

پیش بینی کوتاه مدت قیمت برق در محیط رقابتی با استفاده از روش ترکیبی تبدیل موجک، ماشین بردار پشتیبان، شبکه فازی عصبی

حسین محسنی

گروه مهندسی برق قدرت، واحد اردبیل، دانشگاه آزاد اسلامی

اردبیل، ایران

hossein_mohseni1@gmail.com

مهدی نوشیار

گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه محقق اردبیلی

اردبیل، ایران

nooshyar@uma.ac.ir

داور میرعباسی

گروه مهندسی برق قدرت، واحد اردبیل، دانشگاه آزاد اسلامی

اردبیل، ایران

dmirabbasi@gmail.com

ناطق رحیمی

گروه مهندسی برق قدرت، واحد اردبیل، دانشگاه آزاد اسلامی

اردبیل، ایران

nateg.barish@gmail.com

موجود نشانگر توانمندی این روش در زمینه پیش بینی سری های زمانی مربوط به قیمت برق است.

واژه های کلیدی — پیش بینی قیمت برق؛ ماشین بردار پشتیبان؛ شبکه فازی عصبی؛ تبدیل کسینوسی گسسته.

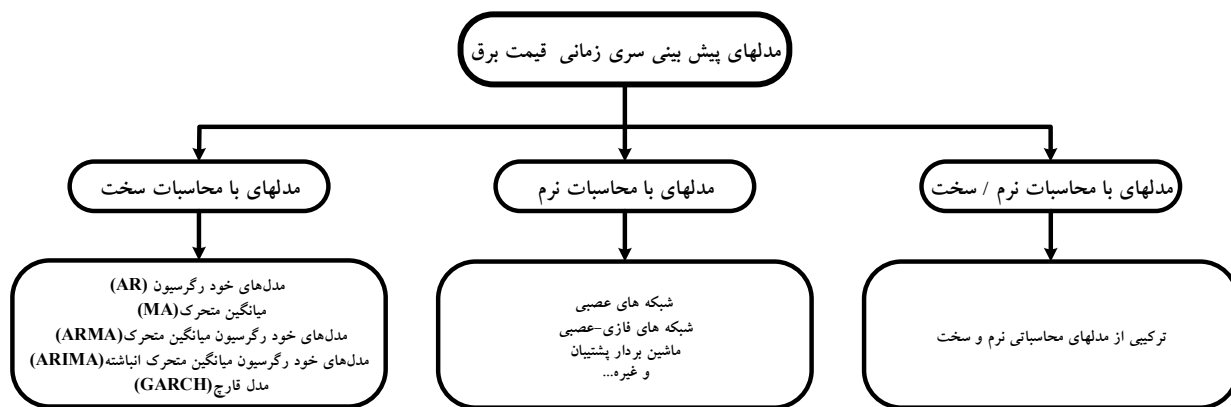
چکیده — در بازار برق تجدید ساختار یافته شناخت رفتار و پیش بینی قیمت الکتریسته می تواند تاثیر بسزایی را در انتخاب استراتژی شرکت کنندگان در بازار داشته باشد بنابراین داشتن ابزاری مناسب جهت پیش بینی قیمت برق بسیار ضروری می باشد. اما بدلیل وجود نوسانات شدید در بازار عرضه و تقاضا ماهیت سری زمانی قیمت برق دستخوش تغییرات شدید قرار گرفته است. از اینرو برای پیش بینی صحیح قیمت های ارائه شده در بازار باید از ابزارهای مدل سازی قوی استفاده نمود. در این مقاله با بهره گیری از تبدیل موجک، تبدیل کسینوسی گسسته، ماشین بردار پشتیبان و شبکه فازی عصبی مدلی جدید با ساختار قوی و بدون استفاده از مدل های محاسباتی سخت برای پیش بینی قیمت برق ارائه شده است. ایده اصلی این تحقیق استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته به منظور از بین بردن همبستگی زمانی مقادیر ورودی و پیش بینی جداگانه مولفه اصلی و مولفه های جزئی قیمت به دلیل تفاوت در ماهیت آنهاست. این مدل برای پیش بینی هفتگی بازار برق اسپانیا به عنوان بازار مرجع مورد استفاده قرار گرفته و قابلیت اعمال به بازارهای دیگر را نیز دارد. مقایسه نتایج حاصل از این نمونه مطالعاتی با برخی دیگر از روش های

۱. مقدمه

در ساختار و فرآیندهای موجود در بازار برق تجدید ساختار یافته مدل سازی و پیش بینی، برای فعالان و شرکت کنندگان از اهمیت ویژه ای برخوردار است. پیش بینی قیمت برق با توجه به خصوصیات منحصر به فرد آن در افق های زمانی متفاوتی صورت می گیرد که عبارت است از افق زمانی کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت که پیش بینی در افق زمانی کوتاه مدت بیشترین تاثیر را بر بهبود استراتژی قیمت گذاری و پیشنهادات خریداران و فروشندگان انرژی الکتریکی دارد [۱]. با توجه به خصوصیات و پیچیدگی سیگنال نشان دهنده قیمت برق طی چند دهه گذشته تلاش های بسیاری به منظور توسعه و بهبود مدل های پیش بینی قیمت ارائه شده است. شکل ۱

*Corresponding author: حسین محسنی

Email: hossein_mohseni1@gmail.com



شکل ۱: طبقه بندی مدل‌های پیش‌بینی قیمت [۲]

استفاده از تبدیل موجک قیمت برق را به دو مولفه خطی و غیر خطی تقسیم می‌کند سپس مولفه‌ها خطی قیمت با استفاده از مدل آریما و مولفه‌های غیر-خطی را با استفاده از شبکه عصبی شعاعی پیش‌بینی می‌کند در [۴] از ترکیب شبکه عصبی و تبدیل موجک برای پیش‌بینی قیمت یک روز بعد استفاده شده است در این مقاله برای بدست آوردن خصوصیات آماری بهتر، از سری بازگشتی پیوسته به جای سری زمانی استفاده شده است.

در این مقاله با استفاده از شبکه‌های فازی-عصبی^۲، ماشین بردار پشتیبان^۳ (SVM) و تبدیل موجک^۴ (WT) روشی با ساختار قوی و بدون استفاده از مدل‌های محاسباتی سخت ارائه شده است. این روش در گروه مدل‌های محاسباتی نرم قرار گرفته و با بهره‌گیری از تبدیل کسینوسی گسسته^۵ (DCT) ضمن آشکار سازی داده‌های پنهان، همبستگی زمانی داده‌های ورودی را با انتقال آنها به حوزه فرکانس از بین می‌برد. در بخش دوم، چهار روش فوق به تفصیل بررسی شده و در بخش چهارم به چگونگی پیاده سازی روش پیشنهادی می‌پردازیم. و در انتها از اطلاعات بازار برق اسپانیا جهت ارزیابی این مدل استفاده کرده‌ایم.

۲. مبانی نظری روش‌های پیش‌بینی

۲.۱. تبدیل موجک

تبدیل موجک یک ابزار موثر برای کاهش نویز بدون از بین بردن دینامیک سیگنال اصلی است [۵]. در این مقاله تبدیل موجک گسسته (DWT) مورد استفاده قرار گرفته که می‌توان به صورت (۱) تعریف کرد:

^۲ -Fuzzy Neural Network

^۳ -Support Vector Machine

^۴ -Wavelet Transform

^۵ -Discrete cosine transform

مدل‌های پیش‌بینی قیمت را به سه دسته شامل مدل‌های مبتنی بر محاسبات سخت، مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم و ترکیبی از این دو طبقه‌بندی می‌کند. مدل‌های مبتنی بر محاسبات سخت که به مدل‌های خطی نیز معروف می‌باشند در ابتدا برای پیش‌بینی سری‌های زمانی پیشنهاد شدند، عموماً مبتنی بر تکنیک‌های آماری‌اند و برای سری‌های با رفتار خطی نتایج خوبی را نشان می‌دهند. در [۱] عملکرد مدل‌های ARMA و GARCH برای پیش-بینی قیمت برق و نوسانات مربوط به آن مورد استفاده قرار گرفته و نشان داده شده که روش پیشنهادی تنها میانگین و نوسانات مربوط به قیمت برق را به خوبی پیش‌بینی می‌کند. مدل‌های خطی برای سری‌های زمانی با رفتار غیرخطی نتایج خوبی از خود ارائه نمی‌دهند و به دلیل دارا بودن هزینه محاسباتی بالا استفاده از این روش‌ها جهت پیش‌بینی قیمت مقرون به صرفه نمی‌باشد. چنانچه سری‌های زمانی غیرخطی باشد کارایی مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم بیشتر خواهد بود. در [۲] از شبکه عصبی خود بازگشتی المن^۱ جهت پیش‌بینی قیمت برق استفاده شده و نشان داده شده که کارایی این شبکه در مقایسه با انواع روش‌های خطی بهتر است. در عمل تشخیص اینکه آیا یک سری خطی است یا غیرخطی به سهولت امکان‌پذیر نیست بنابراین استفاده مستقیم از روش‌های مبتنی بر محاسبات نرم و عدم استفاده از پیش پردازنده‌های قوی سبب شده که این روش‌ها بدلیل داشتن ورودی‌های با ماهیت متفاوت (خطی و غیرخطی) عملکرد مناسبی جهت پیش‌بینی از خود نشان ندهند.

در برخی مقالات نیز روش‌های ترکیبی، از مدل‌های خطی و مدل‌های هوشمند به چشم می‌خورد که دلیل این امر استفاده از مزیت‌های هر یک از مدل‌هاست. در [۳] از ترکیب تبدیل موجک، آریما و شبکه عصبی شعاعی جهت پیش‌بینی قیمت برق اسپانیا استفاده شده به این صورت که ابتدا با

^۱ - Elman

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos \left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N} \right] \quad (2)$$

$$u = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

که در آن $\alpha(u)$ بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{for } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{for } u \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

۲.۳. ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که برخلاف شبکه‌های عصبی به جای کاهش ریسک تجربی سعی در کمینه‌سازی ریسک ساختاری از طریق بیشینه کردن فاصله بین دو ابر صفحه دارد. این شبکه برای اولین بار در سال ۱۹۷۹ توسط وپنیک^۶ فقط برای اهداف طبقه‌بندی معرفی شد [۷]. بعدها با اضافه شدن مسائل مربوط به رگرسیون این شبکه توانایی پیش‌بینی سری‌های زمانی را پیدا کرد. برای توسعه الگوریتم در ابتدا باید تخمین یک تابع خطی بصورت (۴) بررسی شود.

$$y_t = f(X_t) = \langle W, \phi(X_t) \rangle + b \quad (4)$$

که در آن $\langle \cdot, \cdot \rangle$ ضرب داخلی دو برداری، W برداروزن‌ها، b بایاس و $\phi(\cdot)$ تابع نقاش انتقال را نشان می‌دهد. وپنیک به منظور ساختن شکل رگرسیونی ماشین بردار پشتیبان از تابع خطی بصورت (۵) استفاده نمود.

$$L_\epsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |y_t - f(X_t)| \leq \epsilon \\ |y_t - f(X_t)| - \epsilon & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

این تابع مقادیر خطای کمتر از ϵ را در نظر نمی‌گیرد در این صورت مسئله بهینه‌سازی بصورت (۶) در نظر گرفته می‌شود.

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{t=1}^N (\xi_t + \xi_t^*)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} y_t - \langle W, \phi(X_t) \rangle - b \leq \epsilon + \xi_t \\ \langle W, \phi(X_t) \rangle + b - y_t \leq \epsilon + \xi_t^* \\ \xi_t, \xi_t^* \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

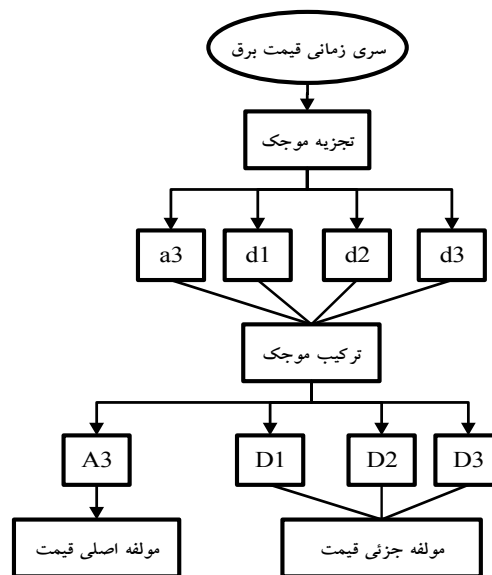
که در آن C یک مقدار از پیش تعیین شده بوده و ξ_t و ξ_t^* متغیرهای شل هستند که قیود بالا و پایین خروجی سیستم را تعیین می‌کنند. با در نظر

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^i}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi^* \left(\frac{t - 2^i k}{2^i} \right) dt \quad (1)$$

که در آن n به ترتیب نشان دهنده $2^i k$ ، 2^i است. $x(t)$ سیگنال اصلی است، ϕ نشان دهنده موجک گسسته و ϕ^* مزدوج مختلط از ϕ این تبدیل شامل دو مرحله است: تجزیه و بازسازی. مطابق شکل ۲ در مرحله اول سری‌زمانی به مولفه اصلی و سه مولفه جزئی تجزیه می‌شود. در مرحله دو مولفه اصلی و مولفه جزئی از حوزه موجک به حوزه زمان بازگردانده می‌شوند.

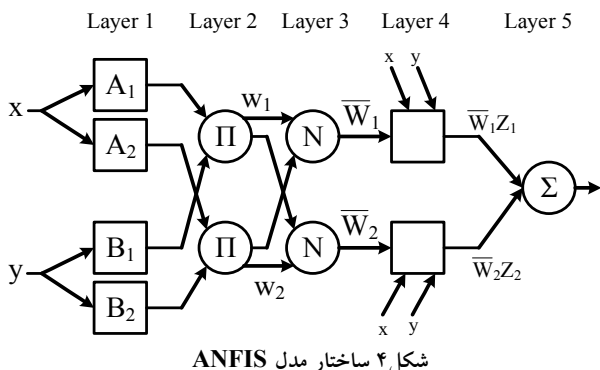
۲.۲. تبدیل فوریه کسینوسی (DCT)

در سری‌زمانی قیمت برق به دلیل وابستگی مقادیر داده‌ها استفاده از تکنیک‌های انتخاب ویژگی، یکی از مسائل و مشکلات مهمی است که امروزه بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. یکی از راه حل‌ها، استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته (DCT) می‌باشد که می‌تواند با انتقال سری‌های زمانی از حوزه زمان به حوزه فرکانس ویژگی‌های زمانی را از بین برده و داده‌های پنهان را آشکار کند. این تبدیل بر خلاف سایر روش‌ها مانند تبدیل فوریه گسسته تنها با ضرایب حقیقی سرو کار دارد و به هنگام استفاده از داده‌های متوالی با همبستگی زیاد کارایی بهتری دارد. بنابراین می‌توان در کاربرد پیش‌بینی جهت از بین بردن وابستگی زمانی اطلاعات، مورد استفاده قرار گیرد [۶]. تبدیل کسینوسی گسسته با N عضو بصورت (۲) تعریف می‌شود:



شکل ۲: نحوه تجزیه قیمت به مولفه‌های اصلی و جزئی

⁶ -Vapnik



برانگیختگی به صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$o_i^3 = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, \Rightarrow i = 1, 2 \quad (12)$$

لایه چهارم: هر گره i در این لایه، یک گره منطبق با تابع گره، به صورت زیر می‌باشد:

$$o_i^4 = \bar{W}_i Z_i = \bar{W}_i (a_i x + b_i y + c_i), \Rightarrow i = 1, 2 \quad (13)$$

که در آنجا \bar{W}_i یک شدت برانگیختگی نرمال شده از لایه سوم است و $\{a_i, b_i, c_i\}$ مجموعه پارامترهای این گره می‌باشند.

لایه پنجم: یک گره ثابت به نام Σ می‌باشد که جمع تمامی سیگنال‌های ورودی را به صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$o_i^5 = \sum_i \bar{W}_i Z_i = \frac{\sum_i W_i Z_i}{\sum_i W_i} \quad (14)$$

۲.۱. پیش‌بینی قیمت برق در محیط رقابتی

فلوچارت روش پیشنهادی پیش‌بینی قیمت برق در محیط تجدید ساختار یافته در شکل ۴ ارائه شده است همانطور که مشاهده می‌شود سری زمانی قیمت توسط تبدیل موجک به یک مولفه اصلی و سه مولفه جزئی تجزیه می‌شود سپس این مولفه به ترتیب توسط شبکه فازی-عصبی و ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی می‌شود. این روش را می‌توان در شش گام بصورت زیر خلاصه نمود:

گام اول: انتخاب بازه مناسب از سری زمانی قیمت برق جهت استفاده در مرحله آموزش.

گام دوم: استفاده از تبدیل موجک جهت جداسازی مولفه اصلی و جزئی قیمت برق.

گرفتن متغیرهای لاگرانژ به صورت α_i , α_i^* و α_i^* معادله SVM را برای توابع غیر خطی می‌توان بصورت (۷) نوشت:

$$y_i = f(X_i) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(X, X_i) + b \quad (7)$$

در این معادله $K(X, X_i)$ تابع کرنلی است که برای ایجاد ماشین‌هایی با انواع مختلفی از سطوح خطی و غیر خطی در فضای داده‌ها، ضرب-های داخلی تولید می‌کند. در این مقاله به دلیل استفاده از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مولفه خطی از تابع کرنل خطی برای پیش‌بینی، استفاده می‌کنیم. تابع کرنل خطی بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$K(X, X_i) = \langle X, X_i \rangle \quad (8)$$

۲.۴. شبکه فازی-عصبی

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) اولین بار در سال ۱۹۹۳ توسط ژانگ معرفی شد. این سیستم ابزاری جهانی جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌های محدود می‌باشد که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. معماری شبکه فازی عصبی مطابق شکل ۴ از پنج لایه تشکیل شده است که هر لایه شامل چندین گره است. این گره‌ها توسط توابع گره توصیف می‌شوند [۴].

لایه اول: هر گره i از این لایه، مقادیر عضویتی را که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند، با استفاده از تابع عضویت تولید می‌کند.

$$o_i^1 = \mu A_i(x), \Rightarrow i = 1, 2 \quad (9)$$

$$o_i^1 = \mu B_{i-2}(y), \Rightarrow i = 3, 4 \quad (10)$$

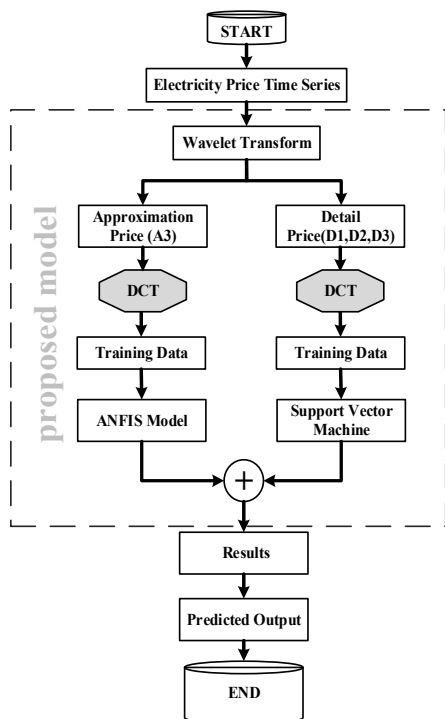
o_i^1 نشان دهنده خروجی گره i ام در لایه j است و x (یا y) ورودی گره i ام و (یا) اسمی متغیرهای زبانی منطبق با این گره می‌باشد.

لایه دوم: هر گره در این لایه، یک گره ثابت دارد که خروجی آنها محصول تمام سیگنال‌های ورودی می‌باشد.

$$o_i^2 = W_i = \mu A_i(x) \mu B_i(x), \Rightarrow i = 1, 2 \quad (11)$$

هر گره خروجی بیانگر شدت برانگیختگی یک قاعده می‌باشد.

لایه سوم: هر گره در این لایه، یک گره ثابت به نام N می‌باشد و α مین گره، نسبت α مین قاعده شدت برانگیختگی را برای تمام قاعده‌های شدت



شکل ۴: فلوچارت مدل پیشنهادی جهت پیش‌بینی قیمت برق

$$\bar{P} = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N P_h \quad (16)$$

که در آنجا \bar{P}_h و P_h به ترتیب بیانگر قیمت پیش‌بینی شده و واقعی برق در ساعت h است. \bar{P} قیمت میانگین در مدت پیش‌بینی و N تعداد ساعت-های پیش‌بینی شده است.

$$SDE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{h=1}^N (e_h - \bar{e})^2}$$

$$e_h = \bar{P}_h - P_h \quad (17)$$

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N e_h$$

همچنین نتایج پیش‌بینی هفتگی برای فصل‌های مختلف سال در شکل ۷ تا ۱۰ نمایش داده شده است که به ترتیب برای فصول بهار، تابستان، پاییز و زمستان می‌باشد. مطابق این نتایج و با در نظر گرفتن متوسط خطای مطلق

جدول ۱: اطلاعات بازه زمانی جهت پیش‌بینی [۱۰]

اطلاعات زمانی	دیتای تست	دیتای آموزش
زمستان	۱۸ الی ۲۴ فوریه	۷ ژانویه الی ۱۷ فوریه
بهار	۲۰ الی ۲۶ مه	۸ آوریل تا ۱۹ مه
تابستان	۱۹ الی ۲۵ اگوست	۸ جولای تا ۱۸ اگوست
پاییز	۱۸ الی ۲۴ نوامبر	۷ اکتبر تا ۱۷ نوامبر

گام سوم: در این مرحله به منظور انتخاب ورودی‌های مناسب، از روش همبستگی استفاده شده است و متشکل از یک ماتریس با مجموعه‌ی اطلاعات گذشته می‌باشد که برای پیش‌بینی مولفه اصلی و جزئی قیمت در C ستون تنظیم شده که هر ستون شامل $\{P_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-3}, P_{t-24}, P_{t-25}, P_{t-48}, P_{t-49}, P_{t-72}, P_{t-73}, P_{t-96}, P_{t-97}, P_{t-120}, P_{t-121}, P_{t-144}, P_{t-145}, P_{t-168}\}$ می‌باشد. (۱۶ سطر)

گام چهارم: استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته به منظور از بین بردن ویژگی‌های زمانی و همبستگی داده‌ها ورودی و استخراج داده‌های پنهان.

گام پنجم: استفاده از دو مدل جهت پیش‌بینی قیمت:

(۱) استفاده از شبکه فازی-عصبی جهت پیش‌بینی مولفه اصلی قیمت شامل یک سیستم استنتاج فازی اولیه که اطلاعات ورودی را با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی C میانگین^۷ در ۲۰ خوشه طبقه‌بندی شده است.

(۲) استفاده از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مولفه جزئی قیمت که در آن از کرنل خطی برای عملکرد مناسب سیستم استفاده شده است.

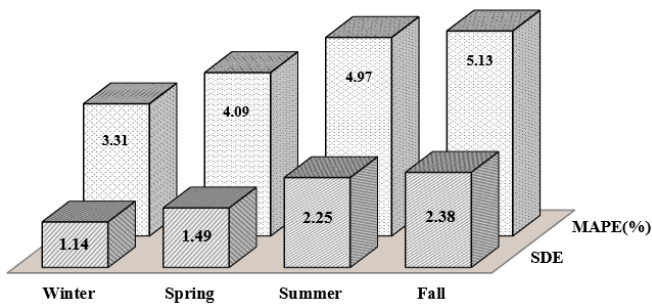
گام ششم: در این مرحله با استفاده از گام دوم و گام سوم دیتای تست همانند دیتای آموزش آماده‌سازی شده و توسط دو شبکه آموزش دیده (گام پنجم) هر دو مولفه (اصلی و جزئی) پیش‌بینی می‌شود و در انتها این دو مولفه با هم جمع می‌شود.

۳. نتایج عددی

مدل پیشنهادی جهت پیش‌بینی قیمت هفتگی بازار برق اسپانیا در سال ۲۰۰۲ مورد استفاده قرار گرفته است [۸]. در این سال به خصوص در فصل پاییز و تابستان مطابق شکل ۶ نوسانات شدیدی در قیمت بازار به چشم می‌خورد. چنین بی‌ثباتی در بازار موجب بروز مشکلاتی در امر پیش‌بینی می‌شود و باید بازه زمانی مورد استفاده در مرحله آموزش به اندازه کافی انتخاب شود اینرو اطلاعات تعداد روزها، جهت آموزش مدل پیشنهادی ۴۹ روز در نظر گرفته شده که برای فصول مختلف سال مطابق جدول ۱ نشان داده شده است. در شکل ۵ مقادیر متوسط خطای مطلق درصدی (MAPE) و معیار انحراف از خطا (SDE) برای پیش‌بینی هفتگی بازار برق اسپانیا ارائه شده که بصورت (۱۵) و (۱۷) قابل محاسبه می‌باشند.

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{h=1}^N \frac{|\hat{P}_h - P_h|}{\bar{P}} \quad (15)$$

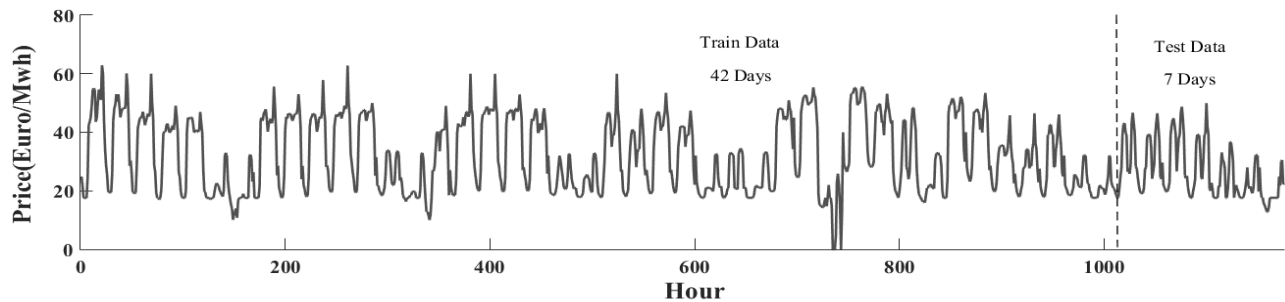
⁷ - Fuzzy c-mean



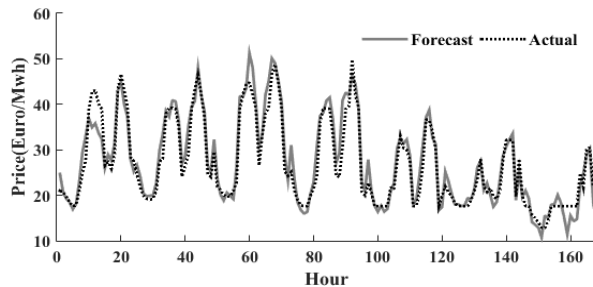
شکل ۵: مقادیر MAPE و SDE برای فصول مختلف سال

تبدیل در جدول ۳ آمده است از مقایسه عددی می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته تأثیر عمده‌ای را در بهبود کارایی مدل پیشنهادی دارد و متوسط خطای مطلق درصدی را در فصولی که دارای رفتار غیر خطی هستند به مقدار قابل توجهی کاهش می‌دهد.

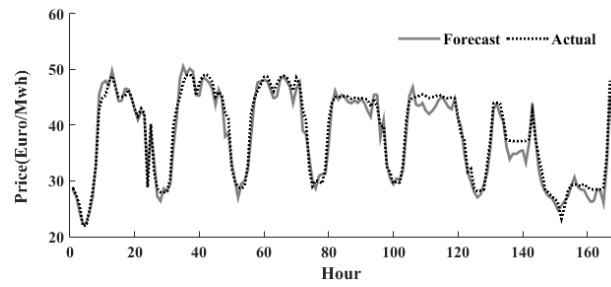
درصدی و انحراف معیار خطا و با توجه به ثبات بازار عملکرد مدل پیشنهادی در پیش‌بینی هفتگی در فصل‌های زمستان و بهار رضایت بخش بوده و دارای دقت کافی می‌باشد. در فصول تابستان و پاییز نیز با وجود رفتارهای غیرخطی و نوسانات شدید، دقت مدل پیشنهادی حفظ شده است. نتایج عددی بدست آمده برحسب معیار MAPE و نتایج حاصل از دیگر روش‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی بدون استفاده از مدل‌های محاسباتی سخت عملکرد بهتری داشته و دقت پیش‌بینی خود را با آشکارسازی داده‌های پنهان و حذف ویژگی‌های زمانی توسط تبدیل کسینوسی گسسته افزایش داده است. همچنین دقت پیش‌بینی در هفته‌های مربوط به تابستان و پاییز بهبود یافته و این روش توانسته میانگین درصد خطای مطلق را کاهش دهد. از طرفی به منظور ارزیابی تأثیر تبدیل کسینوسی گسسته، نتایج پیش‌بینی بدون استفاده از این



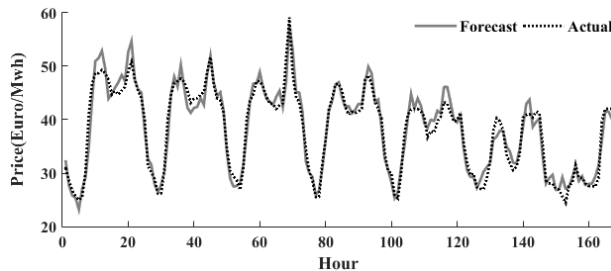
شکل ۶: سری زمانی قیمت برق در مرحله آموزش و تست برای فصل پاییز



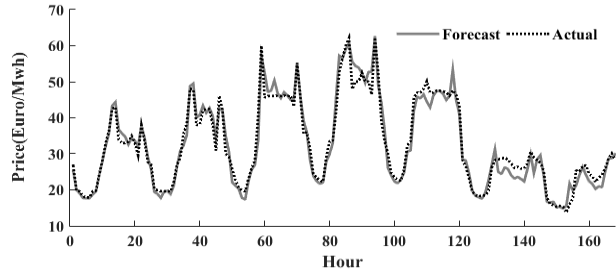
شکل ۹: نمودار پیش‌بینی قیمت برای هفته پاییز برای بازار برق اسپانیا



شکل ۷: نمودار پیش‌بینی قیمت برای هفته بهار برای بازار برق اسپانیا



شکل ۱۰: نمودار پیش‌بینی قیمت برای هفته زمستان برای بازار برق اسپانیا



شکل ۸: نمودار پیش‌بینی قیمت برای هفته تابستان برای بازار برق اسپانیا

جدول ۲: مقایسه عددی در بازار اسپانیا (MAPE/%)

مراجع	WT-ARIMA [9]	AWNN [10]	NNWT [11]	HPA [4]	Elman network [2]	DCT-FFNN [6]	WT-RBF-ARIMA [3]	SCPSN-SP[12]	WT-MI-LSSVM[13]	proposed
بهار	۵,۶۹	۴,۶۷	۴,۲۲	۴,۱۹	۴,۳۷	۴,۲۹	۴,۴۷	۳,۵۹	۴,۵۲	۴,۰۹
تابستان	۱۰,۷۰	۹,۶۴	۹,۵۰	۶,۷۶	۹,۰۹	۸,۲۹	۷,۰۳	۵,۳۲	۵,۴۷	۴,۹۷
پاییز	۱۱,۲۷	۹,۲۹	۹,۲۸	۶,۵۳	۸,۶۶	۸,۶۵	۶,۱۲	۶,۱۸	۵,۵۲	۵,۱۳
زمستان	۴,۷۸	۳,۴۳	۳,۶۱	۳,۶۵	۴,۱۱	۴,۰۳	۴,۸۴	۳,۹۶	۴,۴۵	۳,۳۱
میانگین	۸,۱۱	۶,۷۵	۶,۶۵	۵,۲۸	۶,۵۶	۶,۳۲	۵,۶۲	۴,۷۶	۴,۹۹	۴,۱۲

- [۴] H. M. I. Pousinho, V. M. F. Mendes, and J. P. d. S. Catalão, "Short-term electricity prices forecasting in a competitive market by a hybrid PSO-ANFIS approach," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 3, pp. 29-35, 2012.
- [۵] J. Zhang and Z. Tan, "Day-ahead electricity price forecasting using WT, CLSSVM and EGARCH model," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 45, pp. 362-368, 2013.
- [۶] S. Anbazhagan and N. Kumarappan, "Day-ahead deregulated electricity market price forecasting using neural network input featured by DCT," *Energy Conversion and Management*, vol. 78, pp. 711-719, 2014.
- [۷] X. Yan and N. A. Chowdhury, "Mid-term electricity market clearing price forecasting utilizing hybrid support vector machine and auto-regressive moving average with external input," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 64-70, 2014.
- [۸] "OMEL. (2011). Spanish Electricity Price Market Operator [Online]. Available: <http://www.omel.es>"/.
- [۹] A. J. Conejo, M. A. Plazas, R. Espinola, and A. B. Molina, "Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and ARIMA models," *IEEE transactions on power systems*, vol. 20, pp. 1035-1042, 2005.
- [۱۰] N. Pindoriya, S. Singh, and S. Singh, "An adaptive wavelet neural network-based energy price forecasting in electricity markets," *IEEE Transactions On power systems*, vol. 23, pp. 1423-1432, 2008.
- [۱۱] J. Catalão, H. Pousinho, and V. Mendes, "Neural networks and wavelet transform for short-term electricity prices forecasting," in *Intelligent System Applications to Power Systems, 2009. ISAP'09. 15th International Conference on*, 2009, pp. 1-5.
- [۱۲] C. H. Jin, G. Pok, Y. Lee, H.-W. Park, K. D. Kim, U. Yun, et al, "A SOM clustering pattern sequence-based next symbol prediction method for day-ahead direct electricity load and price forecasting," *Energy Conversion and Management*, vol. 90, pp. 84-92, 2015.
- [۱۳] H. Shayeghi, A. Ghasemi, and M. Moradzadeh, "Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using WT, MI and LSSVM Optimized by Modified ABC Algorithm," in *International Symposium on Neural Networks*, 2016, pp. 454-464.

جدول ۳: مقایسه عددی پیش‌بینی با DCT و بدون (MAPE/%)

روش پیش‌بینی	بهار	تابستان	پاییز	زمستان	میانگین
With DCT	۴,۰۹	۴,۹۷	۵,۱۳	۳,۳۱	۴,۱۲
Without DCT	۴,۴۶	۶,۰۵	۵,۶۵	۳,۷۱	۴,۹۶

۴. نتیجه‌گیری

در این مقاله بدون استفاده از مدل‌های محاسباتی سخت و با ترکیب ماشین بردار پشتیبان، سیستم فازی عصبی و تبدیل موجک روش جدیدی جهت پیش‌بینی قیمت برق ارائه گردیده است. این روش ابتدا با استفاده از تبدیل موجک سری‌زمانی قیمت برق را به دو مولفه اصلی و جزئی تجزیه کرده سپس با حذف همبستگی زمانی داده‌های ورودی و آشکار ساختن داده‌های پنهان توسط تبدیل کسینوسی گسسته این دو مولفه به ترتیب با سیستم‌های فازی-عصبی و ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی می‌شود. نتایج حاصل از پیش‌بینی نشان می‌دهد عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش‌ها بهتر بوده و این مدل توانسته بدون استفاده از مدل‌های محاسباتی سخت و با بکارگیری از تبدیل کسینوسی گسسته مولفه‌های غیرخطی قیمت را بخوبی پیش‌بینی کند. همچنین مطابق نتایج حاصل از پیش‌بینی می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته توانایی دقت مدل پیشنهادی را در شرایطی که بازار دارای رفتار غیرخطی است، افزایش می‌دهد.

۵. مراجع

- [۱] H. Liu and J. Shi, "Applying ARMA-GARCH approaches to forecasting short-term electricity prices," *Energy Economics*, vol. 37, pp. 152-166, 2013.
- [۲] S. Anbazhagan and N. Kumarappan, "Day-ahead deregulated electricity market price forecasting using recurrent neural network," *IEEE systems journal*, vol. 7, pp. 866-872, 2013.
- [۳] O. Abedinia and N. Amjadi, "Day-ahead Price Forecasting of Electricity Markets by a New Hybrid Forecast Method," *Modeling and Simulation in Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, pp. 1-7, 2015.