]';
P_T11=[P11(2:250)]';
P_T12=[P12(2:250)]';
```

```
P_T13=[P13(2:250)]';  
P_T14=[P14(2:250)]';  
P_T15=[P15(2:250)]';  
P_T16=[P16(2:250)]';  
P_T17=[P17(2:250)]';  
P_T18=[P18(2:250)]';  
P_T19=[P19(2:250)]';  
P_T20=[P20(2:250)]';  
P_T21=[P21(2:250)]';  
P_T22=[P22(2:250)]';  
P_T23=[P23(2:250)]';  
P_T24=[P24(2:250)]';  
T_Y=[T(1:249)]';  
T_T=[T(2:250)]';  
C_Y=[C(1:249)]';  
C_T=[C(2:250)]';
```

تعریف شرایط توقف آموزش :

```
net1.trainParam.epochs = 2500;  
net2.trainParam.epochs = 2500;  
net3.trainParam.epochs = 2500;  
net4.trainParam.epochs = 2500;  
net5.trainParam.epochs = 2500;  
net6.trainParam.epochs = 2500;  
net7.trainParam.epochs = 2500;  
net8.trainParam.epochs = 2500;  
net9.trainParam.epochs = 2500;  
net10.trainParam.epochs = 2500;  
net11.trainParam.epochs = 2500;  
net12.trainParam.epochs = 2500;
```

```
net13.trainParam.epochs = 2500;  
net14.trainParam.epochs = 2500;  
net15.trainParam.epochs = 2500;  
net16.trainParam.epochs = 2500;  
net17.trainParam.epochs = 2500;  
net18.trainParam.epochs = 2500;  
net19.trainParam.epochs = 2500;  
net20.trainParam.epochs = 2500;  
net21.trainParam.epochs = 2500;  
net22.trainParam.epochs = 2500;  
net23.trainParam.epochs = 2500;  
net24.trainParam.epochs = 2500;  
net1.trainParam.goal = 0.0002;  
net2.trainParam.goal = 0.0002;  
net3.trainParam.goal = 0.0002;  
net4.trainParam.goal = 0.0002;  
net5.trainParam.goal = 0.0002;  
net6.trainParam.goal = 0.0002;  
net7.trainParam.goal = 0.0002;  
net8.trainParam.goal = 0.0002;  
net9.trainParam.goal = 0.0002;  
net10.trainParam.goal = 0.0002;  
net11.trainParam.goal = 0.0002;  
net12.trainParam.goal = 0.0002;  
net13.trainParam.goal = 0.0002;  
net14.trainParam.goal = 0.0002;  
net15.trainParam.goal = 0.0002;  
net16.trainParam.goal = 0.0002;  
net17.trainParam.goal = 0.0002;  
net18.trainParam.goal = 0.0002;  
net19.trainParam.goal = 0.0002;  
net20.trainParam.goal = 0.0002;
```

```
net21.trainParam.goal = 0.0002;  
net22.trainParam.goal = 0.0002;  
net23.trainParam.goal = 0.0002;  
net24.trainParam.goal = 0.0002;
```

آموزش شبکه های تعریف شده :

```
net1=train(net1,[P_Y1;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T1);  
net2=train(net2,[P_Y2;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T2);  
net3=train(net3,[P_Y3;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T3);  
net4=train(net4,[P_Y4;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T4);  
net5=train(net5,[P_Y5;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T5);  
net6=train(net6,[P_Y6;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T6);  
net7=train(net7,[P_Y7;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T7);  
net8=train(net8,[P_Y8;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T8);  
net9=train(net9,[P_Y9;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T9);  
net10=train(net10,[P_Y10;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T10);  
net11=train(net11,[P_Y11;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T11);  
net12=train(net12,[P_Y12;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T12);  
net13=train(net13,[P_Y13;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T13);  
net14=train(net14,[P_Y14;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T14);  
net15=train(net15,[P_Y15;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T15);  
net16=train(net16,[P_Y16;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T16);  
net17=train(net17,[P_Y17;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T17);  
net18=train(net18,[P_Y18;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T18);  
net19=train(net19,[P_Y19;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T19);  
net20=train(net20,[P_Y20;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T20);  
net21=train(net21,[P_Y21;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T21);  
net22=train(net22,[P_Y22;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T22);  
net23=train(net23,[P_Y23;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T23);
```

```
net24=train(net24,[P_Y24;T_Y;T_T;C_Y;C_T],P_T24);
```

پ ۲: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم *RLS*

در این بخش برنامه آماده شده جهت پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم *RLS* بطور مختصر توضیح داده می شود. توضیحات مربوط در متن برنامه به رنگ سبز مشخص است.

```
clc
clear all
load=[];%prediction load matrix
tyld=xlsread('C:\STLF\RLSordibehesht\Trainingyesterday
load.xls');%training yesterday load data
ttdd=xlsread('C:\STLF\RLSordibehesht\Trainingtempandda
y.xls');%training temprature and daycode data
tald=xlsread('C:\STLF\RLSordibehesht\Trainingactualloa
d.xls');%training actual load data
testyld=xlsread('C:\STLF\RLSordibehesht\testyesterdayl
oad.xls');%test yesterday load data
testttdd=xlsread('C:\STLF\RLSordibehesht\testtempandday
.xls');%test temprature and daycode data
for i = 1:24
    minl=floor(min(tyld(:,i))-30);%minimom load
    maxl=floor(max(tyld(:,i))+30);%maximom load
    mint=floor(min(ttdd(:,2))-5);%minimom temperature
    maxt=floor(max(ttdd(:,2))+5); %maximom temperature
    mind=0; %minimom day code
    maxd=4; %maximom day code
    lfs=5;% number of load fuzzy sets
    tfs=5;% number of temprature fuzzy sets
    dfs=3;% number of day code fuzzy sets
clear y
```

```

y(1:(lfs)*(tfs^2)*(dfs^2)) = mean(tyld(:,i)); %
begining theta
y=y';
lx=[tyld(:,i),ttdd];%learning x
ly=tald(:,i);
P=100*eye((lfs)*(tfs^2)*(dfs^2));
for j = 1:99
    b=bx(lx(j,:),minl,maxl,mint,maxt,mind,maxd);
    K=P*b*inv(b'*P*b+1);
    y=y+K*(ly(j)-b'*y);
    P=P-P*b*inv(b'*P*b+1)*b'*P;
    i
    j
end
ax=[testyld(:,i),testtdd];%actual x
clear l;
for j=1:29

l(j)=bx(ax(j,:),minl,maxl,mint,maxt,mind,maxd) '*y;
end
l=l';
load=[load,l];
end
xlswrite('C:\STLF\RLSordibehesht\predictedload.xls',load);

```

که تعریف تابع bx بصورت زیر است:

```

function a=bx(x,minl,maxl,mint,maxt,mind,maxd)
k=1;
lfs=5;% number of load fuzzy sets
tfs=5;% number of temprature fuzzy sets
dfs=3;% number of day code fuzzy sets

```



```
tfp=linspace(mint,maxt,tfs+2);
for j=1:tfs
    if i==j

a=relativedegreefunc(tfp(j),tfp(j+1),tfp(j+2),x);
    end
end
end
```

```
function a=lffunc(i,x,minl,maxl,mint,maxt,mind,maxd)
lfs=5;% number of load fuzzy sets
tfs=5;% number of temprature fuzzy sets
dfs=3;% number of day code fuzzy sets
lfp=linspace(minl,maxl,lfs+2);
for j=1:lfs
    if i==j

a=relativedegreefunc(lfp(j),lfp(j+1),lfp(j+2),x);
    end
end
end
```

```
function a=dffunc(i,x,minl,maxl,mint,maxt,mind,maxd)
lfs=5;% number of load fuzzy sets
tfs=5;% number of temprature fuzzy sets
dfs=3;% number of day code fuzzy sets
dfp=linspace(mind,maxd,dfs+2);
for j=1:dfs
    if i==j
```

```
a=relativedegreefunc(dfp(j),dfp(j+1),dfp(j+2),x);
    end
end
end
```

تابع *relativedegreefunc* نیز بصورت زیر است :

```
function y=relativedegreefunc(a,b,c,x)
if (x>=c | x<= a)
    y=0;
elseif (x>=a & x<= b)
    y=(x-a)/(b-a);
elseif (x>=b & x<= c)
    y=(c-x)/(c-b);
end
end
```

پ ۳: برنامه کامپیوتری پیش بینی بار با استفاده از الگوریتم آموزش گرادیان نزولی

```
clc
clear all

for counter=984:1012
    ld=xlsread('C:\STLF\data1.xls','sheet1');
    la=xlsread('C:\STLF\data2.xls','sheet1');
    X=ld([1:50:1000],:);
    [r1 c1]=size(X);
    for i=1:r1
        S(i,:)=[50,50,7,7,7,1,1,1];
    end
end
```

```

Y=X(:,1)';
p=counter-150;
alpha=0.15;
while p<counter
    ep=100;
    while ep>0.5
        for i=1:r1
            z(i)=z1(X(i,:),S(i,:),ld(p,:));
        end
        a=sum(z.*Y);
        b=sum(z);
        f=a/b;
        Y=Y-(alpha*(f-la(p))/b)*z;
        for l = 1:r1
            for i = 1:c1
                X(l,i)= X(l,i) - (alpha*(f-
la(p))*((Y(l)-f)/b)*z(l)*2*(ld(p,i)-
X(l,i))/(S(l,i)^2));
            end
        end
        for l = 1:r1
            for i = 1:c1
                S(l,i)= S(l,i) - (alpha*(f-
la(p))*((Y(l)-f)/b)*z(l)*2*((ld(p,i)-
X(l,i))^2)/(S(l,i)^3));
            end
        end
        ep = 0.5*(f-la(p))^2;
    end
    p=p+1;
end
yb(counter,1)=gdstlftest(X,S,Y,ld(counter,:),r1);

```

فرایند مشابه جهت ساعات دیگر نیز انجام می پذیرد:

.
. .
. .
. .

```
ld=xlsread('C:\STLF\data1.xls','sheet24');
la=xlsread('C:\STLF\data2.xls','sheet24');
X=ld([1:50:1000],:);
[r1 c1]=size(X);
for i=1:r1
    S(i,:)=[50,50,7,7,7,1,1,1];
end
Y=X(:,1)';

p=counter-150;
alpha=0.5;
while p<counter
    ep=100;
    while ep>0.5
        for i=1:r1
            z(i)=zl(X(i,:),S(i,:),ld(p,:));
        end
        a=sum(z.*Y);
        b=sum(z);
        f=a/b;
        Y=Y-(alpha*(f-la(p))/b)*z;
        for l = 1:r1
            for i = 1:c1
```

```

                X(l,i)= X(l,i) - (alpha*(f-
la(p))*((Y(l)-f)/b)*z(l)*2*(ld(p,i)-
X(l,i))/(S(l,i)^2));
            end
        end
        for l = 1:r1
            for i = 1:c1
                S(l,i)= S(l,i) - (alpha*(f-
la(p))*((Y(l)-f)/b)*z(l)*2*((ld(p,i)-
X(l,i))^2)/(S(l,i)^3));
            end
        end
        ep = 0.5*(f-la(p))^2;
    end
    p=p+1;
end
yb(counter,24)=gdstlftest(X,S,Y,ld(counter,:),r1);
counter
end

```

که در آن تابع *gdstlftest* که مربوط به تعیین تابع فازی است بصورت زیر تعریف می شود:

```

function f=gdstlftest(X,S,Y,Xin,r1)
    for i=1:r1
        z(i)=zl(X(i,:),S(i,:),Xin);
    end
    a=sum(z.*Y);
    b=sum(z);
    f=a/b;
end

```

و تابع *zl* برابر است با :

```
function z=z1(x,s,xin)
l= length(xin);
z=1;
for i=1:l
    z=z*exp(-(((xin(i)-x(i))/s(i))^2));
end
end
```

ABSTRACT:

The optimal power network management becomes more and more important with the extension of power networks and connection of local networks to each other. Units planning in power system needs precise load forecast so nowadays load prediction is one of the fundamentals of network management. As load forecasting is itself one sample of function prediction, use of intelligent methods like neural networks and fuzzy systems may help in precise load prediction.

The aim of this thesis is to prepare a software which can predict Mashhad load in an intelligent way. To gain that, back propagation neural network, gradient decent fuzzy system and RLS fuzzy system was tested. Accuracy is the criteria in comparison of these methods. The inputs of all these models were historical data and climate information.

The results states that back propagation neural network has desirable accuracy in Mashhad load prediction and fuzzy system with RLS learning algorithm can be a good choice but hardware restrictions must be considered.



Shahrood University of Technology

School of Electrical, Electronic & Robotic Engineering

***Design of a fuzzy system for short term load
forecasting by gradient decent method***

Naeimeh Fakhreshamloo

Supervisor:

Mohammad Haddad Zarif (PhD)

September 2011