پیش بینی کوتاه مدت بار سیستم قدرت با استفاده از روشهای ترکیبی مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی

محمدرضا انصاری [1] ,ایمان قناد جلالی [2]

1- استادیار، گروه مهندسی برق، مرکز آموزش عالی شهرضا، اصفهان، ایران
mansari@shahreza.ac.ir

2- دانشجو، گروه مهندسی برق، مرکز آموزش عالی شهرضا، اصفهان، ایران
imanjalali92110@gmail.com

Archive of SID

چکیده . امروزه پیش بینی کوتاه مدت بار نقش مهمی در عملکرد مجموعه های سیستم قدرت الکتریکی ایفا می کنند. خطای پیش بینی ، مستقیما بر روی رفتار سیستم در بازار نیز اثر می گذارد ، به همین دلیل تلاش های بسیاری جهت کاهش مقدار خطای پیش بینی کوتاه مدت بار انجام گرفته است. در این مقاله جهت پیش بینی بار یک سیستم قدرت از شبکه های عصبی مصنوعی مختلف استفاده گردیده است. این شبکه های عصبی شامل شبکه ی عصبی شعاعی (RBF)[1]، الگوریتم خطای تکثیر بازگشتی (BP)[2] و جعبه افزار شبکه ی عصبی نرم افزار MATLAB می باشد. در ادامه نیز جهت کاهش خطای پیش بینی روشهای کاربردی مبتنی بر ترکیب این شبکه های عصبی پیشنهاد گردیده است. در ترکیب این شبکه ها یکبار از شیوه مینیمم سازی واریانس استفاده شده و یکبار نیز از شیوه محاسبه مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس استفاده گردیده است. با اجرای روشهای مختلف ذکر شده جهت پیش بینی کوتاه مدت بار بر روی یک شبکه تست نمونه، نتایج بدست آمده مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان داد روش ترکیبی مبتنی بر شیوه محاسبه مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس کمترین خطای پیش بینی را ارائه می نماید.

کلید واژه : پیش بینی کوتاه مدت بار ، شبکه ی عصبی مصنوعی ، شبکه ی عصبی شعاعی(RBF) ، الگوریتم خطای تکثیر بازگشتی (BP) ، جعبه ابزار شبکه ی عصبی نرم افزار MATLAB ، روش ترکیبی .

[1] Radial Basis Functions
[2] Error back-propagation algorithm (BP)

www.SID.ir

مقدمه

نکته مهم در طراحی سیستم قدرت، حصول گسترش منظم و اقتصادی است که نیاز آتی عامه را با در نظر گرفتن قابلیت اطمینان مناسب برآورده سازد. عناصر سیستم تغذیه یعنی خطوط انتقال فرعی، پست ها و فیدرهای توزیع عموما دارای ظرفیت هایی هستند که چندین مرتبه کوچک تر از بار کل سیستم می باشند. طراحی صحیح تجهیزات توزیع برای آینده به پیش بینی توزیع جغرافیایی تقاضای الکتریکی در آینده نیازمند است به طوری که تمایز بین ظرفیت های ممکنه، مکان ها و اتصالات قابل تغییر باشند. . بنابراین روش های انجام چنین پیش بینی هایی موضوعی است که طی چندین ساله اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته است. از جمله مواردی که می توانند در پیش بینی بار مورد توجه قرار گیرند عبارتند از : رشد و کنترل جمعیت ، اطلاعات محلی ، کنترل استفاده از زمین ، فاکتور اقتصادی ، استفاده از دیگر سوخت ها ، سیاست انرژی ، وضع آب و هوا ، قضاوت شخصی و ...

پیش بینی بار از نظر زمان به سه دسته تقسیم بندی می گردد که عبارتند از: پیش بینی دراز مدت بار، پیش بینی میان مدت بار، پیش بینی کوتاه مدت بار.

پیش بینی کوتاه مدت بار ، معمولاً بین یک روز تا یک سال می باشد. دلایل اصلی پیش بینی کوتاه مدت عبارتند از:

1- زمان بندی مناسب برای بهره برداری اقتصادی از واحدهای قدرت

2- زمان بندی مناسب جهت برنامه ریزی تعمیرات و سرویس دوره ای نیروگاه ها و خطوط انتقال

3-اطلاع از بار شبکه جهت اطمینان و امنیّت شبکه و جلوگیری از حوادث احتمالی در اثر عواملی نظیر اضافه بار و تغییرات ولتاژ

4-رعایت میزان تولید انرژی تعیین شده واحدهای آبی با توجه به میزان ذخیره ی آب پشت سدها و فصول مختلف[1]

روشهای مختلف که برای پیش بینی کمیت های مختلف در سیستمهای متفاوت مورد استفاده قرار می گیرد به طورکلی به سه دسته تقسیم می شود :

روش های کمی : در روشهای کمی عمده هدف پیداکردن یک مدل و مبنای ریاضی برای ترسیم رفتار آینده سیستم می باشد.

روش های کیفی : روشهای پیش بینی کیفی بیشتر برای سیستم هایی بکار می رود که مدل ریاضی ندارند و یا مدل احتمالی آنها پیچیده و کاملا غیر خطی است و به آسانی نمی توان بوسیله روشهای کلاسیک ریاضی به این مدل رسید.

روش های کمی و کیفی : این روش در سال های اخیر بیشتر مورد توجه قرار گرفته به این صورت که برای تعیین رفتار یک سیستم از ترکیب مدل ریاضی و مدل توصیفی آن استفاده می شود.

Archive of SID

www.SID.ir

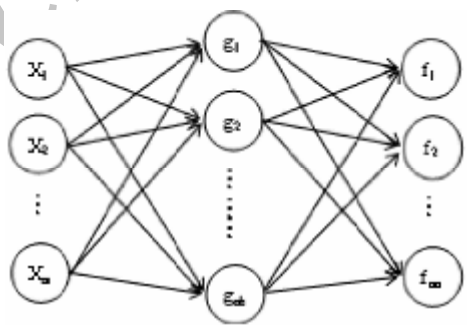
خطای پیش بینی را نیز می توان بدین طریق مورد آزمایش قرار داد که بار سال جاری و سال های قبل را با استفاده از روش های پیش بینی به دست آورد و با مقایسه آن با مقادیر واقعی و ثبت شده مقدار خطا را مشخص نمود. برای این کار از روش های مختلف آماری می توان بهره برد. نتایج بدست آمده برای پریود انتخاب شده قابل استفاده می باشد. تأثیر خطای پیش بینی بار، بسته به نحوه توزیع خطا دیدگاه جالبی درباره طراحی سیستم توزیع و توسعه مفاهیم مفید در روش های طراحی ارائه می کند که تجزیه و تحلیل فرکانسی توزیع خطا نامیده می شود. از نظر تأثیر توزیع خطا بر طراحی سیستم قدرت، این سیستم ها به صورت فیلتر پایین گذر می باشند.

در این مقاله جهت پیش بینی کوتاه مدت بار الکتریکی سیستم قدرت از شبکه های عصبی مختلف و همچنین ترکیب این شبکه های مختلف استفاده گردیده است. در ترکیب این شبکه ها هدف مینیمم کردن خطای پیش بینی بار بوده است. همچنین شیوه ترکیب شبکه عصبی مختلف مبتنی بر مینیمم سازی واریانس و محاسبه مقادیر ویژه کوواریانس بوده است. در ادامه در قسمت بعدی روشهای پیش بینی بار مبتنی بر شبکه های عصبی و ترکیبی از آنها، ارائه شده است، سپس در قسمت نتایج به پیش بینی بار الکتریکی یک شبکه نمونه با استفاده از شبکه های عصبی و ترکیبی از آنها پرداخته و در پایان نیز بحث و نتیجه گیری ارائه شده است.

1- روش های پیش بینی بار

1-1- روش شبکه ی عصبی شعاعی

در حوزه ی مدلسازی ریاضی، RBF یک شبکه عصبی مصنوعی است که از توابع پایه ای شعاعی به عنوان توابع فعالیت استفاده می‌کند. خروجی این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه ی شعاعی برای پارامترهای ورودی و نرون ها است. این شبکه‌ها در تابع تقریب،پیشبینی سری‌های زمانی،کلاس بندی و کنترل سیستم مورد استفاده قرار می گیرند.این شبکه از سه لایه ی ورودی ، مخفی و خروجی تشکیل شده است و شکل ساختاری آن به صورت زیر می باشد:



شکل1. ساختار شبکه ی عصبی شعاعی(RBF)

1-2- روش الگوریتم خطای تکثیر بازگشتی

این الگوریتم از جمله های الگوریتم هایی است که امروزه کاربرد های زیادی در شبکه های عصبی دارد و از لایه ی ورودی، لایه ی خروجی و یک لایه مخفی بیشتر تشکیل شده است . همچنین مانند شبکه های عصبی شعاعی این

Archive of SID
www.SID.ir

الگوریتم از نوع آموزشی بوده و آموزش آن از دو بخش تشکیل می شود ، سیگنال مثبت تکثیری و پردازش خطای تکثیر بازگشتی. یک ورودی می تواند با استفاده از لایه ی ورودی به شبکه داده شود و پس از عبور از لایه ی مخفی به لایه خروجی برسد. اگر اختلافی بین خروجی و مقدار واقعی مورد نظر وجود داشت ، این فرآیند می تواند بارها و بارها تکرار شود .

در عین حال این الگوریتم معایبی از جمله همگرایی کند و بازده آموزشی کم را دارا می باشد. برای مواجهه با این مشکلات راه کار هایی ارائه شده است از جمله ؛ روش تکانه که با ترکیب روش تنظیم الگوریتم B_P با روش تنظیم تکانه و ترکیب آن ها سرعت همگرایی بیشتر می شود.[2]

1-3- روش استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی

برنامه ی مورد استفاده در مقاله برای شبیه سازی با جعبه ابزار نرم افزار MATLAB ، برنامه ی ((neuralfitting(nftool) می باشد. این برنامه ورودی و خروجی مناسب مسئله را با دو لایه ی پیش رو از شبکه ی عصبی حل می کند. لایه های پیش رو خود از دو لایه (لایه ی مخفی و لایه ی خطی خروجی) تشکیل شده و برنامه به صورتی طراحی شده بهترین مدل سازی را برای رسیدن به هدف انجام می دهد.

3 روش گفته ارائه شده در بالا ، روش هایی هستند که با استفاده از آن ها به شبیه سازی و پیش بینی بار پرداختیم.

جهت نتیجه گیری بهتر و کاهش خطا ، این روش ها را همچنین با یکدیگر ترکیب می کنیم :

1-4- روش ترکیبی

برای ترکیب شبکه های عصبی از دو روش استفاده می کنیم :

1- مینیمم کردن واریانس[3]

2- استفاده از مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس[4]

فرض کنید که پیش بینی بار به روش های F1 و F2 ... تا F_M انجام شده باشد. بنابراین ترکیب روش های پیش بینی به صورت زیر خواهد بود :

[3] variance minimization
[4] eigenvector of covariance matrix

Archive of SID
www.SID.ir

$$\bar{F} = \sum_{j=1}^{M} w_j \bar{F}_j \quad (1)$$

Where $\bar{F}, \bar{F}_j \in R^N$

$$\sum_{j=1}^{M} w_j = 1 \;\&\; w_j \geq 0 \; \forall j = 1, \ldots, M. \quad (2)$$

در رابطه (1) $\bar{F}$ مقدار پیش‌بینی حاصل از ترکیب روش‌ها F1 و F2 ... تا F_M را نشان می دهد. ضریب w_j در این روابط یک عدد بین صفر و یک خواهد بود که مسئله مهم در ترکیب روش ها، مشخص کردن مقدار دقیق w_j خواهد بود. در اینجا ما به دو روش جهت محاسبه w_j اشاره خواهیم کرد :

1-4-1- محاسبه ضرایب w_j به روش مینیمم سازی واریانس

فرض کنید L مقدار واقعی بار باشد که ما از قبل آن را به عنوان معلوم در دست داریم. و تعداد نمونه های L برابر N_s باشد و $\bar{F}$ مقدار پیش‌بینی شده بوسیله ترکیب روش‌ها باشد. بنابراین خطای پیش‌بینی بصورت رابطه (3) تعریف خواهد شد.

$$\bar{L} = \bar{F} + \bar{\varepsilon} \quad (3)$$

جهت مینیمم کردن مجموع مربعات خطا (RMSE)، مسئله بهینه سازی به صورت زیر تعریف خواهد شد :

$$\text{Min } \frac{1}{2} \frac{||L-F||_2^2}{N_S}$$

Or

$$\text{Min } \frac{1}{2N_s} ||L - \sum_{j=1}^{M} w_j \bar{F}_j||_2^2$$

subject to:

$$\sum_{j=1}^{M} w_j = 1 \;\&\; w_j \geq 0 \; \forall \, j = 1, \ldots, M \quad (4)$$

با ساده سازی مسئله بالا تابع هدف را می توان به صورت زیر بازنویسی کرد :

Archive of SID
www.SID.ir

$$\frac{1}{2N_S}||w_1(L-F_1) + \cdots + w_M(L-F_M)||_2^2 \quad (5)$$

$$= [w_1 \quad \dots \quad w_M] \times \frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{M1} & \cdots & w_{MM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix} (6)$$

Where $V_{kl} = \frac{(L-F_k)^T(L-F_l)}{N_S} \; \forall \; k,l = 1,\dots,M$ (7)

Thus,

$$\frac{1}{2}\frac{||\bar{L}-\bar{F}||_2^2}{N_S}[w_1 \quad \dots \quad w_M]\frac{1}{2}[V]\begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix} \quad (8)$$

که در رابطه (7)، V ماتریس کوواریانس تخمین زده شده خطای روش ترکیبی می باشد. درصورتی بخواهیم کمترین خطا را داشته باشیم (رابطه (6) مینیمم گردد) و میانگین مربعات خطای پیش‌بینی شده کم‌ترین مقدار باشد، باید مقادیر W محاسبه شوند. برای یافتن بهترین جواب، از روش‌های بهینه سازی استفاده شده است. برای این منظور می‌توان تابع هدف و قیود را به صورت رابطه زیر بیان کرد :

$$\min_{\bar{w}\in R^M} \frac{1}{2}\bar{w}^T V \bar{w} \quad (9)$$

Subject to :

$$\sum_{j=1}^{M} w_j = 1 \;, \quad w_j \geq 0$$

Where $w = [w_1 \;\; w_2 \;\; \dots \;\; w_M]^T$

در این پایان نامه از الگوریتم ژنتیک جهت بدست یافتن بهترین جواب برای wها استفاده شده است.

با یافتن wهای مناسب آنها را در رابطه (1) جایگزین کرده و مقدار پیش بینی مناسب را بدست می آوریم.

1-4-2- محاسبه ضرایب w_j از طریق مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس

این قسمت را بطور خلاصه بیان می‌کنم.

Archive of SID
www.SID.ir

با یافتن ماتریس V بر اساس روش گفته شده در بالا، مقادیر ویژه ماتریس V محاسبه شده و بردار ویژه متناسب با کوچک ترین مقدار ویژه را به صورت زیر بدست می آوریم:

$$\overline{PM} = [P_1M \;\; P_2M \;\; \dots \;\; P_MM]^T \qquad (10)$$

در این رابطه PM بردار ویژه مربوط به کمترین مقدار ویژه می باشد. و P_1M عنصر مربوط به بردار ویژه برای روش اول پیش‌بینی (F1) می‌باشد.

بنابراین از آنجایی که مقدار w_j باید بزرگتر از صفر و مجموع شان برابر یک باشد می‌توان وزن هر روش پیش بینی را به صورت زیر نوشت :

$$w_j = \frac{|P_jM|}{\sum_{j=1}^{M}|P_jM|} \qquad (11)$$

پس از محاسبه w_j ها، آنها را در رابطه (1) قرار داده و مقدار پیش بینی براساس ترکیب روش ها بدست خواهد آمد.[3]

3- نتایج شبیه سازی

در این قسمت به شبیه سازی یک شبکه تست نمونه با 3 روش یاد شده و سپس روشهای ترکیبی با استفاده از شبکه های عصبی مختلف پرداخته ایم. جهت مقایسه نتایج حاصله 2 خطای (RMSE) و (MAPE) برای هر شبکه به طور جداگانه محاسبه شده است که تعریف آن ها به صورت زیر می باشد :

خطای جذر میانگین مربع ها (RMSE): تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}|e_i|^2}{n}} \qquad (12)$$

Archive of SID

www.SID.ir

درصد میانگین مطلق خطا (MAPE): برای مقایسه ی عملکرد پیش بینی در چندین سری داده ی مختلف استفاده می شود.

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{e_i}{Y_i}\right|\times 100 \qquad (13)$$

3-1- اطلاعات مورد نیاز شبکه تست جهت شبیه سازی

در شبکه ی تست مورد نظر ، برای هر روز 12 داده ی مربوط به میزان بار که به فاصله ی زمانی 2 ساعت اندازه گیری شده است موجود می باشد. از طرف دیگر برای هر روز بالاترین درجه حرارت ، پایین ترین درجه حرارت و مشخصات آب و هوا نیز اندازه گیری شده است . ضمن این که با توجه به اطلاعات و تاریخ هایی که در شبکه ی تست مورد نظر ارائه شده است، داده ها مربوط به تاریخ 2008/7/1 تا 2008/7/11 می باشد. با توجه به این که تاریخ 2008/7/1 مربوط به روز سه شنبه می باشد و در بازه ی زمانی مورد نظر روز های شنبه و یک شنبه که به ترتیب مصادف با تاریخ های 2008/7/5 و2008/7/6 است ، تعطیل بوده به این روز ها ضریب 2 در پیش بینی بار تعلق گرفته و برای بقیه روزها غیر تعطیل ضریب 1 در نظر گرفته شده تا تاثیر نوع روز (روز های تعطیل و غیر تعطیل) نیز در این شبیه سازی لحاظ شود. زمانی که اطلاعات آب و هوا برای هر روز در دسترس باشد ، امکان پیش بینی بار در روز مورد نظر که قصد پیش بینی بار در آن را داریم با استفاده از شبکه ی عصبی وجود دارد .

شبکه ی عصبی پیشنهاد شده ، دارای 16 گره ورودی ، 25 گره مخفی و 12 گره خروجی می باشد . همه ی 12 دسته ی میزان بار برای هر روز به همراه 3 عامل محیطی و یک عامل جهت در نظر گرفتن روز های تعطیل ، ورودی شبکه ی عصبی می باشند . برای هر روز ، 12 دسته ی میزان بار در روز بعد ، خروجی شبکه ی عصبی در نظر گرفته می شوند. در نتیجه میزان بار و ویژگی های آب و هوایی و ضریب روز های تعطیل از 2008/7/1 تا 2008/7/10 به عنوان ورودی آموزش شبکه ی عصبی و میزان بار از 2008/7/2 تا 2008/7/11 به عنوان خروجی شبکه ی عصبی استفاده می شوند. اطلاعات لازم را می توان در جدول (1) مشاهده کرد :[4]

Archive of SID
www.SID.ir

جدول 1. اطلاعات مربوط به داده ها برای هر 3 الگوریتم استفاده شده

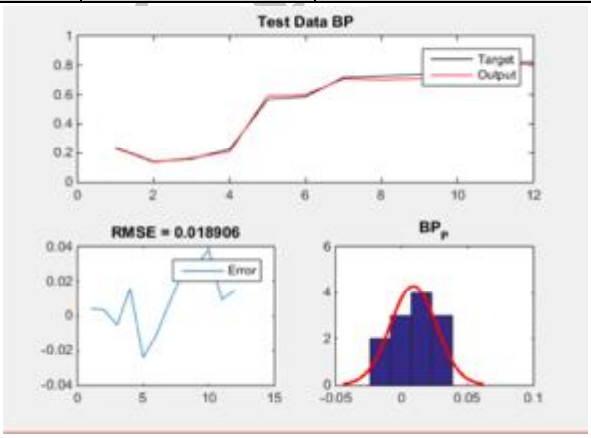
روز	میزان بار	ویژگی های آب و هوایی
2008/7/1	0.2452 0.1466 0.1314 0.2243 0.5523 0.6642 0.7015 0.6981 0.6821 0.6945 0.7549 0.8215	
2008/7/2	0.2217 0.1581 0.1408 0.2304 0.5134 0.5312 0.6819 0.7125 0.7265 0.6847 0.7826 0.8325	0.2415 0.3027 0
2008/7/3	0.2525 0.1627 0.1507 0.2406 0.5502 0.5636 0.7051 0.7352 0.7459 0.7015 0.8064 0.8156	0.2385 0.3125 0
2008/7/4	0.2106 0.1105 0.1243 0.1978 0.5021 0.5232 0.6819 0.6952 0.7015 0.6825 0.7825 0.7895	0.2216 0.2701 1
2008/7/5	0.2115 0.1201 0.1312 0.2019 0.5532 0.5736 0.7029 0.7032 0.7189 0.7019 0.7965 0.8025	0.2352 0.2506 0.5
2008/7/6	0.2335 0.1322 0.1534 0.2215 0.5623 0.5827 0.7198 0.7276 0.7359 0.7506 0.8092 0.8221	0.2542 0.3125 0
2008/7/7	0.2368 0.1432 0.1653 0.2205 0.5823 0.5971 0.7136 0.7129 0.7263 0.7153 0.8091 0.8217	0.2601 0.3198 0
2008/7/8	0.2342 0.1368 0.1602 0.2131 0.5726 0.5822 0.7101 0.7098 0.7127 0.7121 0.7995 0.8126	0.2579 0.3099 0
2008/7/9	0.2113 0.1212 0.1305 0.1819 0.4952 0.5312 0.6886 0.6898 0.6999 0.7323 0.7721 0.7956	0.2301 0.2867 0.5
2008/7/10	0.2005 0.1121 0.1207 0.1605 0.4556 0.5022 0.6553 0.6673 0.6798 0.7023 0.7521 0.7756	0.2234 0.2799 1
2008/7/11	0.2123 0.1257 0.1343 0.2079 0.5579 0.5716 0.7059 0.7145 0.7205 0.7401 0.8019 0.8136	0.2314 0.2977 0

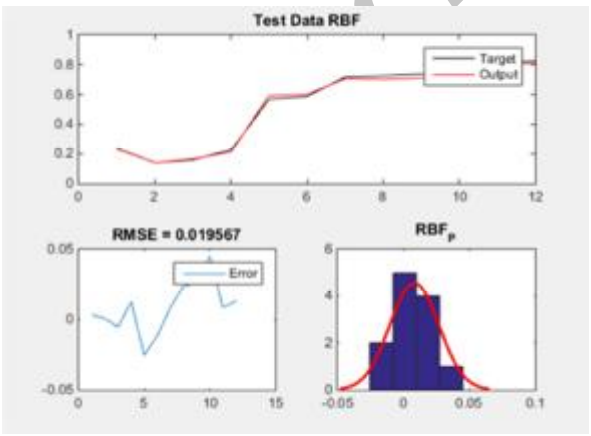
www.SID.ir

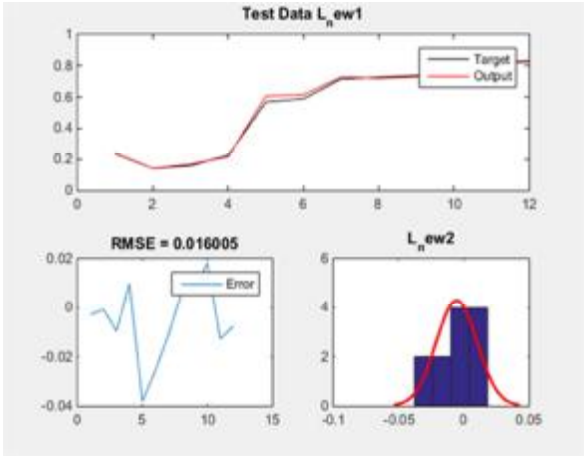
حال می توان نتایج مربوط به هر یک از روش ها را با مقادیر این دو خطا که در جدول(2) آمده است ، با هم مقایسه نمود:

جدول2. میزان خطای هر روش به صورت تفکیک شده

روش شبیه سازی / نوع خطا	شبکه ی عصبی شعاعی	الگوریتم خطای تکثیر بازگشتی	تولباکس شبکه ی عصبی مصنوعی	ترکیب با روش مینیمم سازی واریانس	ترکیب با روش مقادیر ویژه ی ماتریس کوواریانس
RMSE	0/01956	0/01890	0/02681	0/01600	0/014489
MAPE	2/8282	3/1031	4/2980	2/6373	2/4708







همچنین می توان نمودار های مربوط به هر روش را در زیر مشاهده و مقایسه کرد :

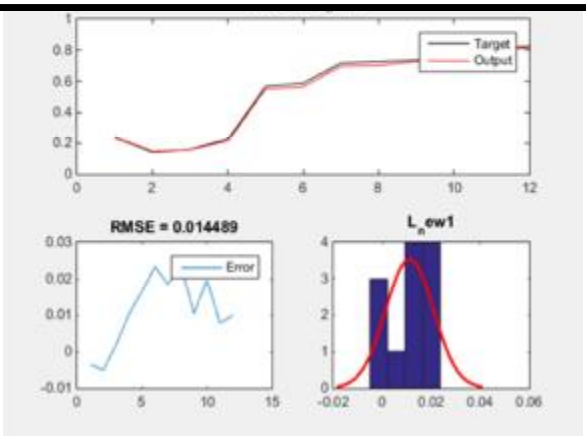
شکل 3. نتایج مربوط به الگوریتم B_P

شکل 2. نتایج مربوط به شبکه ی عصبی شعاعی

شکل 5. نتایج مربوط به ترکیب با مینیمم سازی واریانس

شکل 4. نتایج مربوط به جعبه ابزار شبکه ی عصبی

www.SID.ir



شکل 6. نتایج مربوط به ترکیب با روش مقادیر ویژه ی ماتریس کوواریانس

همان طور که در شکل (2) مشاهده می شود استفاده از شبکه ی عصبی شعاعی(RBF) برای پیش بینی بار نتیجه نسبتا مناسبی داشته و مقدار مجموع مربعات خطا در حدود 0/02 به دست آمده که مقدار قابل قبولی می باشد و همچنین سرعت همگرایی آن نیز بسیار بالا می باشد . در شکل(3) الگوریتم B_P میزان مجموع مربعات خطای کم تری را نسبت به شبکه ی عصبی شعاعی به ثبت رسانده که این مطلب با توجه به تاثیر دادن روزهای تعطیل که شبکه را به سمت پیچیده تر شدن پیش می برد، قابل توجیه است . پیچیده تر شدن شبکه نیاز به تمرین و تکرار را برای شبکه ی عصبی بالاتر برده و باعث کاهش سرعت شبکه می شود که در این صورت شبکه هایی با سرعت عملکرد پایین تر و در عوض آموزش دقیق تر می توانند خطای بهتری را نسبت به سایر شبکه ها به ثبت برسانند. نتایج حاصل از شبیه سازی با جعبه ابزار نرم افزار MATLAB در شکل (4) نشان می دهد که این روش در مقابل پیچیده شدن شبکه بسیار آسیب پذیر بوده و همان طور که در نمودار مجموع مربعات خطا مشاهده می شود ، این شبکه در ورودی 5 و6 مقدار خطای بسیار بالایی (حتی بالاتر از ماکزیموم خطای دو روش قبلی) به ثبت رسانده است. همان طور که مشاهده می شود مجموع مربعات خطای حاصل استفاده از الگوریتم ژنتیک (شکل(5)) مقدار کم تری نسبت به سه روش قبلی داشته ، اما مشکل خطای زیاد در ورودی 10 همچنان با الگوریتم ژنتیک نیز پابرجا می باشد (افزایش خطای منفی در ورودی 5 باعث کاهش مجموع خطا شده است). همان طور که در شکل(6) مشاهده می شود ، استفاده از مقادیر ویژه ی ماتریس

Archive of SID
www.SID.ir

کوواریانس انتظار ما از روش ترکیبی را کاملا برآورده کرده و مقدار خطا به شکل چشمگیری نسبت به سایر روش ها کاهش یافته است.

4- نتیجه گیری و پیشنهادات

از جمله ی روش هایی که در سالیان اخیر برای پیش بینی کوتاه مدت بار کارآمد بوده و بیشتر استفاده می شود ، روش شبکه های عصبی مصنوعی است که بر پایه ی استفاده از هوش مصنوعی می باشد. در این مقاله در ابتدا از شبکه ی عصبی شعاعی(RBF) ، الگوریتم B_P و جعبه ابزار شبکه ی عصبی نرم افزار MATLAB برای پیش بینی بار استفاده شد، ولی با توجه به پیچیدگی شبکه ی تست مورد نظر ، مجموع مربعات خطا برای روش های گفته شده عددی نزدیک به 0/02 به دست می آید که نشانگر کم بودن دقت شبکه می باشد.

جهت استفاده ی بهینه از تمام روش های گفته شده در جهت کاهش خطا ، از روش ترکیب شبکه ی عصبی بهره برده شده است . ترکیب با استفاده از دو روش انجام شده است که در روش اول (استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه سازی 3 روش) با توجه با ساختار الگوریتم ژنتیک و روش کار این الگوریتم ، برای کاهش بیشتر خطا پیشنهاد می شود تا نقطه ی هدفی برای الگوریتم تعیین گردد که در شبکه ی تست مورد نظر نقطه ی هدف مشخصی برای این الگوریتم در نظر گرفته نشده و بستگی به نظر طراح خواهد داشت. نکته ی دیگری که در مورد بهبود خطا در روش اول می توان به کار برد، استفاده از الگوریتمی است که دارای دقت بیش تری بوده و پشتوانه ی ریاضی قوی تری در مقایسه با الگوریتم ژنتیک داشته باشد. اما در روش دوم (استفاده از ماتریس کوواریانس جهت ترکیب 3 روش) مطابق انتظار مجموع مربعات خطا کاهش چشمگیری داشته و به مقدار 0/014 رسید که نشان از دقت پیش بینی بسیار بالاتر این روش دارد. این روش ، به مراتب خطای پایین تری نسبت به سایر روش ها و الگوریتم ها داراست و دارای خطای پیش بینی ثابتی در هر ورودی می باشد ، پس این روش می تواند نیاز های ما را در کوتاه مدت برطرف نموده و با خطای کم موجب کاهش هزینه ها و اتلاف وقت شود.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع و مآخذ

[1] هادیان حقیقی ، الف.1389. پیش بینی کوتاه مدت بار با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبرید رقابت استعماری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد گناباد.

[2] L. EKONOMOU,2016, A short-term load forecasting method using artificial neural networks and wavelet analysis, 1Department of Electrical and Electronic Engineering Educators,A.S.PE.T.E. – School of Pedagogical and Technological EducationN. Heraklion, 141 21 Athens GREECE, 2Department of Theoretical Electrical Engineering Technical University of Sofia “Kliment Ohridski” blvd. 8, Sofia 1000 BULGARIA,pp.64-67.

[3] Yogesh Bichpuriya, M. S. S. Rao and S. A. Soman,2010 ,Combination Approaches for Short Term Load Forecasting, Department of Electrical Engineering Indian Institute of Technology Bombay, Mumbai, India-400 076,pp.818-822.

[4]Yongchun Liang,2010, Application of RBF Neural Network in Short-Term Load Forecasting, Department of Electrical and Information,Hebei University of Science and Technology Shijiazhuang, China,pp.5-6.

Archive of SID

www.SID.ir