



# پیش بینی کوتاه مدت بار با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبرید رقابت استعماری

## Short term load forecasting using artificial neural network and hybrid imperialist competitive algorithm

نویسنده: احسان هادیان حقیقی

اساتید راهنما:

۱- دکتر جواد ساده (دانشیار دانشگاه فردوسی مشهد - عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد-واحد گناباد)

۲- اسماعیل آتش پز گرگری (دانشجوی دکترا دانشگاه A&M تگزاس)

استاد دفاع:

دکتر عباس صابری (عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد-واحد گناباد)

**آنچه در ادامه می خوانید بخش هایی خلاصه شده از این پایان نامه است**

## چکیده:

در این پایان‌نامه روشی جدید جهت پیش‌بینی کوتاه مدت بار و بصورت بار ساعتی، در شبکه توزیع انرژی الکتریکی ارائه شده است. در روش ارائه شده از گسسته‌سازی الگوریتم رقابت استعماری که بصورت ترکیبی از الگوریتم رقابت استعماری و الگوریتم ژنتیک است و آن را HICA (Hybrid Imperialist Competitive Algorithm) می‌نامیم به منظور ابزاری جهت انتخاب ویژگی (ورودی) در شبکه‌های عصبی استفاده شده است. هدف استفاده از HICA یافتن آن دسته از ورودی‌ها است که بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی سری زمانی بار الکتریکی دارند، تا بتوان خطای شبکه عصبی را تا حد امکان کاهش داد. ورودی‌های شبکه عصبی که در ابتدا احتمال آن داده شد که می‌توانند در پیش‌بینی بار موثر باشند، شامل ورودی‌هایی از ساعت، روز، ماه، روز هفته، و نوع روز از جهت تعطیل یا روز عادی؛ اطلاعات هواشناسی نظیر حداقل و حداکثر دما، سرعت باد، وضعیت ابر، درجه حرارت خشک، درجه حرارت مرطوب و رطوبت هوا؛ ترتیبی منطقی از داده‌های قبلی بار به صورت میزان بار مصرفی ساعت کنونی، بار ساعت کنونی از روز قبل، بار ساعت کنونی از سال قبل، بار ساعت بعد از روز قبل، بار ساعت بعد از سال قبل، میزان بار کل مصرفی روز قبل، بار کل مصرفی همان روز از سال قبل تعیین گردید. با اعمال الگوریتم HICA و محاسبه میزان تأثیر و کارایی ورودی‌ها بر اساس میزان خطایی که آن دسته از ورودی‌ها در مواجهه با داده‌هایی که قبلاً شبکه عصبی با آن مواجه نشده است، داشت؛ ورودی‌های مؤثر تعیین شدند. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که الگوریتم HICA ویژگی‌های (ورودی‌های) مناسبی را برای پیش‌بینی بار انتخاب می‌کند، به طوری که با تعداد ویژگی‌های بسیار محدود می‌توان دقت پیش‌بینی خوبی بدست آورد.

## پیش‌بینی بار در سیستم‌های توزیع انرژی الکتریکی

سیستم قدرت الکتریکی شامل تعداد زیادی عناصر به هم پیوسته است که در یک منطقه جغرافیایی وسیع جهت تولید و تغذیه قدرت الکتریکی به نقاط مختلف در حال کار می‌باشند. عموماً تجهیزات تولید فقط در چند نیروگاه بزرگ متمرکز شده‌اند. سیستم توزیع قدرت از تجهیزات گوناگون زیادی تشکیل شده است که در تمام مناطق خدماتی بار توزیع قدرت را بر عهده دارند. هر واحد سیستم توزیع باید بطور مناسبی جایابی شود تا تقاضای حومه را نیز پاسخگو باشد. طراحی آتی سیستم عبارتست از تعیین ظرفیت و مکان تجهیزات از قبیل پست‌ها، خطوط انتقال تغذیه کننده آنها، فیدرهای که قدرت را از پستها به تمامی مناطق خدماتی راهبری می‌کنند و هزاران وسیله دیگر که توانایی توزیع را تکمیل می‌نمایند. اولین گام در طراحی، پیش‌بینی تقاضای بار الکتریکی آتی و نیز جزئیات جغرافیایی است بگونه‌ای که بتوان اندازه و مکان تجهیزات را طراحی نمود.

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، پست‌ها و فیدرهای توزیع عموماً دارای ظرفیت‌هایی هستند که چندین مرتبه کوچکتر از بار کل سیستم می‌باشند. طراحی چنین سیستمی عبارتست از تعیین اندازه‌های صحیح، مکانهای مناسب، اتصالات پیوسته و زمان بندی جهت اضافه کردن تجهیزات در آینده. طراحی صحیح تجهیزات توزیع برای آینده به پیش‌بینی توزیع جغرافیایی تقاضای الکتریکی در آینده نیازمند است بطوری که تمایز بین ظرفیتهای ممکنه، مکانها و اتصالات قابل تغییر باشند. کیفیت و دقت این پیش‌بینی تأثیر زیادی بر کیفیت طراحی سیستم تغذیه بعدی دارد. بنابراین روش‌های انجام چنین پیش‌بینی‌هایی موضوعی است که طی چندین ساله اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته است. طی دهه اخیر چندین روش کامپیوتری عملی و بحدّ کافی اتوماتیک برای استفاده در طراحی سیستم تغذیه ارائه شده است. در بسیاری از این روش‌ها، برای بهبود طراحی سیستم و تعیین یک طرح توسعه با هزینه کمینه از بهینه سازی استفاده گردیده است.

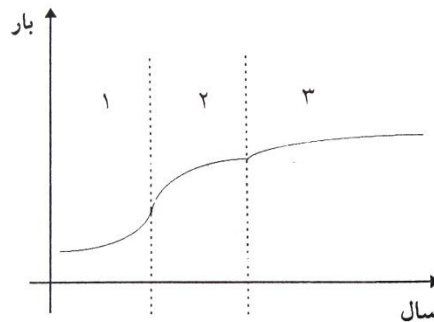
## پیش‌بینی کوتاه مدت بار

پیش‌بینی کوتاه مدت بار معمولاً بین یک ساعت تا یک سال می‌باشد. دلایل اصلی پیش‌بینی کوتاه مدت عبارتند از:

- ۱- زمانبندی مناسب برای بهره‌برداری اقتصادی از واحدهای قدرت
- ۲- زمانبندی مناسب جهت برنامه‌ریزی تعمیرات و سرویس دوره‌ای نیروگاه‌ها و خطوط انتقال
- ۳- اطلاع از بار شبکه جهت اطمینان و امنیت شبکه و جلوگیری از حوادث احتمالی در اثر عواملی نظیر اضافه بار و تغییرات ولتاژ
- ۴- رعایت میزان تولید انرژی تعیین شده واحدهای آبی با توجه به میزان ذخیره‌ی آب پشت سدها و فصول مختلف

## مدل سازی بار

طبیعت منحنی بار بگونه‌ای است که از یک مقدار کم اما افزایش‌یافته شروع می‌شود و به یک سطح اشباع می‌رسد. به عبارت دیگر شکل کلی یک دوره بار همانند یک منحنی لجستیک یا  $S$  می‌باشد. این گونه منحنی‌ها دارای سه پرپود زمانی هستند.



شکل ۱-۱: مراحل رشد و تکامل بار

- ۱- پرپود اولیه که در آن رشد کم است و به تدریج افزایش می‌یابد
- ۲- پرپود میانی با روند رشد سریع
- ۳- پرپود نهایی که در آن رشد کاهش می‌یابد و در نهایت به یک سطح اشباع می‌رسد

مراحل فوق در شکل (۱-۱) نشان داده شده است.

چنانچه داده‌های موجود از بار، مربوط به پرپودهای ۱ و ۲ از منحنی بار باشند و شخص پیش‌بینی کننده به سطح اشباع نهایی بار توجه نداشته باشد، در اینصورت برونیابی مستقیم نتایج نامطلوبی در پی خواهد داشت.

## انتخاب مدل مناسب

اگر چه رشد و تکامل برای انواع بار در مناطق مختلف بصورت یک منحنی  $S$  می‌باشد، بسته به نوع بار شیب منحنی بار در مراحل مختلف آن متفاوت است. این امر باعث می‌شود که استفاده از یک مدل به تنهایی برای برونیابی داده‌های تمامی بارها منجر به افزایش خطا در مقادیر خروجی گردد. لذا بر حسب رفتار گذشته بار باید مدلی را یافت که حداکثر تطابق را داشته باشد. برای ارزیابی میزان تطابق داده‌ها با مدل انتخاب شده می‌توان از تست  $R$  استفاده کرد که در واقع بیان کننده انحراف از میانگین برای داده‌های واقعی به انحراف از میانگین برای داده‌های حاصل از مدل و به شکل زیر است:

$$R^2 \text{ ضریب} = \frac{\sum (y(t) - \bar{y})^2}{\sum (\hat{y}(t) - \bar{y})^2}$$

که در آن:

$y(t)$ : بار الکتریکی واقعی

$\bar{y}$ : میانگین بار

$\hat{y}(t)$ : بار الکتریکی پیش‌بینی شده می‌باشد.

هرچه مقدار فوق به ۱ نزدیکتر باشد نشان دهنده تطابق بیشتر مدل با داده‌های بار است.

$$F = \frac{\sum (y(t) - \bar{y})^2 / n}{\sum (\hat{y}(t) - \bar{y})^2 / (N - n - 1)}$$

بعضی از مدل‌هایی که برای برونیابی مورد استفاده قرار می‌گیرند عبارتند از:

- ۱- رگرسیون
- ۲- سریهای زمانی
- ۳- متوسط‌گیری
- ۴- هموارسازی نمایی
- ۵- شبکه‌های عصبی
- ۶- سیستم‌های خبره (فازی)

### خطا در پیش‌بینی بار

بطور کلی، خطای پیش‌بینی را می‌توان یدین طریق مورد آزمایش قرار داد که بار سال جاری و سال‌های قبل را با استفاده از روش‌های پیش‌بینی به دست آورد و با مقایسه آن با مقادیر واقعی و ثبت شده مقدار خطا را مشخص نمود. برای این کار از روش‌های مختلف آماری می‌توان بهره برد. نتایج بدست آمده برای پریود انتخاب شده قابل استفاده می‌باشد.

وقتی سیستمی بر اساس یک پیش‌بینی گسترش پیدا می‌کند، طراح از محل و میزان خطا در آن پیش‌بینی بی‌اطلاع می‌باشد. تعریف خطا عبارتست از تفاوت بین بار واقعی و بار تخمین زده شده در هر ناحیه و مقدار آن از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$C_{n,m} = L_{n,m}(t) - L_{n,m}(t) \quad m, n \text{ نواحی}$$

تعدادی از پارامترهای اصلی خطا عبارتند از: AAV خطا، مقدار متوسط خطا، میانگین و انحراف معیار. این پارامترها در یک مسأله خاص و در روش‌های مختلف پیش‌بینی، تقسیم‌بندی‌های مختلف به ما می‌دهند و نکته خیلی مهم، یکی نبودن خطا در مطالعات و در زمان طراحی و اجرا می‌باشد. یعنی این دو نسبت به هم مستقل هستند. روش‌های قدیمی و متداول اندازه‌گیری خطا بصورت RMS و AAV ارزیابی دستی از خطای اندازه‌گیری به ما نمی‌دهند، زیرا نسبت به کیفیت خطا مادامی که سیستم قدرت مد نظر باشد حساس نیستند.

تأثیر خطای پیش‌بینی بار، بسته به نحوه توزیع خطا دیدگاه جالبی درباره طراحی سیستم توزیع و توسعه مفاهیم مفید در روش‌های طراحی ارائه می‌کند که تجزیه و تحلیل فرکانسی توزیع خطا نامیده می‌شود. از نظر تأثیر توزیع خطا بر طراحی سیستم قدرت، این سیستم‌ها به صورت فیلتر پایین‌گذر می‌باشند.

بنابر تجربه، باید میزان خطای ظرفیت در روش پیش‌بینی بار نواحی را با رشد واقعی ثبت شده آن ناحیه یا قسمت مقایسه کرد تا الگوی مناسبی از خطای پیش‌بینی بدست آید. با حذف خطاهای فرکانس بالا توسط فیلترهای پایین‌گذر، قسمت باقیمانده خطا که فرکانس پایین دارند شاخص مناسب‌تری برای الگوی خطا نسبت به حالت قبل می‌باشد و بعنوان راهنمای طراح در طراحی سیستم‌های توزیع به کار می‌روند.

وقتی گفته می‌شود توزیع خطا با فرکانس پایین با اهمیت و خطای با فرکانس بالا کم اهمیت می‌باشد از نظر تأثیری است که در محاسبات و بسط روش‌های پیش‌بینی بار و کاربرد این روش‌ها در طراحی سیستم توزیع دارند. توانایی روش‌های پیش‌بینی بار اطلاعات و روش‌های پردازش اطلاعات را می‌توان در حوزه فرکانسی مورد مطالعه قرار داد و میزان مشارکت و نوع خطایی که تولید می‌کنند و تأثیری که در طراحی دارند را مشخص نمود.

در طراحی سیستم‌های توزیع، روش‌هایی می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که خطای فرکانس بالا تولید می‌کنند. در روش‌های عملی با دستکاری اطلاعات و آمار گردآوری شده درباره بار و ابعاد منطقه و ناحیه به سمتی پیش می‌روند که خطای تولید شده دارای فرکانس زیاد باشد تا تأثیر کمی بر طراحی سیستم داشته باشد. چنانچه این کار صورت نگیرد برای تصحیح اطلاعات و پردازش آنها باید زمان زیادی صرف گردد.

برای اینکه پیش‌بینی بار توزیع، قابل استفاده و مفید در طراحی باشد، باید شامل نمایش دقیقی از همه فرکانس‌های خطا و مکان جغرافیایی بارها باشد که طراحی نسبت به آنها حساس است. نمونه برداری از بار باید دارای چنان نرخی باشد که فرکانس‌های حساس طراحی را در برگیرد. و بدین وسیله می‌توان اندازه مناسب برای نواحی و سلولها را در پیش‌بینی بار تعیین و مشخص و با آزمایش صحت آن را تأیید نمود. نرخ نمونه برداری بستگی زیادی به مدل انتخابی ما دارد.

## **روش پیشنهادی جهت پیش‌بینی بار:**

طبق آنچه که در مورد اهمیت پیش‌بینی بار در سیستم قدرت ذکر گردید قصد داریم به کمک شبکه‌های عصبی بار مصرفی یک ساعت بعد را پیش‌بینی کنیم. پیاده‌سازی مسئله شامل سه بخش گسسته‌سازی الگوریتم رقابت استعماری، ایجاد شبکه عصبی و تعیین تابع هزینه است.

## **گسسته‌سازی الگوریتم رقابت استعماری**

در گسسته‌سازی الگوریتم رقابت استعماری اولین گام شناخت عملگرهای این الگوریتم است. در این الگوریتم دو دسته از عملگرها را داریم:

- 1- **عملگرهای ساختاری و مستقل از مسئله:** عملگرهایی هستند که به نوع کد کردن مسئله وابسته نیستند و ساختار تقریباً معین و ثابتی دارند. مثلاً بخش رقابت استعماری
- 2- **عملگرهای وابسته به مسئله:** این عملگرها، باید وابسته به مسئله طراحی شوند. مثلاً عملگر جذب

در استفاده از الگوریتم رقابت استعماری در حل مسائل گسسته، تنها بخش هایی که باید تغییر داده شوند، عملگرها و بخش های وابسته به مسئله هستند. این بخش ها عبارتند از:

- ایجاد جمعیت اولیه (Initial Countries)
- عملگر جذب (Assimilation)
- عملگر انقلاب (Revolution)

## ایجاد جمعیت اولیه

ابتدا لازم است ماهیت مسئله گسسته تعیین گردد. سه دسته و شاید تنها دسته ها در طبقه بندی مسائل گسسته سازی عبارتند از:

- ۱- مسائل گسسته با ماهیت پیوسته
- ۲- مسائل جایگشتی
- ۳- مسائل باینری

با توجه به ماهیت مسئله انتخاب ورودی به این ترتیب که عدد صفر نشان عدم حضور و عدد یک نشان حضور آن ورودی است. ماهیت مسئله انتخاب ورودی، نوع مسئله ای که با آن روبرو هستیم از دسته مسائل باینری است. برای فهم بیشتر مسئله فرض کنید مجموعه کل ویژگی های (ورودی ها) ممکن ۱۰ عدد باشد بنابراین تابع  $F$  به صورت زیر تعریف شود:

$$F = \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\}$$

دو زیر مجموعه دلخواه از تابع  $F$  به صورت زیر خواهد بود:

$$F_1 = \{f_3, f_4, f_7, f_8, f_{10}\}$$

$$F_2 = \{f_1, f_3, f_5, f_6\}$$

بنابراین ما دو فضای کار خواهیم داشت، یکی فضای **Phenotype** و دیگری فضای **Genotype** که برای هر یک از دو زیر مجموعه ی فوق به این صورت تعریف می شود:

Phenotype	Genotype
$F_1 = \{f_3, f_4, f_7, f_8, f_{10}\}$	$F_1 = [0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1]$
$F_2 = \{f_1, f_3, f_5, f_6\}$	$F_2 = [1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0]$

لذا نیاز به تابعی خواهیم داشت که رشته ای از متغیرها را بصورت  $m \times n$  تولید کند، با این فرض که  $n$  بیان کننده تعداد متغیرها (در اینجا تعداد ورودی ها) و  $m$  تعداد کشورها باشد که این تعداد در هر مرحله از الگوریتم دستخوش تغییر خواهد شد.

## عملگر جذب

پس از تعریف مناسب کشورها، با تعریف کدینگ مناسب برای آنها، باید عملگر جذب را تعریف کنیم. ایده اصلی در این پایان‌نامه استفاده از عملگر تقاطع از الگوریتم ژنتیک برای سیاست جذب است که استفاده از این عملگر موجب هیبریدی شدن و یا به عبارتی ایجاد الگوریتمی دوگانه از رقابت استعماری-ژنتیک خواهد شد.

در این بخش از یک برش روی فضای Genotype استفاده شده است به این ترتیب که هر امپراطوری و کم هزینه‌ترین کلونی به صورت رندم از یک نقطه برش خورده و جای قسمت‌های برش خورده باهم عوض می‌شوند، سپس این روال بر روی کلونی‌های دیگر امپراطوری نیز صورت می‌پذیرد و کلونی‌ها دو به دو مورد برش و جابه‌جایی در قطعات قرار می‌گیرند. پس از آن مجدداً تابع هزینه آنها محاسبه شده و در رقابت شرکت می‌کنند.

## عملگر انقلاب:

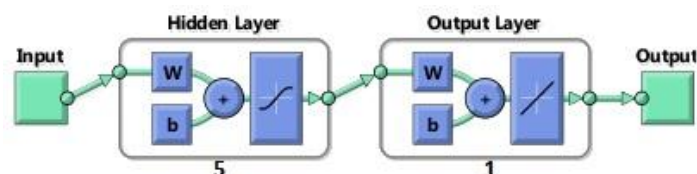
اگر بخش "ایجاد جمعیت اولیه"، به خوبی پیاده سازی شده باشد، معمولاً در کدهای آماده موجود از الگوریتم رقابت استعماری، بعضی از کشورهای تصادفی را انتخاب می‌کند و آنها را به صورت تصادفی با موقعیت جدید، جایگزین می‌نماید. جهت ایجاد موقعیت جدید، از همان تابع ایجاد کننده جمعیت اولیه استفاده می‌شود.

با انجام مراحل فوق ما الگوریتمی با ساختاری ترکیبی از رقابت استعماری و ژنتیک داریم که همانگونه که قبلاً نیز ذکر شد، آنرا الگوریتم هیبرید رقابت استعماری یا به اختصار HICA می‌نامیم

## ایجاد شبکه عصبی

در این بررسی شبکه مورد استفاده یک شبکه عصبی پیشخور چند لایه - در اینجا دولایه - است که برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار Levenberg-Marquardt استفاده شده است. در مواقعی که حافظه کافی وجود نداشته باشد از الگوریتم شیب توأم جهت یادگیری شبکه استفاده شده است.

تابع لایه اول از نوع سیگموئیدی، لایه دوم از نوع خطی و تعداد نرون های لایه اول (لایه پنهان) پنج نرون انتخاب شده است.



شکل ۲-۱: شبکه عصبی مورد استفاده

توضیح در مورد انواع شبکه‌های عصبی و نحوه‌ی آموزش آنها در حوصله بحث این پایان‌نامه نخواهد بود و انتظار می‌رود که شخص زمینه قبلی نسبت به آنچه اشاره شد را داشته باشد.

## تابع هزینه پیشنهادی

برای تعیین تابع هزینه ابتدا لازم است هدف را مشخص کنیم. هدف ما کاهش خطای شبکه عصبی برای داده‌هایی است که شبکه قبلاً آنها را ندیده است. لذا در هر مرحله ۱۵٪ از داده‌ها را جدا کرده و در محاسبات شبکه دخالت نمی‌دهیم. پس از

اتمام آموزش داده‌های تست را بر روی شبکه اعمال کرده و با محاسبه میانگین مربعات خطا میزان کارایی شبکه را مورد ارزیابی قرار می‌دهیم.

## پیاده سازی روش پیشنهادی و نتایج حاصل از آن

برای اجرای الگوریتم پیشنهادی از داده‌های بار مصرفی سال ۱۳۸۹ شهرستان مشهد که به صورت آنچه ذکر می‌گردد، به عنوان ورودی‌های احتمالاً مؤثر استفاده شد. از آنجا که داده‌های موجود از هواشناسی شهرستان مشهد تا ۳۱ اکتبر ۲۰۱۰ موجود بود و نیز به لحاظ گسترده شدن داده‌ها با حضور داده‌های هواشناسی که نتیجه آن افزایش زمان لازم جهت شبیه سازی بود، و با نظر به اینکه فرصت اینجانب جهت ارائه پایان‌نامه کارشناسی خود اندک بود، از وارد ساختن داده‌های هواشناسی صرف نظر شد. ولی نوید آن داده می‌شود که نتایج بدست آمده از الگوریتم در حضور داده‌های هواشناسی نیز به زودی آماده شده و برای متن اصلی پایان‌نامه ارائه گردد.

ورودی‌های مؤثر احتمالی برای شبکه عصبی به ترتیب شماره در فضای Genotype عبارتند از:

- ۱- ساعت (۱ تا ۲۴ بیان کننده ساعت شبانه روز)
- ۲- روز (از ۱ تا ۳۱ برای شش ماهه اول و ۱ تا ۳۰ برای ۵ ماه دوم و برای ماه آخر ۱ تا ۲۹ در نظر گرفته شد.)
- ۳- ماه (۱ تا ۱۲ بیان کننده ماه سال)
- ۴- روز هفته (شنبه تا جمعه از یک تا هفت شماره گذاری شدند)
- ۵- نوع روز (برای روز تعطیل مقدار صفر و روزهای عادی یک در نظر گرفته شد. برای روزهای پنجشنبه مقدار ۰/۵؛ روزهای که به علت واقع شدن بین تعطیلات احتمال بیشتری برای کمتر بودن بار مصرفی داشتند عدد ۰/۳ و برای آن دسته که فاصله واقع شدن بین تعطیلات بیشتر بود عدد ۰/۷ در نظر گرفته شد.)
- ۶- میزان بار مصرفی ساعت کنونی
- ۷- میزان بار مصرفی ساعت کنونی از روز قبل
- ۸- میزان بار مصرفی ساعت کنونی از سال قبل
- ۹- میزان بار مصرفی ساعت بعد از روز قبل
- ۱۰- میزان بار مصرفی ساعت بعد از سال قبل
- ۱۱- میزان بار کل مصرفی روز قبل
- ۱۲- میزان بار کل مصرفی روز قبل از سال قبل
- ۱۳- میزان بار کل مصرفی همان روز از سال قبل

لذا برای یک سال ۸۷۶۰ نمونه با ۱۳ ورودی داریم که ۱۵٪ که معادل ۱۳۱۴ نمونه است را برای تست کنار گذاشته و مابقی برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شوند. پس از گذشت سه روز از اجرای برنامه نتایج حاصل از اجرای برنامه بقرار زیر خواهد بود:

ورودی‌های مؤثر دارای فضای Genotype بصورت [1 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 1] هستند که این رشته حاکی از آن است که ورودی‌های ساعت، میزان بار مصرفی ساعت کنونی، میزان بار مصرفی ساعت کنونی از روز قبل، میزان بار مصرفی ساعت

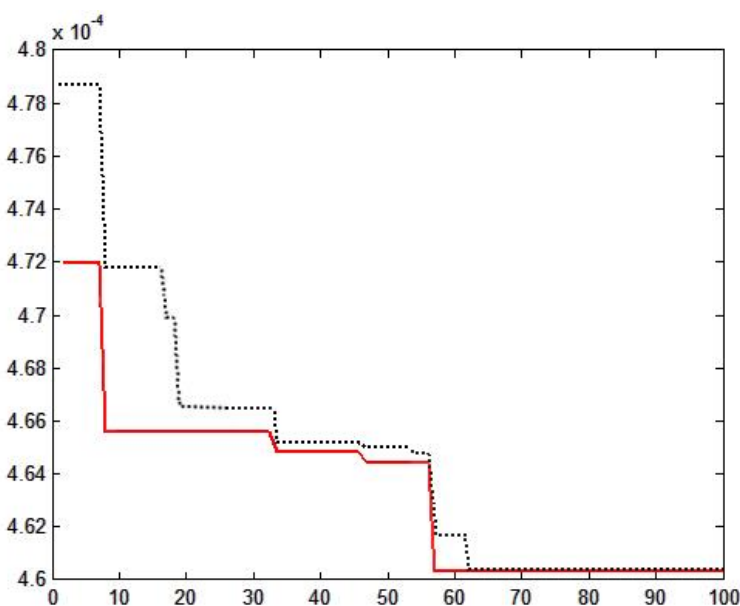
بعد از روز قبل، میزان بار مصرفی ساعت بعد از سال قبل، میزان بار کل مصرفی روز قبل و میزان بار کل مصرفی همان روز از سال قبل بهترین (نه الزاماً) ورودی ها برای آموزش شبکه عصبی هستند.

ورودی‌های روز، ماه، روز هفته، نوع روز و میزان بار کل مصرفی روز قبل از سال قبل؛ سبب بیشتر شدن خطای شبکه عصبی در پیش‌بینی بار خواهند شد و تأثیر چندانی در محاسبات نخواهند داشت. شاید یک دلیل آن را بتوان وجود اطلاعات فوق در بطن اطلاعاتی دانست که بیشترین تأثیر را داشته‌اند! برای مثال واضح است در تیرماه که هوا گرم است میزان بار مصرفی مشترکین بیشتر خواهد بود! این نکته که مصرف در تیرماه بالا است در داده‌های میزان بار مصرفی ساعت کنونی، میزان بار مصرفی ساعت کنونی از روز قبل، میزان بار مصرفی ساعت بعد از روز قبل، میزان بار مصرفی ساعت بعد از سال قبل، میزان بار کل مصرفی روز قبل و میزان بار کل مصرفی همان روز از سال قبل به وضوح قابل مشاهده است.

خطای شبکه عصبی برای داده‌هایی که قبلاً با آن مواجه نشده بود، در این حالت از ورودی‌ها برابر شد با:

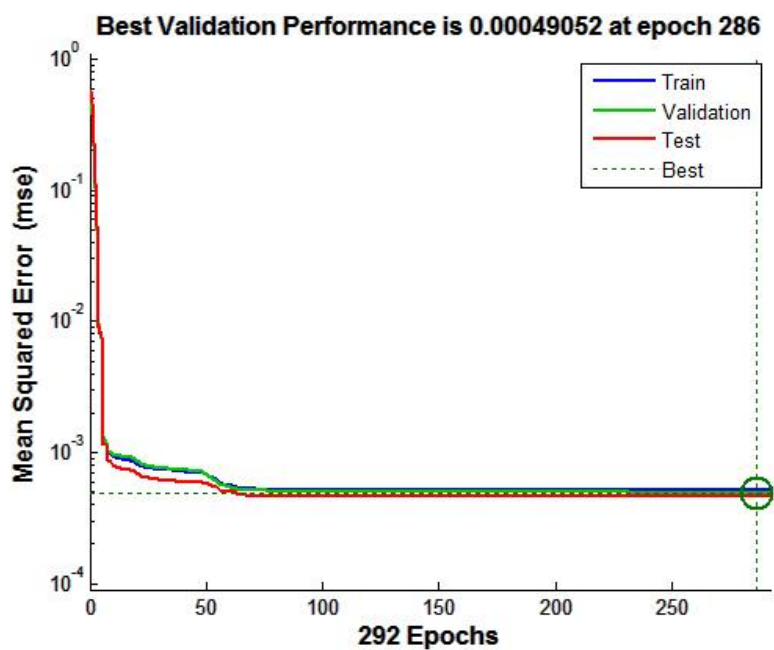
4.602881996614232e – 004 که بر حسب درصد معادل است با  $0.05\%$  که خطایی معقول است.

طبق آنچه که در نمودار کارایی الگوریتم هیبرید رقابت استعماری در شکل (۳-۱) مشاهده می‌شود، الگوریتم توانسته است پس گذشت حدوداً ۵۷ دهه (یا همان اجرای الگوریتم) بهترین ورودی را پیدا کند. رنگ قرمز کمترین هزینه در امپراطوری و خطوط نقطه چین میانگین هزینه سایر کلونی‌ها را نشان می‌دهد. از آنجا که تعداد ورودی‌ها کم است و فرض انتخابی ورودی‌ها نیز به خوبی صورت گرفته بود مشاهده می‌شود که میزان بهبود ناچیز است. اما باید این نکته را در نظر گرفت که همین میزان بهبود در شرایط فوق، با توجه به بزرگ بودن مقیاس در بار مصرفی که برحسب MWH است میتواند تا چه حد صرفه جویی اقتصادی در تولید نیروی الکتریکی داشته باشد. برای مثال اگر تمامی ورودی‌ها را برای آموزش شبکه دخالت دهیم، خطایی برابر با  $0.06\%$  خواهیم داشت که اختلاف این مقدار با مقداری که شبکه با ورودی‌های بهینه آموزش دیده است برابر ۱۰۰ کیلووات ساعت خواهد بود که در یک سال ۸۷۶ مگاوات ساعت صرفه جویی اقتصادی خواهیم داشت.



شکل ۳-۱: میزان کارایی الگوریتم هیبرید رقابت استعماری

بر اساس ورودی هایی که الگوریتم هیبرید رقابت استعماری آنها را انتخاب کرده بود، نمودار کارایی شبکه عصبی بصورت شکل (۱-۴) بدست می آید. مشاهده می شود که شبکه عصبی توانسته پس از ۲۸۶ تکرار ، شرط همگرایی در الگوریتم آموزش پس انتشار Levenberg-Marquardt را ارضا کند.



شکل ۱-۴: میزان کارایی شبکه عصبی