

University of Kurdistan

Dept. of Electrical and Computer Engineering

Smart/Micro Grid Research Center

smgrc.uok.ac.ir

Using ANN and empirical mode decomposition in short-term load forecasting studies (in Persian)

Armagani S, Naghashbandi A, Rastgoo A, Bevrani H

Published (to be published) in: National Conf. of Technology, Energy, and Data on Electrical and Computer Eng., Kermanshah, Iran

(Expected) publication date: 2015

Citation format for published version:

Armagani S, Naghashbandi A, Rastgoo A, Bevrani H (2015) Using ANN and empirical mode decomposition in short-term load forecasting studies (in Persian) National Conf. of Technology, Energy, and Data on Electrical and Computer Eng., Kermanshah, Iran

Copyright policies:

- Download and print one copy of this material for the purpose of private study or research is permitted.
- Permission to further distributing the material for advertising or promotional purposes or use it for any profit-making activity or commercial gain, must be obtained from the main publisher.
- If you believe that this document breaches copyright please contact us at smgrc@uok.ac.ir providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

بکارگیری همزمان شبکه عصبی و مد تجربی در مطالعات پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار

صابر ارمغانی^{۱*}، علی حسامی نفشبندی^۲، عبدالله راستگو^۳، حسن بیورانی^۴

^۱ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران، armaghani.saber@yahoo.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران، hesami@uok.ac.ir

^۳ دانشجو دکتری دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران، a.rastgo@eng.uok.ac.ir

^۴ دانشیار دانشکده مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران، bevrani@uok.ac.ir

چکیده: پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار برای تنظیم عملکرد سیستم‌های قدرت و بازار برق هدفی مهم و کلیدی است. بنابراین در زمینه‌ی پیش‌بینی بار مورد تقاضای سیستم برای مدتی کوتاه، لازم است که روش‌های دقیقی پیشنهاد شوند. در این مقاله برای برآورده‌سازی این مهم، از یک شبکه عصبی استفاده شده است. استفاده موثر از اطلاعات موجود در سیگنال‌های آموزش دهنده شبکه عصبی از جمله تاثیرگذارترین موارد بر عملکرد شبکه می‌باشد. در روش پیشنهادی، انتخاب مناسب سیگنال آموزش از طریق تفکیک آن با استفاده از روش مد تجربی انجام شده است. برای این منظور لازم است که چند گام مختلف برداشته شوند. ابتدا، سیگنال سری زمانی زمان‌های ماقبل مربوط به بار سیستم قدرت با استفاده از روش تجزیه مد تجربی به چندین سیگنال بیواسطه تجزیه می‌شود. هر یک از سیگنال‌های بیواسطه دارای تغییرات کمتری نسبت به سیگنال اصلی تغییرات بار بوده که منجر به آموزش موثرتر شبکه عصبی مورد استفاده می‌شود. در گام بعد، سیگنال‌های آموزش برای شبکه عصبی توسط روش ثابت‌های وابستگی انتخاب می‌شوند. سپس، سیگنال‌های آموزش بیواسطه به عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال می‌شود. در نهایت پیش‌بینی بار از مجموع سیگنال‌های بیواسطه پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بدست می‌آید. نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده نشان می‌دهد که استفاده از روش پیشنهادی منجر به نتایج قابل توجهی شده است. کلیدواژه- انتخاب مؤثر، پیش‌بینی کوتاه مدت بار، شبکه عصبی، مد تجربی

۱- مقدمه

اشاره کرد [۱]. پیش‌بینی بار برای شرکت‌های انتقال دهنده انرژی در بازار برق رقابتی بسیار با اهمیت است [۲]. عملکرد سیستم قدرت نیاز به استفاده از اطلاعات احتمالی قابل اطمینان (به‌طور خاص پیش‌بینی بار کوتاه‌مدت) برای شرکت‌کنندگان در بازار برق دارد [۳]. بعلاوه، پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار نقش بسیار مهمی در پیش‌بینی قیمت دارد [۴].

افق پیش‌بینی در مسئله پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار سیستم قدرت معمولاً از یک ساعت یا کسری از ساعت آغاز شده و با گام پیش‌بینی یک ساعته تا یک هفته ادامه دارد

پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار^۱ همیشه به عنوان موضوعی اصلی در بحث عملکرد سیستم قدرت مطرح بوده است. موضوع عملکرد اقتصادی و مطمئن شبکه قدرت در سیستم‌های مدرن در سراسر جهان بسیار اهمیت دارد. این موضوع با استفاده از پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار محقق می‌شود. بر اساس پیش‌بینی بار کوتاه مدت سیستم‌های قدرت زمینه‌های تحقیقاتی بسیاری بوجود آمده است که می‌توان به فهرست‌بندی ظرفیت خروجی واحدها^۲، ارزیابی ایمنی و برنامه‌ریزی زمان تعمیر و نگهداری از ژنراتورها

[۱،۵]. روش‌های متعدد و متفاوتی در حل مسئله پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار در چند دهه گذشته ارائه شده‌اند که از مهم‌ترین آن‌ها، می‌توان از روش‌های شناسایی الگو بر اساس هوش مصنوعی [۶]، سیستم‌های خبره [۷]، سیستم‌های خبره ترکیب شده با تئوری فازی [۸]، شبکه‌های عصبی [۹] و شبکه‌های عصبی ترکیب شده با تئوری فازی [۱۰] را نام برد.

یکی از روش‌های مفید و پرکاربرد برای حل مسئله پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار، روش تجزیه سیگنال اصلی با استفاده از موج ضربه^۳ است [۱۲،۱۱] که از این روش برای غلبه بر مسئله تغییرات و ناپایداری^۴ در سیگنال اصلی استفاده شده است. دلیل این موضوع آن است که این روش توانایی ارائه بیان مناسبی از سیگنال را هم در حوزه زمان و هم در حوزه فرکانس دارا می‌باشد [۱۳]. اما پیاده‌سازی روش تجزیه سیگنال اصلی با استفاده از موج ضربه نیازمند انتخاب صحیحی از تابع موج ضربه اصلی دارد.

در این تحقیق، روش‌های ثابت وابستگی^۵ و تجزیه مد تجربی^۶ [۱۴] با هم ترکیب شده و شبکه عصبی‌ای که با روش لونبرگ-مارکواردت^۷ آموزش داده شده است به عنوان ماشین پیش‌بین برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار (یک روز) سیستم قدرت استفاده شده است. از آنجا که مجموعه زیاد برای آموزش شبکه عصبی کاربردی نبوده و لازم است که شبکه عصبی با سیگنال‌های موثر آموزش ببیند، مجموعه سیگنال‌های آموزش شبکه عصبی باید توسط روش انتخاب موثر^۸ گزینش شوند که منجر به کمترین در عین حال موثرترین مجموعه سیگنال‌های آموزش گردد. آنالیز وابستگی یک روش برای انتخاب موثر است که بر اساس ارتباط بین مجموعه سیگنال آموزش و متغیر هدف (متغیر مطلوب)، مجموعه سیگنال آموزش را تعیین می‌کند. این روش سیگنال‌های آموزشی را که دارای وابستگی بیشتری به متغیر مطلوب باشد را گزینش کرده و سیگنال‌هایی که

دارای وابستگی کمتری هستند را از مجموعه سیگنال‌های آموزش حذف می‌کند.

روش تجزیه مد تجربی می‌تواند بترتیب توابع مد بیواسطه^۹ متقارن مرتبه پایین و صاف مرتبه بالا را از سیگنال اصلی استخراج کند. برخلاف روش‌های آنالیزی چندین وضوحی^{۱۰} [۱۶]، روش تجزیه مد تجربی نیاز به موج ضربه‌ای اصلی نداشته و می‌تواند سیگنال را با یک خطای از پیش تعیین شده‌ای تجزیه نماید. این توابع بیواسطه دارای مشخصه رفتاری مناسبی بوده و برای آموزش شبکه‌های عصبی ساده در مسائل مربوط به پیش‌بینی بار ایده‌آل هستند [۱۷].

بخش‌های باقی‌مانده از این مقاله به صورت زیر بخش‌بندی شده است: بخش دوم، روش پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار را توضیح می‌دهد. در بخش سوم، نتایج عددی حاصل از شبیه‌سازی‌ها ارائه شده است. در انتها، در بخش چهارم نتیجه‌گیری‌های مقاله ارائه شده‌اند.

۲- روش پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار

مطابق توضیحات ارائه شده در بخش اول، این مقاله شبکه عصبی ساده‌ای را برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار (۲۴ ساعت) در یک سیستم قدرت ارائه می‌دهد. شبکه عصبی با روش آموزش لونبرگ-مارکواردت آموزش می‌یابد. روش آموزش ارائه شده در این مقاله یکی از موثرترین مکانیسم‌های آموزش برای پیش‌بینی می‌باشد. این روش آموزش، شبکه عصبی را ده تا صد برابر سریع‌تر از الگوریتم آموزش به روش پس انتشار خطا آموزش می‌دهد [۱۴]. جزئیات بیشتر و روش ریاضی این الگوریتم آموزش در [۱۸] ارائه شده است.

با توجه به توانایی شبکه عصبی در حل مسائل فقط با یک لایه میانی، در این مقاله نیز فقط از یک لایه میانی استفاده شده است. در گام نخست، سری‌های زمانی تغییرات بار یک شبکه توسط روش تجزیه مد تجربی به توابع مد بیواسطه و تابع باقی‌مانده^{۱۱} تجزیه می‌شوند. تجزیه موج

8- Feature Selection

9- Intrinsic mode function

10- Multi-resolution

11- Residual function

3- Wavelet decomposition

4- Non-stationaries

5- Correlation coefficients

6- Empirical mode decomposition

7- Levenberg-Marquardt (LM)

ضربه‌ای اصلی و تعیین تعداد میزان‌ها برای آنالیز چند وضوحی که در تبدیل موج ضربه‌ای حیاتی هستند [۱۶]، دیگر در تجزیه مد تجربی لازم نیستند. در گام دوم، توابع بیواسطه و تابع باقی‌مانده با روش ثابت وابستگی خطی به صورت مناسب و موثر انتخاب می‌شوند. در گام سوم، شبکه عصبی با توابع مد بیواسطه و تابع باقی‌مانده آموزش می‌یابند و در نهایت سیگنال پیش‌بینی منتجع به وسیله جمع کردن تمام توابع مد بیواسطه پیش‌بینی شده بدست می‌آید.

۲-۱- تجزیه مد تجربی

سری زمانی تغییرات بار غیرخطی و ناپایستا است بنابراین روش پردازش سیگنال موثر برای آنالیز این سری زمانی نیاز است. در این مقاله از تبدیل تبدیل هیلبرت-هوانگ^{۱۲} [۱۵] به جای تبدیل موج ضربه‌ای استفاده می‌شود. تبدیل اجرا شده در این تحقیق یک آنالیز زمان-فرکانس است که برای سیگنال‌های غیرخطی و ناپایستا کاربرد دارد. این تبدیل شامل آنالیز طیفی هیلبرت و تجزیه مد تجربی می‌باشد.

یک سیگنال (سری زمانی) می‌تواند به چندین تابع مد بیواسطه توسط روش تجزیه مد تجربی تجزیه شود. هر تابع مد بیواسطه می‌تواند دامنه‌های زمانی و فرکانسی متفاوتی داشته باشد. حال آنکه آنالیز فوریه دارای دامنه یا فرکانس ثابتی در هر هارمونیک است.

روش تجزیه مد تجربی می‌تواند با به کارگیری دو حلقه پیاده‌سازی شود. با فرض اینکه i و j بترتیب شمارنده‌های حلقه بیرونی و درونی باشند، حلقه بیرونی برای پیدا کردن n مین تابع مد بیواسطه طراحی شده است. حلقه درونی شامل تکرارهایی می‌باشد که یک تابع مد بیواسطه را محاسبه می‌کند. ابتدا، تمام بیشنه و کمینه‌های سیگنال $f_{ij}(t)$ را مکان‌یابی کرده و سپس پوش افراز شده درون‌یابی می‌شود. درون‌یابی با استفاده از منحنی خوراندن مکعبی^{۱۳} انجام شده است. اگر شرایط توقف از پیش تعریف شده محقق شود آنگاه یک تابع مد بیواسطه با محاسبه کردن $IMF_i(t) = f_{ij}(t) - m_{ij}(t)$ بدست می‌آید. در این رابطه $m_{ij}(t)$ میانگین بیشینه و کمینه پوش است. ضمناً

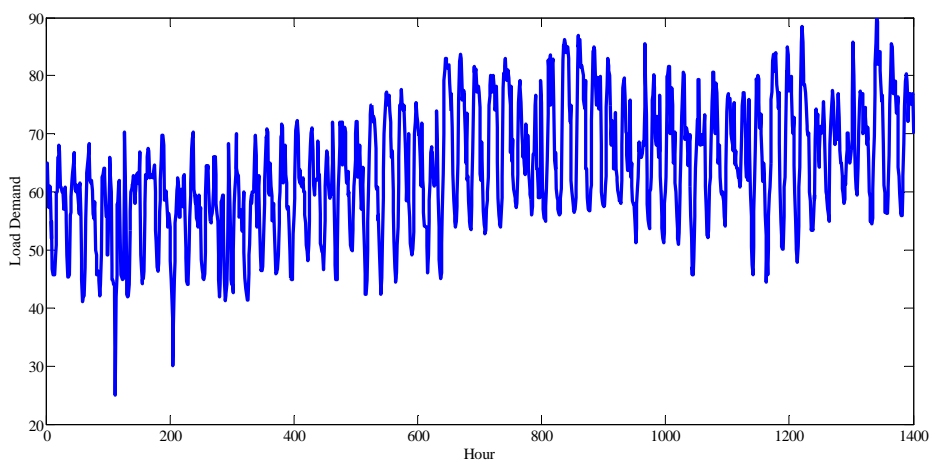
یک تابع باقی‌مانده $r_i(t)$ با محاسبه کردن $f_{ii}(t) - IMF_i(t)$ تولید می‌شود. اگر شرایط همگرایی انجام نشده باشد، آنگاه بیشینه، کمینه و میانگین $f_{ij}(t) - m_{ij}(t)$ مجدداً محاسبه خواهد شد. حلقه بیرونی، زمانی که تابع باقی‌مانده شرایط پایانی از پیش تعریف شده را برآورده سازد، به پایان می‌رسد. بنابراین سیگنال $f(t)$ می‌تواند مطابق رابطه زیر تجزیه شود. همان طور که مشاهده می‌شود تابع سری زمانی $f(t)$ به صورت مجموع Nc تابع مد بیواسطه و تابع باقی‌مانده نوشته شده است.

$$f(t) = \sum_{i=1}^{Nc} IMF_i(t) + r_{Nc}(t) \quad (1)$$

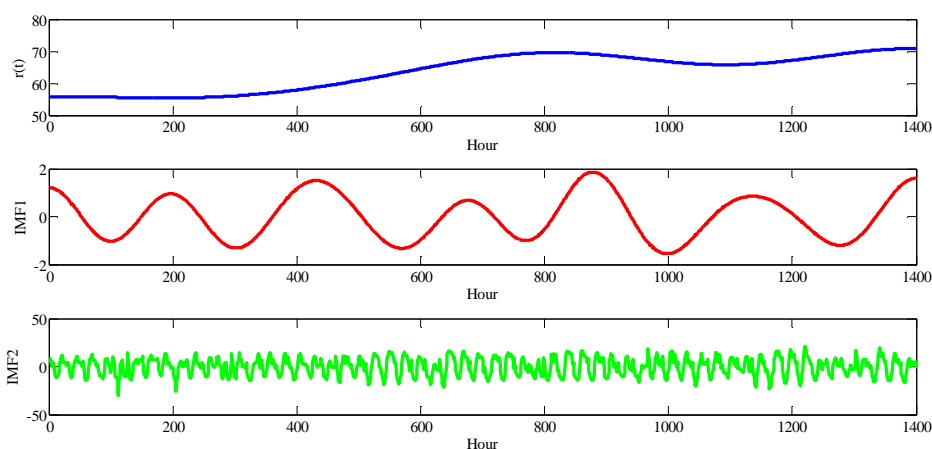
در این مقاله، $f(t)$ سری زمانی تغییرات بار ساعتی یک سیستم قدرت در طی هزار و چهارصد ساعت (۵۰ روز) سیستم قدرت در طی هزار و چهارصد ساعت (۵۰ روز) است. سری زمانی به چندین $IMF_i(t)$ $i = 1, 2, \dots, Nc$ بعلاوه $r_{Nc}(t)$ تجزیه می‌شود. Nc تعداد توابع مد بیواسطه است که با شرایط پایانی بدست می‌آید. شکل (۱) سری زمانی بار مورد تقاضای سیستم را نشان می‌دهد. شکل (۲) سری‌های زمانی تجزیه‌شده از سری زمانی ارائه شده در شکل (۱) را نشان می‌دهد. مطابق شکل (۲)، سه شبکه عصبی بترتیب عمل پیش‌بینی را بر اساس توابع مد بیواسطه و تابع باقی‌مانده انجام می‌دهند. نتایج شبیه‌سازی دقت روش بیان شده در این تحقیق را نشان می‌دهد. لازم است مجدداً تاکید شود که در این روش از موج ضربه‌ای اصلی استفاده نشده است.

۲-۲- شبکه عصبی

در این مقاله از شبکه عصبی برای پیش‌بینی بار مورد تقاضای بیست و چهار ساعته یک سیستم قدرت استفاده شده است. برای پیش‌بینی بار ساعت $P(t)$ سیگنال‌های آموزش با استفاده از مقدار بار ساعات قبل (به طور معمول چهل و نه روز قبل و یک روز قبل تر برای فرآیند اعتبار سنجی) استفاده می‌شود. برای ایجاد یک جمعیت از سیگنال آموزش به تعداد هزار و دویست ساعت، دویست ساعت دیگر اضافه می‌شود. بنابراین مجموعه سیگنال‌های آموزش شبکه عصبی شامل تعداد دویست سری زمانی تغییرات بار ساعات گذشته می‌شود. رابطه زیر مجموعه



شکل (۱): سری زمانی بار مورد تقاضای سیستم.



شکل (۲): توابع مد بیواسطه.

سیگنال‌های آموزش را نشان می‌دهد.

$$\begin{aligned}
 S &= [P_1, P_2, \dots, P_{200}]^T \\
 P_1 &= [P(t-2), \dots, P(t-1201)] \\
 P_2 &= [P(t-3), \dots, P(t-1202)] \\
 &\vdots \\
 P_{200} &= [P(t-200), \dots, P(t-1399)]
 \end{aligned}
 \tag{۲}$$

که در آن S مجموعه سیگنال آموزش است. P_i مجموعه تغییرات بار طی پنجاه روز قبل، که از دو ساعت قبل از شروع پیش‌بینی آغاز می‌شود. رابطه زیر متغیر مطلوب برای شبکه عصبی را نشان می‌دهد.

$$d = [P(t-1), \dots, P(t-1201)]
 \tag{۳}$$

در این رابطه d مجموعه متغیر مطلوب است. همانطور که در بخش‌های قبل بیان شد، اعمال تمام سری‌های زمانی موجود در مجموعه سیگنال آموزش باعث افزایش حجم محاسبات، زمان‌بر شدن محاسبات و کاهش دقت و پایداری جواب‌های پیش‌بینی خواهد شد. بنابراین از مجموعه سیگنال‌های آموزش، تنها سری‌های زمانی تغییرات بار که بیشترین وابستگی خطی (مشابهت) با مجموعه متغیر مطلوب را داشته باشد، به عنوان سیگنال‌های آموزش موثر به شبکه عصبی اعمال می‌شود. با پایان یافتن فرآیند آموزش، فرآیند پیش‌بینی آغاز می‌شود. برای پیش‌بینی ساعت اول، به تعداد نرون‌های ورودی از تغییرات بار (یک ساعت قبل از پیش‌بینی تا دو ساعت قبل از پیش‌بینی) که دارای بالاترین ضریب وابستگی با متغیر مطلوب بودند،

۲۰۰۴). در جدول (۱) دقت پیش‌بینی انجام شده در این تحقیق با دو روش دیگر (روش اول: شبکه عصبی بدون انتخاب موثر و روش دوم: شبکه عصبی با روش انتخاب موثر) مقایسه شده است. دقت پیش‌بینی براساس ترم‌های میانگین قدرمطلق^{۱۴} درصد خطا (MAPE) ارزیابی شده است که به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_{ACT(i)} - L_{FOR(i)}|}{L_{ACT(i)}} \quad (5)$$

که در آن $L_{ACT(i)}$ و $L_{FOR(i)}$ بترتیب بارهای واقعی و پیش‌بینی شده در ساعت i هستند. N افق پیش‌بینی است که در این تحقیق ۲۴ ساعت می‌باشد.

جدول (۱): مقایسه دقت پیش‌بینی روش اجرا شده در این تحقیق با دیگر روش‌ها

روش پیش‌بینی	MAPE%
روش اول	16.82
روش دوم	9.92
روش انجام شده در این تحقیق	3.76

همان‌طور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود دقت پیش‌بینی روش اجرا شده در این مقاله نسبت به روش‌های اول و دوم بیشتر است. مقادیر بار واقعی، بار پیش‌بینی شده و مقدار خطا در شکل (۵) نمایش داده شده است.

۴- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار برای تعیین عملکرد اقتصادی و برنامه‌ریزی در مواقع بحرانی شبکه بسیار مهم است. از طرف دیگر برای شرکت‌کننده‌های در بازار رقابتی نیز بسیار اهمیت دارد که براساس بار پیش‌بینی شده بتوانند قیمتی را برای برق برگزینند که بیشترین سود را داشته باشند. از اینرو پیش‌بینی دقیق بار کوتاه مدت بسیار با اهمیت است. در این مقاله، روش پیش‌بینی بار تجزیه شده با روش مد تجربی، آنالیز ضریب وابستگی، شبکه عصبی برای پیش‌بینی کردن بار یک سیستم قدرت مورد مطالعه قرار گرفته است. شبیه‌سازی‌های انجام شده بر روی سیستم قدرت شهر نیویورک گواه آن است که روش استفاده شده در این مقاله نسبت به دو روش متداول شبکه عصبی و شبکه عصبی با

به شبکه عصبی آموزش دیده شده اعمال می‌شود. برای پیش‌بینی ساعت دوم، مقدار بار پیش‌بینی شده ساعت اول به مجموعه سری زمانی افزوده شده و از آنجا که قالب سری زمانی تغییرات بار به تعداد هزار و چهارصد ثابت شده است، بار ساعت هزار و چهارصد از قالب خارج می‌شود. حال به تعداد نرون‌های ورودی از تغییرات بار موجود در قالب سری زمانی تغییرات بار جدید (یک ساعت قبل از پیش‌بینی تا دوپست ساعت قبل از پیش‌بینی) که دارای بالاترین ضریب وابستگی با متغیر مطلوب بودند به شبکه عصبی آموزش دیده شده اعمال می‌شود. برای پیش‌بینی ساعات دیگر تا پایان یک روز مانند پیش‌بینی ساعت دوم عمل می‌شود.

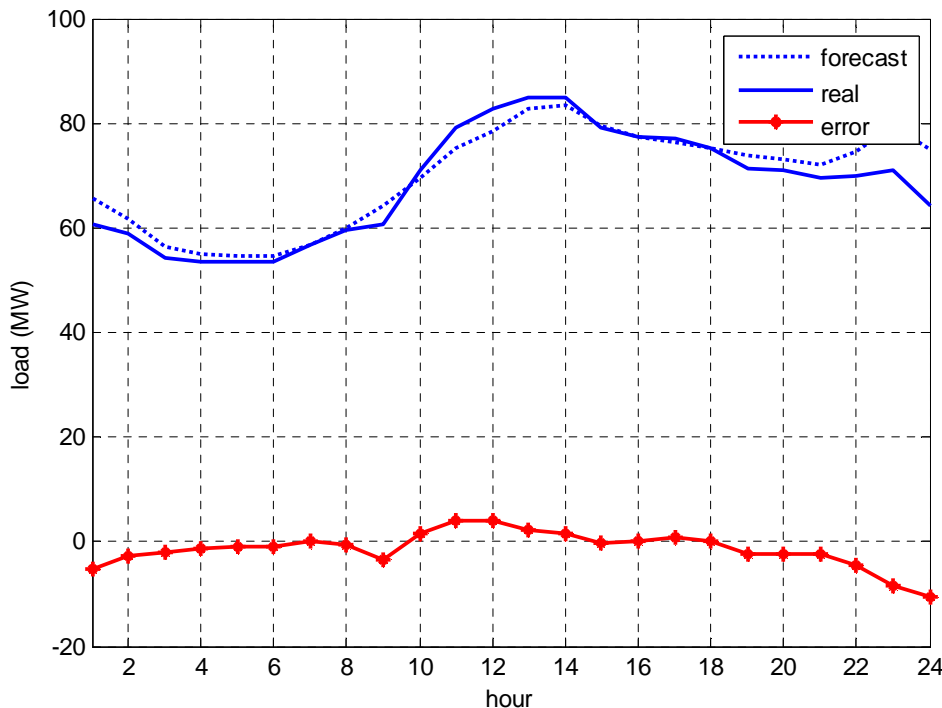
۲-۳- مراحل انجام پیش‌بینی بار کوتاه مدت با استفاده از شبکه عصبی

در این بخش مراحل انجام پیش‌بینی بار به صورت گام به گام نشان داده می‌شود. مراحل انجام پیش‌بینی بار به هفت قسمت اصلی تقسیم می‌شود

- تقسیم سری زمانی بار سیستم به دو تابع مد بیواسطه و یک تابع باقی‌مانده.
- نرمالیزه کردن تابع مد بیواسطه و تابع باقی‌مانده.
- بدست آوردن ضریب وابستگی هر توابع مد بیواسطه با تابع متغیر مطلوب بدست آمده از همان تابع مد بیواسطه.
- انتخاب موثر از مجموعه سیگنال‌های آموزش بر اساس ضریب وابستگی
- آموزش شبکه‌های عصبی مربوط به هر تابع مد بیواسطه با الگوریتم آموزش لونیگ-مارکواردت.
- پیش‌بینی با ورودی‌های تابع مد بیواسطه به شبکه عصبی و قالب متحرک سری زمانی.
- جمع خروجی هر شبکه عصبی باهم و پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار.

۳- نتایج عددی

در این مقاله بار یک روز سیستم قدرت شهر نیویورک آمریکا پیش‌بینی شده است (روز اول ماه جولای در سال



شکل(۵): بار واقعی، بار پیش‌بینی شده و بار خطا

انتخاب موثر دقت بیشتری دارد. دلیل افزایش این دقت، استفاده از روش تجزیه مد تجربی است که منجر به آن می‌شود که مشخصه غیرخطی و نالیستایی سری زمانی تغییرات بار به توابع صافتر، متقارن‌تر و ایستاتر تجزیه شوند.

۵- مراجع

[9]. HS. Hippert, CE. Pedreira, RC. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation", *IEEE Trans Power Syst*, Vol. 16, No. 1, pp.44–55, 2001.

[10]. AG. Bakirtzis, JB. Theocharis, SJ. Kiartzis, KJ. Satsois, "Short term load forecasting using fuzzy neural networks", *IEEE Trans Power Syst*, Vol. 10, No.3, pp.1518–1524, 1995.

[11]. Z. Bashir, "Short term load forecasting by using wavelet neural networks", *IEEE Proc Can Conf Electr Comput Eng*, Vol. 1, pp. 163–166, 2000.

[12]. CM . Huang, HT .Yang, "Evolving wavelet-based networks for short-term load Forecasting", *Proc IEE Gener Trans Distrib*, Vol. 148, No.3, pp.222–228, 2001.

[13]. S. Mallat, "A theory for multi-resolution signal decomposition—the wavelet representation", *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, Vol. 11, No. 7, pp.674–693, 1989.

[14]. N. Amjady, F. Keynia, "Short-term load forecasting of power systems by combination of wavelet transform and neuro-evolutionary algorithm", *Energy*, Vol. 34, pp.46–57, 2009.

[15]. N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and Non-stationary time series analysis", *Proc R Soc Lond*, Vol. 454, pp.903–995, 1998.

[16]. J.P.S. Catalão, H.M.I. Pousinho, V.M.F. Mendes, "Hybrid wavelet-PSO-ANFIS approach for short-term wind power forecasting in Portugal", *IEEE Trans Sustain Energy*, Vol. 2, pp. 50–59, 2011.

[17]. Y. Yi Hong, T.H. Yu, CH.Y. Liu, "Hour-Ahead Wind Speed and Power Forecasting Using Empirical Mode Decomposition", *Energies*, Vol.6, pp.6137–6152, 2013.

[18]. MT. Hagan, MB. Mehnaj, "Training feed forward networks with Marquardt algorithm", *IEEE Trans Neural Networks*, Vol. 5, pp. 989–993, 1994.

[1]. N. Amjady, "Short-term hourly load forecasting using time series modeling with peak load estimation capability," *IEEE Trans Power Syst*, Vol. 16, No. 4, pp. 798–805, 2001.

[2]. S. Fan, L. Chen, "Short-term load forecasting based on an adaptive hybrid method," *IEEE Trans Power Syst*, Vol.21, No.1, pp. 392–401, 2006.

[3]. PJ. Santos, AG. Martins, AJ. Pires, "Designing the input vector to ANN-based Models for short-term load forecast in electricity distribution systems", *Electric Power Energy Syst*, Vol.29, No.1, pp.338–47, 2007.

[4]. N. Amjady, "Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network", *IEEE Trans Power Syst*, Vol.21, No.2, pp.887–96, 2006.

[5]. N. Amjady, "Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method", *IEEE Trans Power Syst*, Vol.22, No.1, pp.333–41, 2007.

[6]. AS. Dehdashti, et al, "Forecasting of hourly load by pattern recognition-deterministic approach", *IEEE Trans Power Appar Syst*, Vol.101, No.18, pp.3290–3294, 1982.

[7]. S. Rahman, R. Bhatnagar, "An expert system based algorithm for short term load Forecast", *IEEE Trans Power Syst*, Vol. 3, No.2, pp.392–399, 1988.

[8]. S. Lambert-Torres, CO. Traore, PJ. Lagace, D. Mukhedkar, "A knowledge engineering tool for load forecasting", *IEEE Symp Circuits Syst*, Vol. 4, pp.144–147, 1990.