

# ارائه یک روش ترکیبی مبتنی بر تبدیل موجک گسسته برای پیش‌بینی بار الکتریکی با استفاده از یک مدل دوبعدی

فرشته صادقی<sup>۱</sup>، دانشجوی کارشناسی ارشد، ابوالفضل جلیوند<sup>۲</sup>، دانشیار، سیدهدادی حسینی<sup>۳</sup>، استادیار، منیژه صفاری<sup>۴</sup>

۱- گروه مهندسی برق - دانشکده مهندسی - دانشگاه زنجان - زنجان - ایران - fereshteh\_sadeghi90@yahoo.com

۲- گروه مهندسی برق - دانشکده مهندسی - دانشگاه زنجان - زنجان - ایران - ajalilvand@znu.ac.ir

۳- گروه مهندسی برق - دانشکده مهندسی - دانشگاه زنجان - زنجان - ایران - sied\_hadi@yahoo.com

۴- کارشناس ارشد شرکت توزیع نیروی برق استان زنجان - زنجان - ایران - msaffari64@yahoo.com

**چکیده:** پیش‌بینی میزان تقاضای انرژی الکتریکی و شناسایی روند تغییرات آن، عامل کلیدی و مؤثری در برنامه‌ریزی، طراحی و بهره‌برداری از شبکه قدرت است. بی‌گمان آگاهی از میزان مصرف انرژی الکتریکی، اساس و زیربنای برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در سیستم‌های قدرت است. در این مقاله با معرفی روش ترکیبی تبدیل موجک و حداقل مربعات خطا و ارائه یک مدل دوبعدی برای بار، پیش‌بینی پیک ماهیانه بار استان زنجان در افق بلندمدت صورت می‌گیرد. به‌منظور ارزیابی کارآمدی این روش، نتایج حاصله از اعمال روش ترکیبی پیشنهادی با چند روش مختلف مقایسه شده است. نتایج ارزیابی‌ها حاکی از آن است که روش ترکیبی پیشنهادی از توانایی بالاتری در پیش‌بینی بار برخوردار است. در انتها نیز با توجه به بهبود قابل توجه شاخص‌های عملکرد پیش‌بینی، از این روش برای پیش‌بینی تقاضای آینده بار استان زنجان استفاده شده است.

**واژه‌های کلیدی:** پیک بار، پیش‌بینی بلندمدت بار، تجزیه موجک، مدل‌سازی ریاضی، حداقل مربعات خطا، تخمین پارامترها.

## A Hybrid Method Based on Discrete Wavelet Transform for Load Forecasting by Using a Two Dimensional Model

F. Sadeghi, MSc. student<sup>1</sup>, A. Jalilvand, Associate Professor<sup>2</sup>,  
S. H. Hosseini, Assistant Professor<sup>3</sup>, M. Saffari, MSc.<sup>4</sup>

1- Department of Electrical Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran, fereshteh\_sadeghi90@yahoo.com

2- Department of Electrical Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran, ajalilvand@znu.ac.ir

3- Department of Electrical Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran, sied\_hadi@yahoo.com

4- Zanjan Electric Power Distribution Company, Zanjan, Iran, msaffari64@yahoo.com

**Abstract:** Forecasting the electric energy demand and identification of the trend of changes are the effective key factors in the planning and operation of the power network. The knowledge about electrical energy consumption is the basis for planning and deciding in power systems. In this paper by introducing a combination of wavelet transform and least error square method and using a two-dimensional load model, monthly peak demand of Zanjan grid will be forecast in the long-term horizon. Then, to evaluate the effectiveness of this method, the results of applying the proposed hybrid method is compared with several methods. The evaluation results indicate that the proposed hybrid approach has a higher capability in load forecasting. Finally, due to the significant improvement in prediction performance evaluation index, this method will be used to predict future demand of Zanjan province.

**Keywords:** Peak load, long-term load forecasting, wavelet decomposition, mathematical modeling, least error square, parameter estimation.

تاریخ ارسال مقاله: ۹۲/۱۱/۱۶

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۳/۰۸/۲۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۰۸/۲۴

نام نویسنده مسئول: ابوالفضل جلیوند

نشانی نویسنده مسئول: ایران - زنجان - کیلومتر ۶ جاده تبریز - دانشگاه زنجان - دانشکده مهندسی - گروه مهندسی برق

## ۱- مقدمه

امروزه انرژی الکتریکی یکی از ملزومات جوامع بشری محسوب می‌شود که سهم بسزایی را در افزایش رفاه و توسعه اقتصادی به خود اختصاص داده است. از آنجاکه انرژی الکتریکی با صرف هزینه‌های هنگفت از تبدیل سایر انواع مختلف انرژی نظیر سوخت‌های فسیلی و ... به دست می‌آید و با توجه به اینکه در حجم بالا قابل ذخیره‌سازی نیست، در نتیجه نیازمند آگاهی از میزان مصرف انرژی الکتریکی در آینده خواهیم بود تا به این وسیله بتوان در راستای افزایش سود و کاهش ریسک برنامه‌ریزی کرد. در واقع کارکرد مطمئن و اقتصادی یک سیستم قدرت، کاملاً به میزان آگاهی طراحان و بهره‌برداران از آن وابسته است. یکی از مهم‌ترین ابزارها و اطلاعات مقدماتی موردنیاز برای طراحی شبکه، پیش‌بینی بار در تمامی زمان‌هاست. نتایج حاصل از پیش‌بینی بار در برنامه‌ریزی توسعه و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱، ۲]. پیش‌بینی دقیق بار، امنیت سیستم قدرت را افزایش داده و هزینه‌های تولید را کاهش می‌دهد [۳].

پیش‌بینی بار را از لحاظ زمانی می‌توان به سه گروه کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت تقسیم کرد. پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار برای دوره زمانی ۱ ساعت تا ۱ هفته اجرا می‌شود. این نوع پیش‌بینی در به مدار آوردن واحدها و همچنین در مراکز دیسپاچینگ کاربرد دارد. نتایج حاصل از پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار به صورت میزان مصرف ساعتی یا پیک بار روزانه بیان می‌گردد. با توجه به اینکه بیشتر روش‌های پیش‌بینی کوتاه‌مدت بر مبنای پیش‌بینی متغیرهای تأثیرگذار آب و هوایی از جمله دما است، در صورت تغییر ناگهانی دما در روز پیش‌بینی، این تغییر منجر به ایجاد خطای بالا در پیش‌بینی بار خواهد شد. بنابراین پیش‌بینی ساعتی نتایج دقیق‌تری را نسبت به پیش‌بینی روزانه در پی خواهد داشت [۴]. تاکنون روش‌های بسیاری مبتنی بر سری زمانی، رگرسیون [۳، ۵]، هوش مصنوعی [۴، ۶، ۷، ۸] و همچنین روش‌های ترکیبی در زمینه پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار ارائه شده است [۹، ۱۰]. در یک مقایسه کلی می‌توان گفت روش‌های ترکیبی نسبت به روش‌های سنتی از جمله رگرسیون از خطای کمتری برخوردار بوده و در پیش‌بینی کوتاه‌مدت موفق‌تر بوده‌اند. با توجه به اینکه هدف مقاله‌ی حاضر ارائه‌ی روشی جهت پیش‌بینی میان‌مدت و بلندمدت بار می‌باشد، لذا از توضیحات بیشتر و بررسی معایب و مزایای مقالات در زمینه‌ی کوتاه‌مدت صرف نظر شده است.

در برنامه‌ریزی میان‌مدت که بازه‌ی زمانی چند هفته تا یک سال را در بر می‌گیرد، با در نظر گرفتن توان و ترکیب نیروگاه‌های موجود، میزان ذخیره سوخت و ... در مورد زمان‌بندی بهینه برای بازرسی و تعمیرات نیروگاه‌ها و شبکه، تصمیم‌گیری می‌شود. در پیش‌بینی میان‌مدت، برآورد پیک بار هفتگی یا ماهیانه موردنظر است [۱۱-۱۳]. نتایج پیش‌بینی بلندمدت بار الکتریکی معمولاً در طراحی توسعه و جایابی نیروگاه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. دوره زمانی پیش‌بینی

بلندمدت بار با توجه به اهداف مذکور، بیشتر از یک سال است. این نوع پیش‌بینی به منظور برآورد پیک بار سالیانه انجام می‌شود [۱۴، ۱۵]. بسته به اینکه چه نوع پیش‌بینی باری با توجه به چه اهدافی مورد نظر باشد، متغیر (متغیرهای) مؤثر در آن متفاوت خواهد بود. بنابراین یکی از نکات کلیدی در پیش‌بینی بار، انتخاب متغیرهای ورودی مناسب است. در پیش‌بینی بلندمدت، شرایط جمعیتی و اقتصادی از جمله عوامل تأثیرگذار بوده و شرایط آب و هوایی نیز از جمله متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی کوتاه‌مدت است [۱۶، ۱۷].

پیش‌بینی بلندمدت بار از پیچیدگی بیشتری نسبت به سایر دوره‌های زمانی برخوردار است. این حقیقت از آنجا ناشی می‌شود که تصمیم‌گیری درباره متغیرهای تأثیرگذار اجتماعی و اقتصادی و همچنین میزان مصرف آینده برای بازه بلندمدت مشکل بوده و ممکن است با خطای زیادی همراه باشد. از این رو ارائه روشی که بتواند خطای پیش‌بینی بلندمدت بار را حتی به مقدار جزئی کاهش دهد، تأثیر قابل توجهی در جلوگیری از سرمایه‌گذاری‌های اضافی و کاهش هزینه‌های تولید خواهد داشت [۲].

ضرورت غیرقابل انکار پیش‌بینی بلندمدت بار سبب شده است تا تحقیقات متعددی در این زمینه صورت گیرد. اغلب روش‌های پیشنهاد شده بر مبنای سری زمانی و رگرسیون [۱، ۱۸]، روش‌های دینامیکی [۱۹] روش‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی است [۲۰، ۲۱]. اخیراً روش‌های ترکیبی به علت ارائه نتایج بهتر و دقیق‌تر در پیش‌بینی بار، مورد استقبال بیشتری قرار گرفته است. در مرجع [۲۲] روش‌های مختلفی جهت پیش‌بینی بلندمدت کشور ایتالیا به کار برده شده است که از میان آن‌ها روش ترکیبی توانسته به کمترین خطا (۴/۹٪) نسبت به سایرین دست یابد. در مرجع [۲۳] نیز مدل ترکیبی فازی-عصبی جهت پیش‌بینی سالیانه بار کشور نیوزلند ارائه شده است. نتایج حاصل از روش ترکیبی با حالتی که تنها از شبکه عصبی برای پیش‌بینی بار استفاده گردد، مقایسه شده است. روش ترکیبی فازی-عصبی توانسته خطای ۸/۳٪ حاصل از روش عصبی را به ۵/۷٪ کاهش دهد. نتایج ارائه شده در مقالات حاکی از آن است که روش‌های ترکیبی مانند فازی-عصبی یا ترکیب روش‌های سری زمانی و شبکه عصبی، توانسته‌اند به خطای کمتری در پیش‌بینی بلندمدت بار دست یابند [۲۴].

در مقایسه‌ی روش‌ها، باید توجه داشت که پیش‌بینی در کدام حوزه‌ی زمانی صورت گرفته است. برای مثال، در حوزه‌ی کوتاه‌مدت، به علت تغییرات کم متغیرهای تأثیرگذار بر میزان مصرف، پیش‌بینی بار غالباً با خطای کمتری همراه خواهد بود. در این مقاله پیش‌بینی بلندمدت بار در قالب پیک ماهیانه‌ی بار مصرفی صورت می‌گیرد. در اغلب مقالات ارائه شده در افق بلندمدت، از داده‌های سالیانه استفاده شده و پیش‌بینی بار را در قالب پیک بار سالانه ارائه داده‌اند، در صورتی که در مقاله حاضر پیش‌بینی ماهانه‌ی پیک بار مصرفی در افق بلندمدت صورت پذیرفته است.

## ۲-۲- تئوری تبدیل موجک

در روش تبدیل موجک از یک تابع پایه به نام موجک مادر و توابع دیگری که از بسط و گسترش موجک مادر تولید می‌شوند، استفاده می‌شود. انتگرال موجک مادر در فاصله  $(-\infty, +\infty)$  برابر صفر است:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(x) dx = 0 \quad (1)$$

که در آن  $\varphi(x)$  موجک مادر (پایه) است. موجک‌ها بر اساس پارامترهای انتقال  $k$  و مقیاس  $2^j$  از موجک مادر ناشی می‌شوند:

$$\varphi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \varphi(2^j x - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2)$$

بنابراین هر سری زمانی را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$f(x) = \sum_{j,k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \varphi_{j,k}(x) \quad (3)$$

که در آن:

$$d_{j,k} = \langle f(x), \varphi_{j,k}(x) \rangle \quad (4)$$

ضرایب تبدیل موجک  $d_{j,k}$  از ضرب داخلی سری زمانی در موجک مادر حاصل می‌شود [۲۸].

به‌طور کلی تبدیل موجک به دودسته تبدیل موجک پیوسته<sup>۳</sup> و تبدیل موجک گسسته<sup>۴</sup> تقسیم می‌شود. تبدیل موجک گسسته جهت تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، مناسب‌تر از تبدیل موجک پیوسته است زیرا داده‌های تبدیل یافته با تبدیل موجک گسسته، اجزای اضافی ندارند [۲۷]. به دلیل اینکه باید برای مقیاس‌های مختلف  $2^j$  که در آن  $z$  به صورت پیوسته تغییر می‌کند، از سیگنال اصلی و تابع موجک در طول زمان انتگرال‌گیری کرد، در نتیجه حجم اطلاعات و محاسبات زیاد می‌شود. بنابراین و با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده در این مطالعه نیز ماهیتی گسسته دارند بهتر است از تبدیل موجک گسسته استفاده شود. از آنجاکه در تحلیل سیگنال توسط روش موجک، تمام اطلاعات نهان سیگنال استخراج می‌شود، لذا نرمال‌سازی داده‌های خام تأثیری در نتیجه حاصل از تبدیل موجک نخواهد داشت. بنابراین در این مقاله از داده‌های خام بدون نرمال‌سازی استفاده شده است.

تبدیل موجک، طی سطوح متوالی، سیگنال را به چندین مؤلفه فرکانسی تجزیه می‌کند (شکل ۱). در سطح اول، سیگنال به دو مؤلفه فرکانس پایین و فرکانس بالا تجزیه می‌شود. مؤلفه فرکانس پایین تقریباً<sup>۵</sup> نامیده می‌شود که روند کلی سیگنال را نمایش می‌دهد و مؤلفه فرکانس بالا، اختلاف بین دو تقریب متوالی را نشان می‌دهد. از آنجاکه سیگنال بار الکتریکی دارای دامنه‌ی بالا و مؤلفه‌های فرکانسی گوناگونی است لذا مؤلفه فرکانس پایین مجدداً به دو مؤلفه فرکانس پایین و فرکانس بالا تجزیه می‌شود، در حالی که نیازی به تجزیه مؤلفه فرکانس بالا نیست، زیرا دامنه بسیار کوچک‌تری نسبت به مؤلفه فرکانس پایین دارد [۲۹]. سطوح مختلف تجزیه، بسته به نوع مسئله، تا آنجا که مورد نیاز باشد قابل ادامه دادن است. در سطوح بسیار بالاتر تفاوت محسوسی در تجزیه دیده نمی‌شود زیرا تقریباً دیگر بسامدی

در این مقاله یک روش ترکیبی بر اساس نظریه تجزیه موجک<sup>۱</sup> و حداقل مربعات خطا<sup>۲</sup> جهت پیش‌بینی میان‌مدت و بلندمدت بار الکتریکی پیشنهاد می‌شود. سپس به منظور ارزیابی کارآمدی روش پیشنهادی، نتایج به دست آمده از آن با نتایج حاصل از پیش‌بینی بار بر اساس روش حداقل مربعات خطا، مقایسه می‌گردد. نتایج ارزیابی‌ها حاکی از آن است که با به کارگیری تجزیه موجک می‌توان به دقت بالاتری در پیش‌بینی بار دست یافت. در مرحله بعد یک طرح دوبعدی برای داده‌های گذشته بار، پیشنهاد می‌گردد. با توجه به این‌که تحلیل دوبعدی از دقت بالایی برخوردار است، در انتها پیش‌بینی بار الکتریکی مبتنی بر روش ترکیبی تبدیل موجک و حداقل مربعات خطا، در قالب تحلیل دوبعدی صورت می‌گیرد. مشاهده می‌شود که روش ترکیبی از توانایی بالایی در امر پیش‌بینی برخوردار است، به طوری که می‌توان با این روش خطای پیش‌بینی را به میزان قابل توجهی کاهش داد.

مقاله حاضر در پنج بخش تنظیم شده است. بخش دوم به مروری کوتاه بر مبانی نظری تبدیل موجک می‌پردازد. در بخش سوم مدل‌سازی بار با استفاده از تبدیل موجک صورت می‌گیرد. در بخش چهارم یک طرح دوبعدی برای داده‌های گذشته بار ارائه شده و سپس پیش‌بینی بار با استفاده از تبدیل موجک در قالب تحلیل دوبعدی داده‌های بار انجام می‌شود. در نهایت در بخش پنجم، به ارزیابی نتایج حاصل در مقایسه با یکی از مراجع پرداخته شده است.

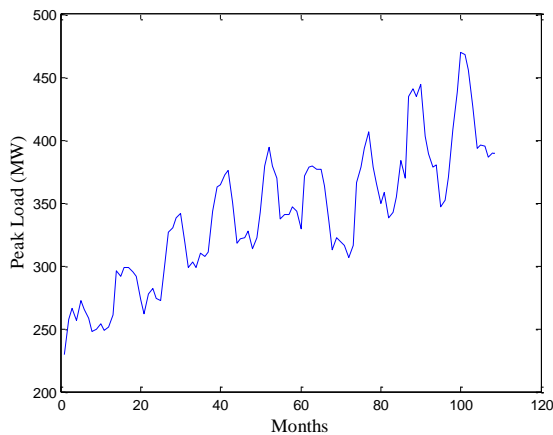
## ۲- مبانی نظری تبدیل موجک

### ۲-۱- ضرورت استفاده از آنالیز موجک

بر اساس نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل سیگنال مبتنی بر تبدیل فوریه، با توجه به نوع توابع پایه مورد استفاده در آن که در حوزه فرکانس واقع شده‌اند، تصمیم‌گیری در مورد موقعیت زمانی و مکانی رویداد امکان‌پذیر نیست. تجزیه و تحلیل فوریه برای فرکانس‌هایی که با زمان متغیر نیستند نظیر سری‌های مانا مناسب است. از طرفی بار شبکه شامل چندین ویژگی نامانای نظیر روند تغییرات در سطح و شیب و ویژگی‌های فصلی است که غالباً این ویژگی‌ها مهم‌ترین و چالش‌برانگیزترین بخش از یک سیگنال بار الکتریکی هستند که باید مدنظر قرار گیرند. انتظار می‌رود این ویژگی‌های بار الکتریکی، تجزیه و تحلیل فوریه را به چالش بکشد [۲۵]. استفاده از تبدیل موجک یکی از روش‌های جایگزین در این موارد است.

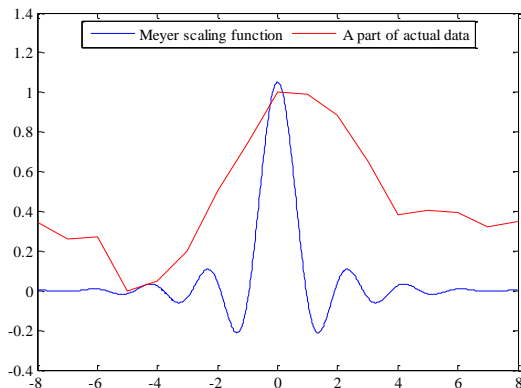
تبدیل موجک با استفاده از توابع پایه‌ای که دارای انرژی محدود هستند، یک سری زمانی را به فضای فرکانسی نگاشت داده و آن را در زمان و مقیاس‌های مختلف نمایش می‌دهد. بنابراین از تبدیل موجک برای تجزیه و تحلیل ماهیت نامتقارن داده‌های متغیر با زمان استفاده می‌شود [۲۶]. تحلیل موجک قادر به استخراج جنبه‌های مختلف داده‌ها، نظیر نقاط شکست و ناپیوستگی‌ها است که ممکن است سایر روش‌های تجزیه و تحلیل سیگنال، قادر به نمایش آن نباشند [۲۷].

تغییرات پیک بار مصرفی استان زنجان از سال (۱۳۸۲ تا ۱۳۹۰) در شکل (۲) نشان داده شده است. اولین گام برای تجزیه بار توسط موجک، انتخاب موجک مادر مناسب است.



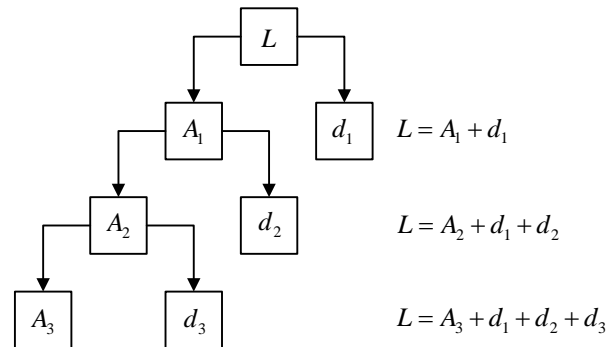
شکل (۲): پیک بار مصرفی استان زنجان

با دریافت کلی از شکل (۲) شباهت زیادی بین سری زمانی داده-های بار مصرفی و شکل موجک مادر میر<sup>۷</sup> مشاهده می‌شود که بخشی از آن به صورت یک پنجره تصادفی در شکل (۳) نشان داده شده است. با تغییر موجک مادر میر با استفاده از پارامترهای انتقال و مقیاس می‌توان شباهت بیشتری بین موجک حاصل و داده‌های بار مصرفی ایجاد کرد. بنابراین با توجه به ویژگی‌های نسبتاً مشابه سری زمانی داده‌های بار، این موجک به عنوان موجک مادر انتخاب شد. در گام بعد باید تعداد سطوح تجزیه بار مشخص شود. بدین منظور تجزیه بار در سطوح دو، سه و چهار انجام شد. از شواهدی که در اثر تجزیه به دست آمد، دیده شد که تجزیه سه سطحی سری زمانی بار، دارای نتایج بهتری است. تجزیه سطح سه، سری زمانی بار را به سری‌های  $d_1$ ،  $d_2$ ،  $d_3$  (بیانگر نوسانات سری زمانی اصلی می‌باشند) و  $A_3$  (بیانگر روند سری زمانی اصلی است) تبدیل می‌کند. در شکل (۴) نتایج حاصل از تجزیه بار با استفاده از موجک مادر میر نشان داده شده است.



شکل (۳): موجک میر و سیگنال پیک بار ماهیانه نرمال شده (از ماه ۹۲ تا

وجود ندارد که قابل تفکیک باشد. مؤلفه‌های حاصل از تجزیه با موجک را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:



شکل (۱): نمایش درختی تجزیه موج گسسته

$$L = \sum_{l=1}^n d_l + A_n \quad (5)$$

که در آن  $L$  سیگنال اصلی،  $A_n$  تقریب و  $d_l$  جزئیات<sup>۶</sup> می‌باشند. تاکنون در زمینه‌ی پیش‌بینی بار، در صورت استفاده از روش تبدیل موجک، این روش در اکثر مقالات به صورت ترکیبی با روش‌هایی از جمله شبکه‌ی عصبی و غالباً در حوزه‌ی زمانی کوتاه‌مدت به کار برده شده است [۷، ۱۰، ۳۰، ۳۱]. اما در مقاله‌ی حاضر از تبدیل موجک در حوزه‌ی زمانی بلندمدت استفاده شده است. با ارائه‌ی مدل دوبعدی بار مصرفی و ترکیب آن با روش تجزیه‌ی موجک، نشان داده می‌شود که روش پیشنهادی می‌تواند در زمینه پیش‌بینی بلندمدت بار الکتریکی، موفق عمل کند. به طوری که ابتدا پیش‌بینی بار بدون استفاده از تبدیل موجک صورت گرفته، سپس با به‌کارگیری روش تجزیه‌ی موجک پیش‌بینی ماهیانه انجام می‌شود. در نهایت با ترکیب روش تبدیل موجک و مدل دوبعدی بار و مقایسه‌ی نتایج سه روش صورت گرفته، نشان داده می‌شود که روش پیشنهادی ترکیبی با خطای کمتری همراه است.

### ۳- مدل‌سازی تقاضای بار الکتریکی با استفاده از تبدیل موجک گسسته (DWT)

در این مرحله ابتدا سری زمانی داده‌های بار مصرفی استان زنجان با استفاده از تبدیل موجک تجزیه می‌شود. سپس برای هر کدام از سری‌های زمانی تجزیه شده، مدلی ارائه می‌گردد به طوری که گویای روند تغییرات آن‌ها باشد. در مرحله آخر پارامترهای مدل‌های انتخابی، توسط روش حداقل مربعات خطا تخمین زده می‌شوند و پیش‌بینی برای هر کدام از سری‌های زمانی صورت می‌گیرد. در نهایت پیش‌بینی بار الکتریکی بر اساس مجموع سری‌های تخمین زده شده، حاصل می‌شود.

داده‌های مورد استفاده در این مقاله به ۲ دسته تقسیم می‌شوند. بخشی جهت مدل‌سازی و تخمین مقدار پارامترهای مدل‌های انتخابی و بخش دیگر جهت ارزیابی عملکرد پیش‌بینی به کار می‌روند. به این ترتیب ابتدا با استفاده از داده‌های پیک ماهیانه بار مصرفی برای دوره زمانی فروردین ۱۳۸۲ تا اسفند ۱۳۹۰، مدل‌سازی و تخمین ضرایب مجهول مدل صورت می‌گیرد. سپس داده‌های فروردین ۱۳۹۱ تا آبان ۱۳۹۲ برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی مورد آزمایش قرار می‌گیرد.

پس از تجزیه بار مصرفی در قسمت قبل و بررسی مدل‌های مختلف پیش‌بینی، برای هر کدام از سری‌های زمانی تجزیه‌شده، مدلی ارائه می‌شود که گویای روند تغییرات آن‌ها بوده و دقت پیش‌بینی با استفاده از آن مدل‌ها بالا باشد. این مدل‌های انتخابی عبارت‌اند از:

$$f_{d1}(t) = a_{11} \sin(b_{11}t + c_{11}) \quad (۶)$$

$$f_{d2}(t) = a_{21} \sin(b_{21}t + c_{21}) + a_{22} \sin(b_{22}t + c_{22}) + a_{23} \sin(b_{23}t + c_{23}) + a_{24} \sin(b_{24}t + c_{24}) + a_{25} \sin(b_{25}t + c_{25}) + a_{26} \sin(b_{26}t + c_{26}) \quad (۷)$$

$$f_{d3}(t) = a_{31} \sin(b_{31}t + c_{31}) \quad (۸)$$

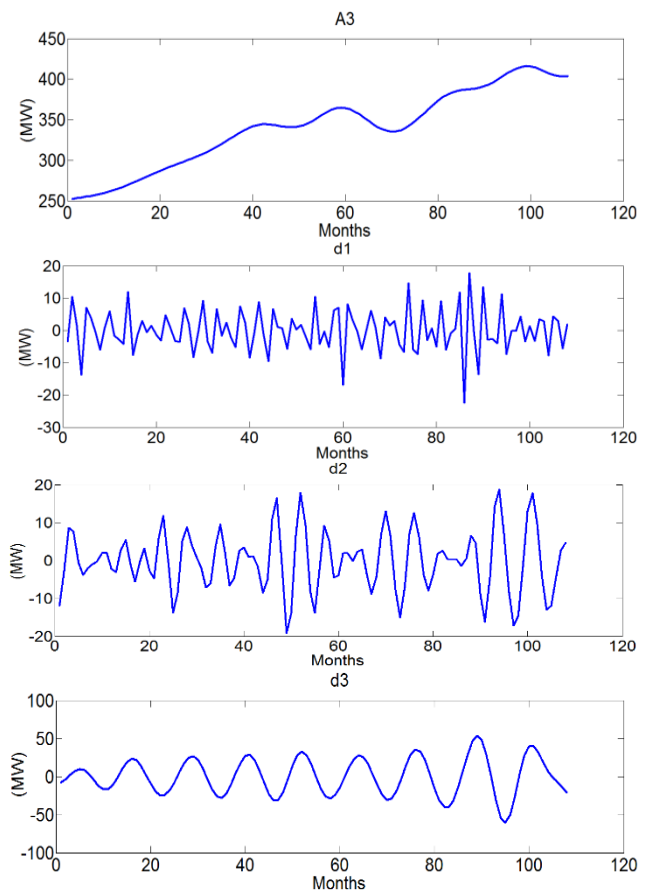
$$f_{A3}(t) = at^3 + bt^2 + ct + d \quad (۹)$$

که در آن  $a$ ،  $b$ ،  $c$  و  $d$  ضرایب مجهول مدل‌های انتخابی بوده و  $f(t)$ :  $t=1, 2, \dots$  توابع انتخابی برای هر کدام از سری‌های زمانی تجزیه‌شده می‌باشند.

با توجه به این‌که از روند گذشته بار مصرفی جهت پیش‌بینی استفاده شده است، در نتیجه در معادلات مذکور، متغیر زمان به‌عنوان متغیر مستقل بوده و  $f(t)$  بیانگر پیک بار مصرفی در زمان  $t$  است. پس از انتخاب مدل‌های مناسب برای هر کدام از سری‌های تجزیه‌شده، پارامترهای مجهول مدل‌های انتخابی تخمین زده می‌شود به گونه‌ای که کمترین خطا حاصل گردد. مسئله مهم در این‌گونه معادلات، تخمین قابل قبول پارامترهای آن است. این امر سبب گردیده تا مدل‌های متعددی برای تعیین پارامترها ایجاد شود. به‌طور کلی، این مدل‌ها در دو گروه دینامیکی و استاتیکی قرار دارند. از جمله روش‌های رایج در این زمینه، روش حداقل مربعات خطا است که به‌عنوان یک تخمین‌گر استاتیکی شناخته شده است. در [۳۲] تخمین پارامترها با استفاده از الگوریتم تراکم ذرات انجام شده است.

در این مقاله از روش حداقل مربعات خطا جهت تخمین پارامترهای مجهول معادلات ذکر شده استفاده می‌شود (جدول ۱). برای این منظور سری اصلی بار مصرفی از مجموع چهار سری زمانی حاصل می‌گردد. با به دست آمدن معادله نهایی، در مرحله آخر پیش‌بینی پیک بار استان زنجان برای سال‌های ۹۱ و ۹۲ انجام خواهد شد.

در صورتی‌که تنها از روش حداقل مربعات خطا استفاده شود، بدین گونه که بدون تجزیه سری زمانی پیک بار مصرفی ماهیانه، مدلی ارائه



شکل (۴): سری‌های زمانی حاصل از تجزیه سری پیک بار ماهیانه استان زنجان با wavelet میر و سطح تجزیه ۳

### ۳-۱- شناسایی مدل مناسب و تخمین مقدار پارامترها

تاکنون روش‌های گوناگونی در زمینه پیش‌بینی بلندمدت بار مصرفی ارائه شده است. سری‌های زمانی از جمله روش‌های کلاسیک در این زمینه است که در مواردی که دانش کمی در اختیار بوده و یا زمانی که هیچ مدل رضایت‌بخشی که گویای رابطه بین متغیر وابسته و سایر متغیرها باشد وجود نداشته باشد، قابل استفاده است. در این روش مشاهدات گذشته یک متغیر جمع‌آوری شده و به‌منظور به دست آوردن یک مدل مناسب مورد بررسی و تحلیل قرار می‌گیرد. سپس مدل سری‌های زمانی حاصل جهت برون‌یابی در آینده، مورد استفاده قرار می‌گیرد. به‌طور خلاصه مدل‌سازی بر اساس روش سری زمانی در ۴ مرحله زیر انجام می‌شود:

۱- تعیین مدل انتخابی

۲- تخمین پارامترهای مجهول مدل

۳- تشخیص دقت برازش مدل

۴- پیش‌بینی با مدل انتخابی

اولین گام در پیش‌بینی، انتخاب مدل مناسب بر اساس دقت مورد نظر است. به همین منظور برای انتخاب مناسب‌ترین مدل، داده‌های پیک ماهیانه بار مصرفی پست‌های فوق توزیع استان زنجان مورد استفاده قرار گرفته است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i^{forecast} - p_i^{actual})^2}{n} \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{p_i^{forecast} - p_i^{actual}}{p_i^{actual}} \right|}{n} \quad (12)$$

در روابط (۱۱) و (۱۲)،  $n$  تعداد نمونه‌ها است.

نتایج پیش‌بینی با استفاده از روش حداقل مربعات خطا و روش ترکیبی تجزیه موجک و حداقل مربعات خطا در جداول (۳) و (۴) آورده شده است. نتایج ارائه شده در جدول (۳) حاکی از آن است که روش ترکیبی در پیش‌بینی بار نسبت به روشی که تنها از حداقل مربعات خطا استفاده شود، موفق‌تر بوده است. از طرفی خطاهای گزارش شده در جدول (۴) نیز نشان می‌دهد که با استفاده از تبدیل موجک می‌توان میانگین مطلق درصد خطای حاصل از پیش‌بینی بار را ۲۷٪ نسبت به روش حداقل مربعات خطا کاهش داد. مقدار MSE نیز نسبت به قبل کاهش چشمگیری داشته است.

گردد که روند تغییرات بار را به‌خوبی نشان دهد، این مدل مطابق معادله‌ی (۱۰) خواهد بود.

$$f(t) = a_1 \sin(b_1 t + c_1) + a_2 \sin(b_2 t + c_2) + a_3 \sin(b_3 t + c_3) + a_4 \sin(b_4 t + c_4) \quad (10)$$

مقادیر تخمین زده شده پارامترهای مجهول مدل مذکور در جدول (۲) آورده شده است.

### ۳-۲- معیار ارزیابی عملکرد پیش‌بینی

پس از تخمین پارامترهای مجهول مدل‌های ارائه شده در قسمت قبل، با استفاده از مقادیر واقعی بار الکتریکی مصرفی، کارایی هر کدام از روش‌ها در پیش‌بینی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در این مقاله از دو معیار میانگین مجذور خطاهای (MSE) میان مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده تقاضای بار و میانگین مطلق درصد خطا (MAPE) بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده پیک بار مصرفی استفاده می‌شود، که به‌صورت روابط (۱۱) و (۱۲) محاسبه می‌شوند.

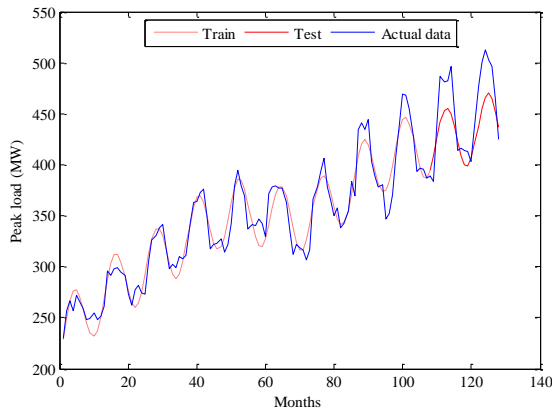
جدول (۱): پارامترهای تخمین زده شده سری‌های زمانی تجزیه شده  $f_{d1}$  و  $f_{d2}$ ،  $f_{d3}$ ،  $f_{a3}$

ضرایب مدل	$a_{21}$	$a_{22}$	$a_{23}$	$a_{24}$	$a_{25}$	$a_{26}$
$f_{d2}$	۸/۱۴۵	۷۱۹۷	۳/۵	۳/۱۰۳	۷۱۹۹	۲/۲۲۷
	$b_{21}$	$b_{22}$	$b_{23}$	$b_{24}$	$b_{25}$	$b_{26}$
	۱/۰۴۷	۰/۷۶۴۸	۱/۳۴۳	۱/۱۴۷	۰/۷۶۴۸	۱/۲۶۵
	$c_{21}$	$c_{22}$	$c_{23}$	$c_{24}$	$c_{25}$	$c_{26}$
	۳/۵۱۹	۱/۱۱۷	۱/۱۷۷	-۱/۴۴۸	۴/۲۵۸	-۱/۳۶۶

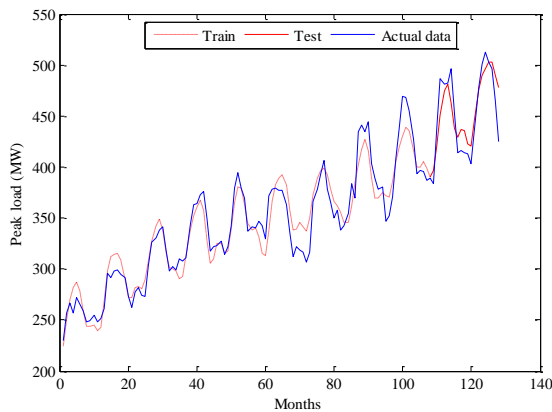
ضرایب مدل	$a$	$b$	$c$	$d$
$f_{a3}$	۰/۰۰۰۲۳۳۴	-۰/۰۴۳۵۶	۳/۷۱۹	۲۳۴/۷
$f_{d1}$	۴/۵۰۲	۱/۵۷۳	-۱/۵۸۸	-
$f_{d3}$	۳۰/۵۵	۰/۵۲۱	-۰/۶۵۳۴	-

جدول (۲): پارامترهای تخمین زده شده سری زمانی  $f$

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$
۴۳/۱۸	۰/۰۰۶۳۰۵	۰/۵۸۷۸	۱۶/۰۷	۰/۰۷۶۷۸	-۱/۰۸۳	۸/۱۸۹	۰/۱۴۹۴	۰/۳۵۳۱	۳۲/۲۸	۰/۵۲۱۱	-۰/۶۲۰۱



شکل (۵): مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی بار با استفاده از روش LES



شکل (۶): مقایسه مقادیر واقعی بار مصرفی و بار پیش‌بینی با استفاده از روش ترکیبی wavelet, LES

#### ۴- طرح دوبعدی داده‌های پیک بار مصرفی ماهیانه

به علت رشد جمعیت و توسعه صنعتی و اقتصادی و نیز عوامل دیگر، میزان بار مورد تقاضای سالیانه یک منطقه همواره روندی روبه رشد خواهد داشت (شکل ۲). با توجه به اینکه بیش از ۵۰٪ مصرف بار استان زنجان مربوط به تعرفه صنعتی است، لذا تغییرات در وضعیت صنعت، تأثیر بسزایی بر روند کلی مصرف بار خواهد داشت. همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود میزان تقاضا در سال ۸۷ نسبت به سال‌های گذشته دچار افت محسوسی شده که علت این امر رکود صنعتی استان زنجان در سال ۸۷ بوده است. به‌عنوان نمونه پیک بار ماهیانه برای سال‌های ۸۴، ۸۸ و ۹۰ در شکل (۷) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که هرکدام از سال‌ها الگوی مشابهی با دیگری دارند. تفاوت کلی آن‌ها در میزان پیک بار سالیانه است که روندی افزایشی دارد. نوسانات موجود در الگوی بار مصرفی ماهیانه هر سال نیز ناشی از نوسانات آب و هوایی و تغییرات فصلی است.

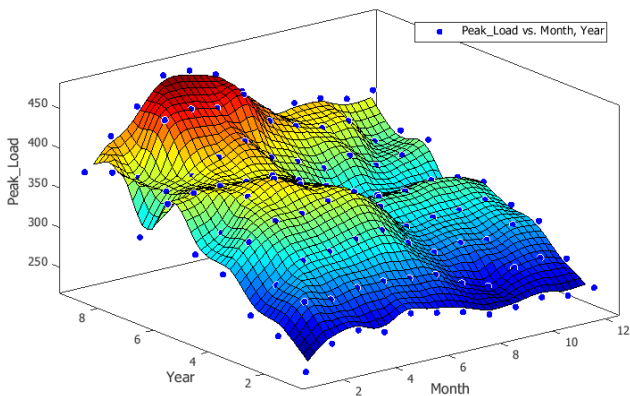
جدول (۳): نتایج پیش‌بینی بار با روش حداقل مربعات خطا و روش ترکیبی

ماه	بار واقعی	wavelet-LES		LES	
		پیش‌بینی	خطا (%)	پیش‌بینی	خطا (%)
۱۳۹۱-۱	۳۸۳/۲	۳۹۶/۲۲۲	۳/۳۹۸	۴۰۸/۳۹۷	۶/۵۷۵
۱۳۹۱-۲	۴۳۷/۶	۴۱۹/۹۸۷	۴/۰۲۴	۴۲۵/۶۸۴	۲/۷۲۳
۱۳۹۱-۳	۴۸۶/۹	۴۵۰/۴۹۸	۷/۴۷۶	۴۴۱/۷۳۲	۹/۲۷۶
۱۳۹۱-۴	۴۸۰/۷	۴۷۵/۱۶۴	۱/۱۵۱	۴۵۲/۵۰۵	۵/۸۶۵
۱۳۹۱-۵	۴۸۲	۴۸۱/۱۹۱	۰/۱۶۷	۴۵۵/۳۸۲	۵/۵۲۲
۱۳۹۱-۶	۴۹۶/۳	۴۶۳/۲۱۵	۶/۶۶۶	۴۴۹/۸۵۴	۹/۳۵۸
۱۳۹۱-۷	۴۵۲/۶	۴۳۷/۵۷۸	۳/۳۱۸	۴۳۷/۶۶۰	۳/۳۰۰
۱۳۹۱-۸	۴۱۳/۵	۴۲۸/۹۶۱	۳/۷۳۹	۴۲۲/۳۲۲	۲/۱۳۳
۱۳۹۱-۹	۴۱۵/۷	۴۳۶/۳۸۴	۴/۹۷۵	۴۰۸/۲۱۲	۱/۸۰۱
۱۳۹۱-۱۰	۴۱۳/۵	۴۳۵/۸۱۲	۵/۳۹۵	۳۹۹/۳۹۰	۳/۴۱۲
۱۳۹۱-۱۱	۴۱۲/۸	۴۲۲/۳۴۳	۲/۳۱۲	۳۹۸/۵۱۶	۳/۴۶۰
۱۳۹۱-۱۲	۴۰۲/۹	۴۲۱/۰۴۰	۴/۵۰۲	۴۰۶/۱۵۰	۰/۸۰۶
۱۳۹۲-۱	۴۳۵/۲	۴۵۶۹/۴۴۵	۲/۳۵۶	۴۲۰/۵۹۲	۳/۳۵۶
۱۳۹۲-۲	۴۷۷/۷	۴۷۵/۳۵۰	۰/۴۹۱	۴۳۸/۳۳۰	۸/۲۴۱
۱۳۹۲-۳	۵۰۰/۹	۴۹۰/۱۳۰	۲/۱۵۰	۴۵۴/۹۶۹	۹/۱۶۹
۱۳۹۲-۴	۵۱۲/۷	۴۹۵/۹۲۲	۳/۲۷۲	۴۶۶/۳۹۰	۹/۰۳۲
۱۳۹۲-۵	۵۰۳/۳	۵۰۲/۷۶۹	۰/۱۰۵	۴۶۹/۸۳۹	۶/۶۴۸
۱۳۹۲-۶	۴۹۶/۸	۵۰۲/۵۹۶	۱/۱۶۶	۴۶۴/۶۵۱	۶/۴۷۱
۱۳۹۲-۷	۴۶۴/۶	۴۸۹/۵۳۷	۵/۳۶۷	۴۵۲/۴۲۳	۲/۶۲۰
۱۳۹۲-۸	۴۲۵/۱	۴۷۷/۹۰۷	۱۲/۴۲۲	۴۳۶/۵۸۴	۲/۷۰۱

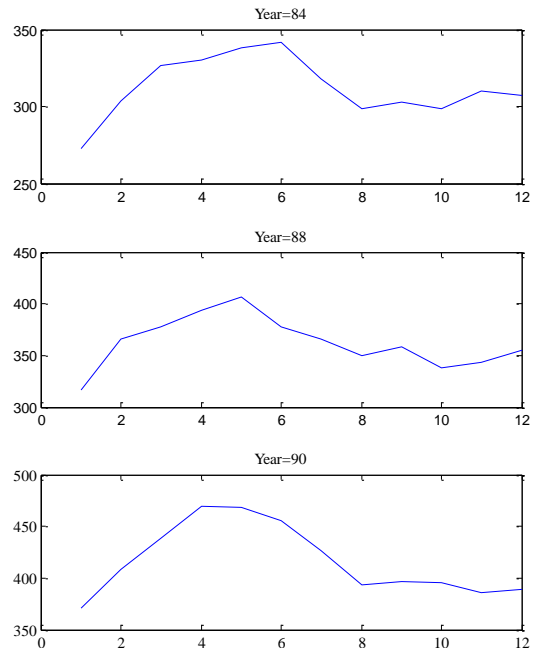
جدول (۴): نتایج ارزیابی کارایی پیش‌بینی بار روش LES و روش ترکیبی

معیار ارزیابی	wavelet-LES	LES
MAPE	٪ ۳/۲۲۳۱	٪ ۵/۱۲۳۹
MSE	۴۳۴/۶۹۳۰	۷۸۴/۹۵۹۲

همچنین نمودار بار پیش‌بینی شده توسط روش حداقل مربعات خطا و همچنین روش ترکیبی پیشنهادی در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. نمایان است که شکل‌های مذکور نیز قابلیت بالاتر روش ترکیبی را در زمینه پیش‌بینی بار تأیید می‌کنند.



شکل (۹): طرح دوبعدی پیک ماهیانه بار مصرفی از سال ۱۳۸۲ تا ۱۳۹۰



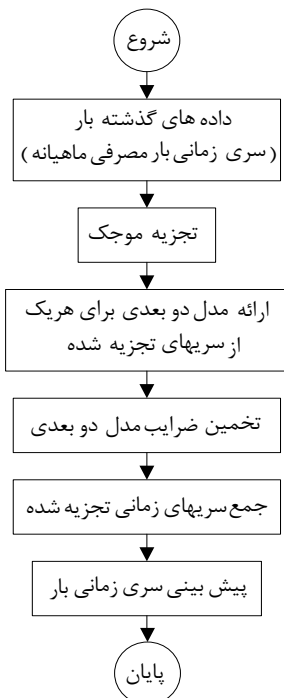
شکل (۷): پیک ماهیانه بار مصرفی استان زنجان برای سال‌های ۱۳۸۴، ۱۳۹۰ و ۱۳۸۸

ارائه مدلی که بتواند علاوه بر نمایش روند کلی سالیانه، روند تغییرات ماهیانه را نیز به خوبی نشان دهد، تأثیر بسزایی بر دقت پیش‌بینی خواهد گذاشت. برای رسیدن به این هدف، مطابق شکل ۸، داده‌های بار مصرفی ۹ سال در یک طرح دوبعدی با ۱۲ سطر که نشان‌دهنده روند ماهانه بوده و ۹ ستون که بیانگر روند سالیانه است مرتب می‌شوند که در آن معرف پیک بار ماه  $x$  از سال  $y$  است. بر اساس این طرح دوبعدی نمای پیک بار مصرفی مطابق شکل (۹) خواهد بود.

	M1	M2	.....	M12
Y1				
Y2				
⋮				
Y9				

$L(x,y)$

شکل (۸): مدل دوبعدی پیک بار مصرفی



شکل (۱۰): ساختار روش پیشنهادی

پس از بررسی‌های انجام‌شده، سری زمانی بار مصرفی تا سطح ۲

تجزیه شده و برای هرکدام از سری‌ها، مدل دوبعدی معرفی شد:

$$f_{d1}(x,y) = a_{11} \sin(b_{11}x + c_{11}y + d_{11}) \quad (13)$$

$$f_{d2}(x,y) = a_{21} \sin(b_{21}x + c_{21}y + d_{21}) \quad (14)$$

$$f_{a2}(x,y) = p_{00} + p_{10}x + p_{20}x^2 + p_{11}xy + p_{30}x^3 + p_{21}x^2y + p_{40}x^4 + p_{31}x^3y + p_{50}x^5 + p_{41}x^4y \quad (15)$$

مقادیر ضرایب مجهول مدل مذکور در جدول (۵) آورده شده است.

با توجه به نتایج قسمت ۳ و موفق بودن روش تبدیل موجک گسسته در پیش‌بینی بار الکتریکی، در این قسمت نیز ابتدا سری زمانی بار مصرفی به وسیله موجک تجزیه می‌شود. سپس با استفاده از تحلیل دوبعدی معرفی شده برای هرکدام از سری‌های تجزیه‌شده مدل دوبعدی ارائه شده و در نهایت نتایج حاصل، با نتایج قسمت ۳ مقایسه می‌شود تا کارایی تحلیل دوبعدی ارزیابی گردد. شکل (۱۰) ساختار استفاده از روش پیشنهادی ترکیبی تبدیل موجک و مدل دوبعدی بار را نشان می‌دهد.



جدول (۵): پارامترهای تخمین زده شده سری زمانی  $f_{a2}$  و  $f_{a1}$

ضرایب	$a$	$b$	$c$	$d$
مدل $f_{a1}$	۴/۵۵۵۶	۱/۶۱۴۰	۱۸/۸۵۱۱	-۲۰/۶۱۳۹
مدل $f_{a2}$	-۷/۶۷۵۸	۱/۰۱۸۹	۱۲/۵۱۶۹	-۵/۵۵۰۱

ضرایب	$P_{00}$	$P_{10}$	$P_{01}$	$P_{20}$	$P_{11}$	$P_{30}$	$P_{21}$	$P_{40}$	$P_{31}$	$P_{50}$	$P_{41}$
مدل $f_{a2}$	۲۵۱/۶	-۲۲/۸۴	۱۲/۹۶	۱۴/۴۹	۴/۵۸	-۲/۸۸۶	-۰/۷۱۷۲	۰/۲۲۵۷	۰/۰۲۶۶۵	-۰/۰۰۶۰	۰/۰۰۰۱۷

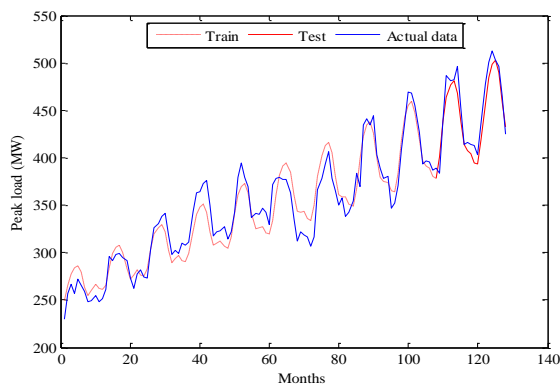
جدول (۷): نتایج ارزیابی کارایی پیش‌بینی با روش‌های ترکیبی و دوبعدی

معیار ارزیابی	wavelet-LES	2D_wavelet-LES
MAPE	% ۳/۷۲۳۱	% ۲/۴۶۷۸
MSE	۴۳۴/۶۹۳۰	۱۸۸/۷۲۹۹
MAPE_max	% ۱۲/۴۲۲۴	% ۵/۶۲۷۲

ماکزیمم خطای پیش‌بینی در تحلیل یک‌بعدی ۱۲/۴۲۲۴٪ است، که بر اساس نتایج جدول (۷) این مقدار به ۵/۶۲۷۲٪ رسیده است. نمودار بار پیش‌بینی شده با روش ترکیبی پیشنهادی در قالب تحلیل دوبعدی در شکل (۱۱) نشان داده شده است. همچنین نمودار مقایسه بار پیش‌بینی شده و همچنین نمودار هیستوگرام درصد خطای پیش‌بینی برای داده‌های آزمایش توسط روش‌های مورد استفاده در این مقاله در شکل‌های (۱۲) و (۱۳) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج حاصل مؤید قابلیت بالای روش ترکیبی تبدیل موجک و تحلیل دوبعدی بار در امر پیش‌بینی است.

#### ۴-۱- پیش‌بینی تقاضای آینده بار

بر اساس دو معیار ارزیابی عملکرد پیش‌بینی MAPE و MSE، روش ترکیبی در قالب مدل دوبعدی، عملکرد بهتری را در پیش‌بینی بار نشان داد و می‌توان از آن برای پیش‌بینی تقاضای آینده بار استان زنجان استفاده کرد. بنابراین روند مصرف بار در استان تا انتهای سال ۹۴ پیش‌بینی شده و نتایج آن در شکل (۱۴) ارائه شده است.



شکل (۱۱): مقایسه مقادیر واقعی بار مصرفی و بار پیش‌بینی با استفاده از روش ترکیبی wavelet, LES و تحلیل دوبعدی

شایان ذکر است که پیش‌بینی سری زمانی در این قسمت، از مجموع سه سری ذکر شده اخیر به دست می‌آید. نتایج پیش‌بینی بار با روش پیشنهادی در جدول‌های (۶) و (۷) نشان داده شده است. با مقایسه نتایج گزارش شده در جداول (۶) و (۷) دریافت می‌شود که با استفاده از مدل دوبعدی بار الکتریکی و استفاده از روش ترکیبی می‌توان به نتایج بهتری دست یافت، به طوری که با استفاده از روش دوبعدی، می‌توان میانگین مطلق خطای پیش‌بینی بار را به میزان ۳۳٪ نسبت به زمانی که پیش‌بینی با روش ترکیبی و مدل یک‌بعدی صورت گیرد، کاهش داد. از طرفی کاهش چشمگیر میانگین مجذور خطاهای (MSE) بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده تقاضای بار نسبت به نتایج قسمت قبل، بیانگر قدرت بالای تحلیل دوبعدی بار در زمینه پیش‌بینی بلندمدت بار الکتریکی است.

جدول (۶): نتایج پیش‌بینی بار با روش ترکیبی و تحلیل دوبعدی

ماه	بار واقعی	wavelet-LES	
		پیش‌بینی	خطا (%)
۱۳۹۱-۱	۳۸۳/۲	۴۰۱/۱۶۴۳	۴/۶۸۸۰
۱۳۹۱-۲	۴۳۷/۶	۴۳۷/۵۷۴۸	۰/۰۰۵۸
۱۳۹۱-۳	۴۸۶/۹	۴۶۳/۵۶۶۲	۴/۷۹۲۳
۱۳۹۱-۴	۴۸۰/۷	۴۷۷/۰۲۴۴	۰/۷۶۲۶
۱۳۹۱-۵	۴۸۲	۴۸۱/۱۸۸۷۴	۰/۱۶۸۳
۱۳۹۱-۶	۴۹۶/۳	۴۶۸/۳۷۲۴	۵/۶۲۷۲
۱۳۹۱-۷	۴۵۲/۶	۴۳۹/۱۵۹۲	۲/۹۶۹۷
۱۳۹۱-۸	۴۱۳/۵	۵۱۷۲/۴۱۴	۰/۲۴۶۰
۱۳۹۱-۹	۴۱۵/۷	۴۰۷/۱۹۲۳	۲/۰۴۶۶
۱۳۹۱-۱۰	۴۱۳/۵	۴۰۴/۰۶۱۴	۲/۲۸۲۶
۱۳۹۱-۱۱	۴۱۲/۸	۳۹۴/۹۶۲۹	۴/۳۲۱۰
۱۳۹۱-۱۲	۴۰۲/۹	۳۹۲/۹۹۶۹	۲/۴۵۷۹
۱۳۹۲-۱	۴۳۵/۲	۴۱۸/۱۴۶۷	۳/۹۱۸۵
۱۳۹۲-۲	۴۷۷/۷	۴۵۶/۸۰۳۷	۴/۳۷۴۴
۱۳۹۲-۳	۵۰۰/۹	۴۸۴/۱۶۱۶	۳/۳۴۱۷
۱۳۹۲-۴	۵۱۲/۷	۴۹۸/۴۳۳۲	۲/۷۸۲۷
۱۳۹۲-۵	۵۰۳/۳	۵۰۲/۷۷۸۰	۰/۱۰۳۷
۱۳۹۲-۶	۴۹۶/۸	۳۵۲۲/۴۸۹	۱/۴۹۹۲
۱۳۹۲-۷	۴۶۴/۶	۴۵۸/۷۶۶۹	۱/۲۵۴۹
۱۳۹۲-۸	۴۲۵/۱	۴۳۲/۳۸۴۴	۱/۷۱۳۶

ترکیبی پیشنهادی، بر روی داده‌های مورد استفاده آن‌ها اعمال گردد، یا اینکه روش مقاله‌ی مورد مقایسه، بر اساس داده‌های مورد استفاده در مقاله‌ی حاضر پیاده‌سازی گردد. در اینجا به مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش ارائه‌شده در [۳۳] پرداخته می‌شود که در آن پیش‌بینی ماهیانه بار بر اساس روش سری زمانی ارائه شده است. به این منظور روش ترکیبی تبدیل موجک و مدل دوبعدی بار بر روی داده‌های مورد استفاده در [۳۳] اعمال می‌گردد. پس از انجام مراحل روش ترکیبی، مدل‌های مستخرج برای روند تغییرات بار مصرفی مرجع [۳۳] مطابق روابط زیر می‌باشد که ضرایب آن‌ها در جدول (۸) آورده شده است:

$$f_{d1}(x, y) = a_1 \sin(b_1x + c_1y + d_1) + a_2 \sin(b_2x + c_2y + d_2) + a_3 \sin(b_3x + c_3y + d_3) + a_4 \sin(b_4x + c_4y + d_4) \quad (16)$$

$$f_{d2}(x, y) = a_1 \sin(b_1x + c_1y + d_1) \quad (17)$$

$$f_{a2}(x, y) = p_{00} + p_{10}x + p_{11}xy + p_{01}y + p_{02}y^2 \quad (18)$$

نتایج پیش‌بینی بار با روش پیشنهادی بر اساس داده‌های [۳۳] در جدول‌های (۹) و (۱۰) نشان داده شده است. با مقایسه نتایج حاصل با نتایج گزارش شده در [۳۳] مشاهده می‌شود روش پیشنهادی از دقت بیشتری برخوردار است به طوری که با استفاده از روش جدید، میانگین مطلق خطای پیش‌بینی بار نزدیک به ۱۶٪ نسبت به خطای روش ارائه‌شده در [۳۳] کاهش می‌یابد. همچنین ماکزیمم خطای پیش‌بینی نیز به طور قابل توجهی کاهش یافته است.

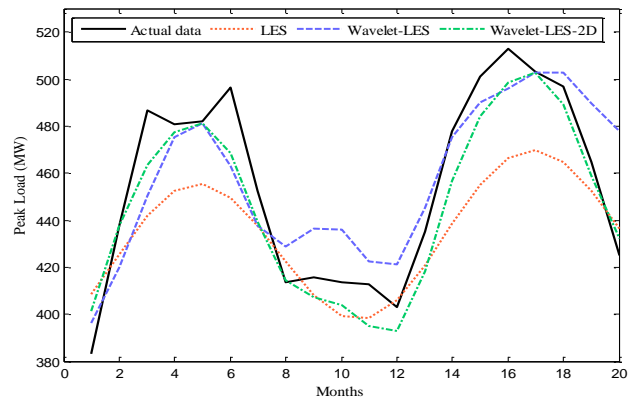
جدول (۸): پارامترهای تخمین زده‌شده سری‌های زمانی

تجزیه‌شده  $f_{d1}$ ،  $f_{d2}$  و  $f_{a2}$

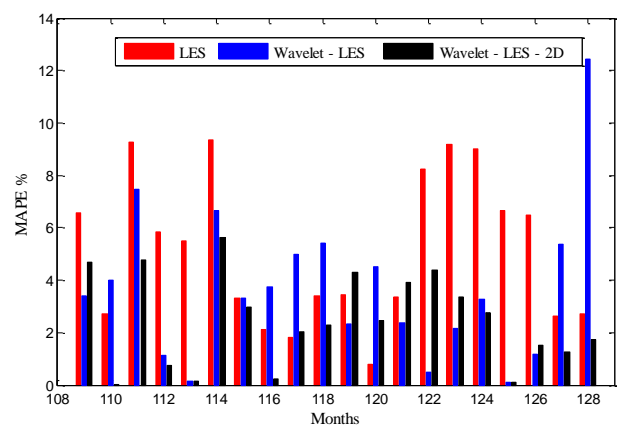
$f_{d1}$	ضرایب مدل			
	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$d_1$
	۳۲۵	۱۹/۰۵۶	۱/۵۸۸	-۱۸/۰۵۱
	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$d_2$
	۲۵۱/۷	۳۱/۰۶۸	۲/۵۸۹	-۳۰/۳۳۳۳
	$a_3$	$b_3$	$c_3$	$d_3$
	۱۹۶/۷	۲۲/۸۶	۱/۹۰۵	-۲۲/۴۰۸
$a_4$	$b_4$	$c_4$	$d_4$	
۱۳۴/۸	۳۷/۲۴۸	۳/۱۰۴	-۳۸/۲۶۷	

$f_{d2}$	ضرایب مدل			
	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$d_1$
$f_{d2}$	۱۱۷۱	۱۲/۵۷۶	۱/۰۴۸	-۱۲/۰۵۴۲

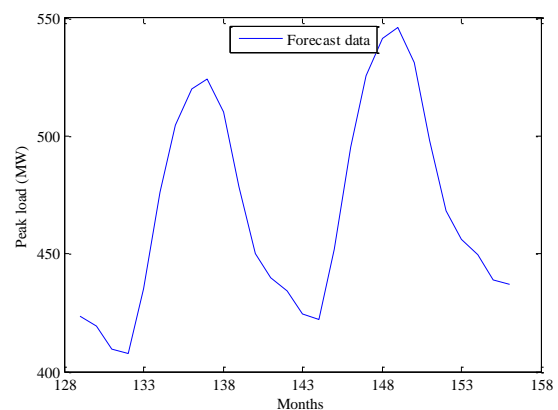
$f_{a2}$	ضرایب مدل				
	$P_{00}$	$P_{10}$	$P_{01}$	$P_{11}$	$P_{02}$
$f_{a2}$	۱۱۷۷۰	۱۲۲/۶	۳۷/۲۵	۴۰/۰۴	۲۲۸/۳



شکل (۱۲): مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده پیک بار مصرفی



شکل (۱۳): نمودار هیستوگرام خطای پیش‌بینی بار



شکل (۱۴): پیش‌بینی بار مصرفی استان زنجان تا اسفند سال ۱۳۹۴

## ۵- ارزیابی روش پیشنهادی

نتایج قبل نشان داد که روش ترکیبی تبدیل موجک و تحلیل دوبعدی بار مصرفی، از توانایی مطلوبی در امر پیش‌بینی بار برخوردار است و در مقایسه با روش‌های ذکر شده در قسمت‌های ۳ و ۴ از برتری برخوردار است. جهت مقایسه‌ی روش پیشنهادی با سایر مقالات، یا باید روش

## مراجع

- [1] C. Wang, G. Grozev and S. Seo, "Decomposition and statistical analysis for regional electricity demand forecasting," *Energy*, vol. 41, no. 1, pp. 313-325, May 2012.
- [2] M. R. AlRashidi and K. M. EL-Naggar, "Long-term electric load forecasting based on particle swarm optimization," *Applied Energy*, vol. 87, no. 1, pp. 320-326, January 2010.
- [3] K. B. Song, Y. S. Baek, D.H. Hong and G. Jang, "Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 1, pp. 96-101, February 2005.
- [4] T. Senjyu, H. Takara, K. Uezato and T. Funabashi, "One-hour-ahead load forecasting using neural network," *IEEE Transactions On Power Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 113-118, February 2002.
- [5] A. Goia, C. May and G. Fusai, "Functional clustering and linear regression for peak load forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 26, no. 4, pp. 700-711, October 2010.
- [6] S. E. Papadakis, J. B. Theocharis and A. G. Bakirtzis, "A load curve based fuzzy modeling technique for short-term load forecasting," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 135, no. 2, pp. 279-303, April 2003.
- [7] A. M. Al-Kandari, S.A. Soliman and M. E. El-Hawary, "Fuzzy short-term electric load forecasting," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 111-122, February 2004.
- [8] M. R. Amin-Naseri and A. R. Soroush, "Combined use of unsupervised and supervised learning for daily peak load forecasting," *Energy Conversion and Management*, vol. 49, no. 6, pp. 1302-1308, June 2008.
- [9] M. Moazzami, A. Khodabakhshian and R. Hooshmand, "A new hybrid day-ahead peak load forecasting method for Iran's national grid," *Applied Energy*, vol. 101, pp. 489-501, January 2013.
- [10] A. Deihimi, O. Orang and H. Showkati, "Short-term electric load and temperature forecasting using wavelet echo state networks with neural reconstruction," *Energy*, vol. 57, no. 1, pp. 382-401, August 2013.
- [11] D. J. Pedregal and J. R. Trapero, "Mid-term hourly electricity forecasting based on a multi-rate approach," *Energy Conversion and Management*, vol. 51, no. 1, pp. 105-111, January 2010.
- [12] E. Gonzalez-Romera, M. A. Jaramillo-Morn and D. Carmona-Fernandez, "Monthly electric energy demand forecasting with neural networks and fourier series," *Energy Conversion and Management*, vol. 49, no. 11, pp. 3135-3142, November 2008.
- [13] N. Amjadi and F. Keynia, "Mid-term load forecasting of power systems by a new prediction method," *Energy Conversion and Management*, vol. 49, no. 10, pp. 2678-2687, October 2008.
- [14] U. Basaran Filik, O. Nezir Gereke and M. Kurban, "A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 1, pp. 199-211, January 2011.
- [15] T. Chen and Y. C. Wang, "Long-term load forecasting by a collaborative fuzzy-neural approach," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 43, no. 1, pp. 454-464, December 2012.
- [16] H. Mori and E. Kurata, "Graphical modeling for selecting input variable of short-term load forecasting," *IEEE Power Tech Conference, Lausanne, Switzerland, July 2007*.
- [17] R. J. Hyndman and S. Fan, "Density forecasting for long-term peak electricity demand," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, no. 2, pp. 1142-1153, May 2010.
- [18] H. M. Al-Hamadi and S. A. Soliman, "Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth," *Electric Power Systems Research*, vol. 74, no. 3, pp. 353-361, June 2005.
- [19] N. X. Jia, R. Yokoyama, Y. C. Zhou and Z. Y. Gao, "A flexible long-term load forecasting approach based on new dynamic simulation theory-GSIM," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 23, no. 7, pp. 549-556, October 2001.
- [20] A. Azadeh, S. F. Ghaderi and S. Sohrabkhani, "Annual electricity consumption forecasting by neural network in high energy consuming industrial sectors," *Energy Conversion and Management*, vol. 49, no. 8, pp. 2272-2278, August 2008.
- [21] Y. Aslan, S. Yavasca and C. Yasar, "Long-term electric peak load forecasting of Kutahya using different approaches,"

## جدول (۹): نتایج پیش‌بینی بار با روش ترکیبی بر اساس داده‌های [۳۳]

ماه	بار واقعی	پیش‌بینی	خطا (%)
۲۰۰۸-۱	۲۴۵۳۸	۲۴۹۳۱	۱/۵۹۹۶
۲۰۰۸-۲	۲۴۰۲۲	۲۴۲۱۶	۰/۸۰۹۳
۲۰۰۸-۳	۲۳۷۵۸	۲۳۷۶۲	۰/۰۱۵۵
۲۰۰۸-۴	۲۳۰۰۳	۲۴۲۲۲	۵/۳۰۰۴
۲۰۰۸-۵	۲۴۰۴۹	۲۴۲۸۰	۵/۳۴۰۷
۲۰۰۸-۶	۲۷۰۱۴	۲۶۲۰۵	۲/۹۹۶۴
۲۰۰۸-۷	۲۶۷۸۸	۲۷۱۴۶	۱/۳۳۷۵
۲۰۰۸-۸	۲۸۴۹۵	۲۷۵۸۷	۳/۱۸۷۰
۲۰۰۸-۹	۲۵۴۵۹	۲۵۷۱۶	۱/۰۰۷۹
۲۰۰۸-۱۰	۲۴۹۵۲	۲۵۷۵۱	۳/۲۰۲۳
۲۰۰۸-۱۱	۲۷۵۹۸	۲۷۶۹۰	۰/۳۳۱۸
۲۰۰۸-۱۲	۲۸۷۷۹	۲۸۷۲۸	۰/۱۷۷

## جدول (۱۰): نتایج ارزیابی کارایی پیش‌بینی بار با روش پیشنهادی بر اساس

### داده‌های [۳۳]

MAPE (%)	۲/۱۰۸۸
MAPE_max	۵/۳۴۰۷

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله پیش‌بینی پیک ماهیانه بار مصرفی پست‌های فوق‌توزیع استان زنجان در افق بلندمدت با استفاده از یک روش ترکیبی جدید انجام شد. ابتدا با استفاده از ترکیب روش‌های تبدیل موجک و حداقل مربعات، پیش‌بینی بر اساس داده‌های آزمایش، صورت گرفت. با مقایسه نتایج حاصل، با روش حداقل مربعات بدون تجزیه سری زمانی، مشاهده شد که روش ترکیبی در پیش‌بینی بار موفق‌تر عمل می‌کند. بر اساس نتایج حاصل، شاخص‌های ارزیابی عملکرد پیش‌بینی در روش ترکیبی، کاهش قابل توجهی نسبت به روش حداقل مربعات داشت. در ادامه یک طرح دوبعدی بر اساس داده‌های بار مصرفی ارائه شد. با توجه به نتایج قابل قبولی که از پیش‌بینی بار با روش ترکیبی به دست آمده بود در این مرحله نیز ابتدا سری زمانی بار مصرفی با استفاده از تبدیل موجک، تجزیه گردید. سپس برای هرکدام از سری‌های تجزیه‌شده یک مدل دوبعدی ارائه شد. از مقایسه نتایج به دست آمده از روش ترکیبی مبتنی بر تحلیل دوبعدی با نتایج قسمت قبل، نتیجه‌گیری شد که با استفاده از روش ترکیبی در قالب تحلیل دوبعدی می‌توان خطای پیش‌بینی بار را به‌طور قابل توجهی کاهش داد. در مرحله آخر پیش‌بینی تقاضای ماهیانه بار مصرفی استان زنجان تا انتهای سال ۹۴، با استفاده از روش ترکیبی تبدیل موجک و حداقل مربعات مبتنی بر مدل دوبعدی، انجام پذیرفت.

## سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از شرکت برق منطقه‌ای زنجان، به‌ویژه معاونت محترم برنامه‌ریزی و تحقیقات جناب آقای مهندس علی خلجی که انجام این پروژه را مورد حمایت مادی خود قرار دادند، تقدیر و تشکر می‌کنند.

- International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering (IJTPE), vol. 3, no. 2, pp. 87-91, June 2011.
- [22] L. Ghelardoni, A. Ghio and D. Anguita, "Energy load forecasting using empirical mode decomposition and support vector regression," IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 4, no. 1, pp. 549-556, March 2013.
- [23] T. Chen, "A collaborative fuzzy-neural approach for long-term load forecasting in Taiwan," Computers & Industrial Engineering, vol. 63, no. 3, pp. 663-670, November 2012.
- [24] H. Daneshi, M. Shahidehpour and A. Lotfjou Choobbari, "Long-term load forecasting in electricity market," IEEE International Conference on Electro/Information Technology, Ames, USA, May 2008.
- [25] A. J. Rocha Reis, and A. P. Alves da Silva, "Feature extraction via multiresolution analysis for short-term load forecasting," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20, no. 1, pp. 189-198, February 2005.
- [26] D. Benaouda, F. Murtagh, J. L. Starck and O. Renaud, "Wavelet-based nonlinear multiscale decomposition model for electricity load forecasting," Neurocomputing, vol. 70, no. 1-3, pp. 139-154, December 2006.
- [۲۷] طوفانی، پیروش، مساعدی، ابوالفضل، فاخری فرد، احمد، «پیش بینی بارندگی با استفاده از نظریه موجک»، نشریه آب و خاک، جلد ۲۵، شماره ۵، آذر- دی ۱۳۹۰.
- [28] B. Li and X. Chen, "Wavelet-based numerical analysis: A review and classification," Finite Elements in Analysis and Design, vol. 81, pp. 14-31, April 2014.
- [29] C. Guan, P. B. Luh, L.D. Michel, Y. Wang, and P. B. Friedland, "Very short-term load forecasting: wavelet neural networks with data pre-filtering," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 1, pp. 30-41, February 2013.
- [30] N. Amjady and F. Keynia, "Short-term load forecasting of power systems by combination of wavelet transform and neuro-evolutionary algorithm," Energy, vol. 34, no. 1, pp. 46-57, January 2009.
- [31] P. Bunnoon, K. Chalermyanont and C. Limsakul, "Mid-term load forecasting: level suitability of wavelet and neural network based on factor selection," Energy Procedia, vol. 14, pp. 438-444, 2012.
- [۳۲] جلیلودن، ابوالفضل، حسینی، سید هادی، صادقی، فرشته، «پیش بینی بلندمدت بار الکتریکی پستهای فوق توزیع استان زنجان با استفاده از الگوریتم بهینه سازی تراکم ذرات»، بیست و هشتمین کنفرانس بین المللی برق، پژوهشگاه نیرو، ۱۱ الی ۱۳ آبان ۱۳۹۲.
- [33] N. Dongxiao, Z. Yunyun and L. Jinpeng, "The application of time series seasonal multiplicative model and GARCH error amending model on forecasting the monthly peak load," International Forum on Computer Science-Technology and Applications, Chongqing, China, December 2009.

## زیر نویس ها

- <sup>1</sup> Wavelet decomposition
- <sup>2</sup> Least Error Square (LES)
- <sup>3</sup> Continuous Wavelet Transform (CWT)
- <sup>4</sup> Discrete Wavelet Transform (DWT)
- <sup>5</sup> Approximation
- <sup>6</sup> Details
- <sup>7</sup> Meyer
- <sup>8</sup> Mean Squared Error
- <sup>9</sup> Mean Absolute Percentage Error