

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی

محمد رضا آقاابراهیمی^۱، حسین طاهریان^۲، سید ایمان ناظر کاخکی^۳، محسن فرشاد^۴ و سعیدرضا گلدانی^۵

۱- دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند - بیرجند- ایران

aghaebrahimi@birjand.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران

htaherian@birjand.ac.ir

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران

inazer@birjand.ac.ir

۴- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند - بیرجند- ایران

mfarshad@birjand.ac.ir

۵- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند - بیرجند- ایران

sgoldani@birjand.ac.ir

چکیده: سیگنال قیمت برق در بازار رقابتی انرژی الکتریکی برای تمام فعالیت‌های برنامه‌ریزی و بهره‌برداری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. همچنین، قیمت برق دارای ماهیت غیرقطعی است و عوامل متنوعی در کوتاه مدت و بلند مدت روی آن تأثیر می‌گذارند. عوامل فعال در بازار برق برای مدیریت ریسک در بازار نیاز به پیش‌بینی دقیق و مؤثر سیگنال قیمت برق دارند. با استفاده روزافزون از انرژی‌های تجدیدپذیر، به ویژه انرژی باد، قیمت نیز در بازار برق تحت تأثیر این عامل جدید قرار گرفته است؛ زیرا ماهیت متغیر تولید بادی، متعادل ساختن بی‌درنگ تقاضای سیستم قدرت در برابر تولید را پیچیده‌تر کرده است. در این پژوهش، اثر تولید واحدهای بادی در پیش‌بینی قیمت براساس داده‌های بازار برق Nord Pool بررسی شده است. ایده اصلی مبتنی بر ارائه مدلی هوشمند برای پیش‌بینی قیمت تسویه بازار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، بر پایه مدل هیبریدی ژنتیک و رقابت استعماری است. این مدل هیبریدی در مقایسه با شبکه‌های عصبی مرسوم (بر پایه الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر گرادینان) دقت بهتری داشته و قابلیت همگرا شدن به سمت بهینه مطلق را دارد. نتایج به دست آمده دقت بالای این مدل در پیش‌بینی کوتاه مدت سیگنال قیمت برق را بیان می‌کند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی، تولید بادی، پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت

۱- مقدمه

به سمت یک بازار هرچه رقابتی‌تر حرکت کرده است. در این حالت قیمت تسویه بازار به عنوان کلید تمام فعالیت‌ها شناخته می‌شود و به دنبال آن شرکت‌های تولیدی و مصرف‌کننده‌ها به منظور انجام فعالیت‌های خود از جمله تنظیم استراتژی‌های کوتاه مدت، تنظیم قراردادهای میان‌مدت یا بلندمدت، برنامه‌ریزی‌های کوتاه مدت و برنامه‌ریزی توسعه تصمیم‌گیری می‌کنند. از این رو پیش‌بینی دقیق قیمت می‌تواند شرکت‌کننده‌های بازار را به بالاترین

بازار برق در بسیاری از کشورها در طول دو دهه‌ی اخیر

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۲/۲/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۳/۳/۷

نام نویسنده مسؤول : محمد رضا آقاابراهیمی

نشانی نویسنده مسؤول : ایران - بیرجند - بلوار دانشگاه -

دانشگاه بیرجند - دانشکده برق و کامپیوتر

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی

مدل‌های متعددی برای بهبود کارایی سیستم پیشگو را به کار می‌گیرند؛ برخی از مدل‌های پیش‌بینی توسط سری‌های زمانی ارائه شده است. این سری‌های زمانی شامل مدل‌های دینامیکی رگرسیون هستند. مانند رگرسیون‌های خطی، سری‌های زمانی (ARMA،^۱ ARIMA و سایر). مدل‌های یاد شده شاخصی هستند که قیمت آینده را به عنوان یک تابع از قیمت‌های گذشته بیان می‌کنند [۴-۶]. استفاده از سیستم‌های فازی، روش‌های مختلف استخراج الگو^۲ و شبکه‌های عصبی که از الگوریتم‌های محاسباتی برای پیش‌بینی قیمت آینده استفاده می‌کنند نیز امروزه مورد توجه محققان قرار گرفته است [۷-۱۰]. شبکه‌های عصبی قادرند روابط غیرخطی بین متغیرهای ورودی را با یادگیری از روی داده‌های آموزشی استخراج کنند. نحوه انتخاب داده‌های مناسب، یکی از عواملی است که می‌تواند بر بهبود یادگیری شبکه عصبی تاثیر گذارد که در این مقاله از این ایده استفاده شده است.

الگوریتم پس انتشار خطا یکی از تکنیک‌های متداول در آموزش شبکه عصبی مبتنی بر گرادیان کاهشی و یا گرادیان کاهشی تداومی است [۱۱]. با وجود این، این الگوریتم روشی کند و حساس به حدس اولیه است که امکان به دام افتادن در مینیمم‌های محلی را دارد. از این رو در این مقاله از الگوریتم رقابت استعماری^۴ به عنوان یک ابزار بهینه‌ساز در کنار شبکه عصبی برای بهبود فرآیند آموزش شبکه استفاده شده است. همچنین بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد، در اکثر مقالات تعداد لایه‌های شبکه عصبی و نرون‌های موجود در هر لایه از طریق آزمون و خطا تعیین شده است [۱۲ و ۱۳]، در حالی که این روش الزاماً به دست‌یابی به مدلی با بیش‌ترین دقت منجر نمی‌شود. از این رو در این مقاله از الگوریتم ژنتیک در بخش تعیین ساختار شبکه عصبی بهره گرفته شده است تا امکان ایجاد فضای گسترده‌تری برای جستجو ایجاد شود.

مدل پیشنهادی در این مقاله، برای پیش‌بینی قیمت در بازار برق Nord Pool سال‌های ۲۰۱۲ و ۲۰۱۳ به کارگرفته

سطح سود ممکن برساند [۱]. باید در نظر داشت، به خاطر وجود متغیرهایی مانند: تغییرات آب و هوا، تغییرات قیمت سوخت، شاخص‌های اقتصادی و حتی سیاست‌های کلی، پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت برق کاری دشوار است.

مدل‌های پیش‌بینی در صورتی موثر و کارآمد هستند که اطلاعات تاثیرگذار و دقیق به مقدار کافی در دسترس باشند؛ درحالی‌که بیشتر این ورودی‌های مفید برای پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت همواره در دسترس نیستند [۲]. از طرفی حضور واحدهای تولیدی با عدم قطعیت بالا و تولید تصادفی، برقراری تعادل میان تولید و تقاضای مصرف سیستم را پیچیده می‌نماید.

کشورهای مختلف با برنامه‌ریزی و اعمال سیاست‌های حمایتی از انرژی‌های تجدیدپذیر، سهم مشارکت منابع تجدید پذیر انرژی در بازار برق را بیشتر کرده‌اند [۳].

بسیاری از این انرژی‌ها از جمله باد، قابلیت ذخیره‌سازی ندارند و به ناچار، قیمت در بازار برق نیز متأثر از این منابع است. به علت طبیعت غیرقابل پیش‌بینی جوی، تغییرات زیادی در توان تولیدی بادی وجود دارد که پیچیدگی پیش‌بینی قیمت در بازارهای برق را افزایش می‌دهد. این تغییرات باعث ایجاد عدم قطعیت در عملکرد و تولید نیروگاه بادی می‌شود که باید توسط بهره‌بردار مستقل سیستم برای اطمینان از تعادل بین عرضه و تقاضا مورد توجه قرارگیرد. برای مثال، ماهیت متغیر خروجی لحظه‌ای واحدهای بادی بر قیمت برق در بازار اثر می‌گذارد. از این رو، لحاظ نمودن اثر تولید مزارع بادی در تعیین نقطه تسویه بازار در مناطقی که نفوذ این نیروگاه‌ها بالاست، اهمیت ویژه‌ای دارد. از این رو هدف اصلی این مقاله، بررسی تاثیر توان تولیدی بادی بر پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت لحظه‌ای و متعاقب آن بازار لحظه‌ای در منطقه دانمارک غربی است. این در حالی است که بالاترین میزان نفوذ توان تولیدی بادی در جهان در این منطقه وجود دارد که این میزان بالای نفوذ تاثیرات غیر خطی زیادی بر روی قیمت می‌گذارد.

تکنیک‌های متداول در پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت،

به شبکه داده می‌شود. اکنون باید اثر تولید بادی در تعیین قیمت لحظه‌ای^۵ بازار مشخص شود.

۳- اثر تولید بادی بر قیمت در بازار برق

افزایش تولید گازهای گلخانه‌ای در اثر فعالیت‌های صنعتی و سایر و نیز تشدید پدیده گرمایش زمین منجر به افزایش سرمایه‌گذاری و گرایش به استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر مانند انرژی باد شده است. بسیاری از این انرژی‌ها قابلیت ذخیره‌سازی ندارند و به ناچار قیمت در بازار برق متأثر از این منابع نیز می‌باشد [۱۷].

قیمت لحظه‌ای بازار، اساس رقابت در بازارهای اصلی فروشی برق است. ویژگی اصلی قیمت لحظه‌ای نوسانات بالای آن است. برای مثال، تغییرات قیمت لحظه‌ای در طول ۵ روز ماه مارس (چهارشنبه تا یکشنبه) سال ۲۰۱۰ بازار Nord Pool منطقه DK-1 در کشور دانمارک [۱۸] در شکل (۱) نشان داده شده است [۱۹].

از ویژگی‌های اصلی این نمودار، جهش قیمت در طول بعد از ظهرهاست. شایان ذکر است قیمت‌ها در یک روز خاص می‌توانند کاملاً متفاوت از روزهای دیگر باشند. برای مثال، قیمت در بعد از ظهر ۳ مارس بین ۴۱۰ تا ۴۵۰ کرون بر مگاوات-ساعت (DKK/MWh) است درحالی‌که محدوده قیمت ۴ مارس در طول همان بازه زمانی بین ۳۰۰ تا ۴۱۰ DKK/MWh است. کاهش قیمت در روز ۴ مارس می‌تواند به دلیل افزایش تولید بادی در طی آن دوره زمانی باشد.

بنابراین، می‌توان بیان کرد که در نظر گرفتن اثر تولید بادی بر قیمت لحظه‌ای بازار امری ضروری است. شکل (۲) همبستگی داده‌های قیمت و تولید بادی در طی این دوره زمانی را نشان می‌دهد.

شده است. برای نمایش کارآمدی مدل، پیش‌بینی به‌شکل روزانه و هفتگی انجام شده است که نتایج حاصل از شبیه‌سازی دقت بالای این مدل را بیان می‌کند.

ساختار ادامه مقاله به این شرح است: در بخش ۲، در خصوص انتخاب و تعیین داده‌های مطلوب ورودی بحث می‌شود. در بخش ۳، اثر تولید بادی بر قیمت لحظه‌ای بازار بیان می‌شود. در بخش ۴، مدل پیشنهادی ارائه می‌شود. در بخش ۵، نتایج شبیه‌سازی نشان داده شده است و در پایان، در بخش ۶ نتیجه‌گیری بیان شده است.

۲- انتخاب داده‌های ورودی

پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد در بیشتر موارد رفتار قیمت در روزهای مشابه به یکدیگر شبیه است. استفاده از این اطلاعات اثر مثبتی بر آموزش شبکه عصبی دارد. برای مثال اگر روز پیش‌بینی دوشنبه باشد، تمام روزهای دوشنبه در اطلاعات گذشته می‌توانند برای روزهای مشابه فرض شوند [۱۴ و ۱۵].

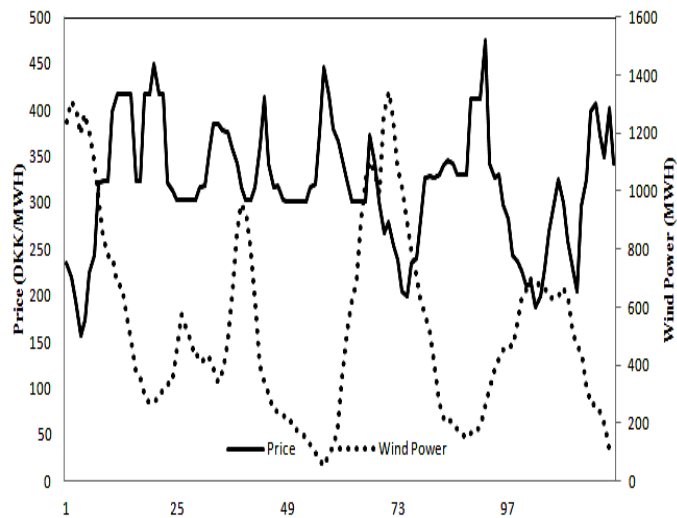
پس از انتخاب روزهای مشابه، هسته مرکزی با محاسبه میانگین قیمت این روزها به دست می‌آید. تشابه بین روزهای مشابه و هسته مرکزی با فاصله اقلیدسی [۱۶] بیان می‌شود:

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

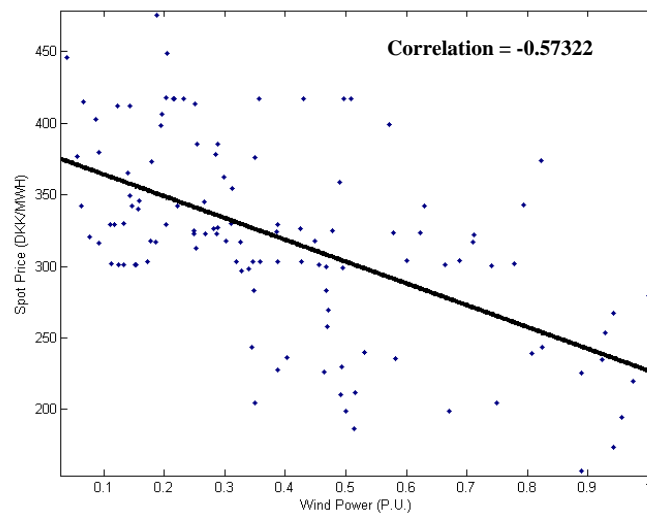
که در آن $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ و $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$

دو بردار در فضای N بعدی اقلیدسی هستند. سپس، منحنی‌های قیمت روزهای مشابه با فاصله زیادتر از آستانه از پیش تعریف شده، از اطلاعات ورودی حذف می‌شوند. نتایج پیش‌بینی در این تحقیق نشان می‌دهد که علاوه بر تأثیر مثبت ورودی روزهای مشابه بر آموزش شبکه، منحنی قیمت روز هدف تأثیر گرفته از تولید بادی متناظر با روزهای مشابه خود نیز می‌باشد. بنابراین، به‌طور هم‌زمان قیمت و تولید بادی روزهای مشابه و به عنوان داده ورودی،

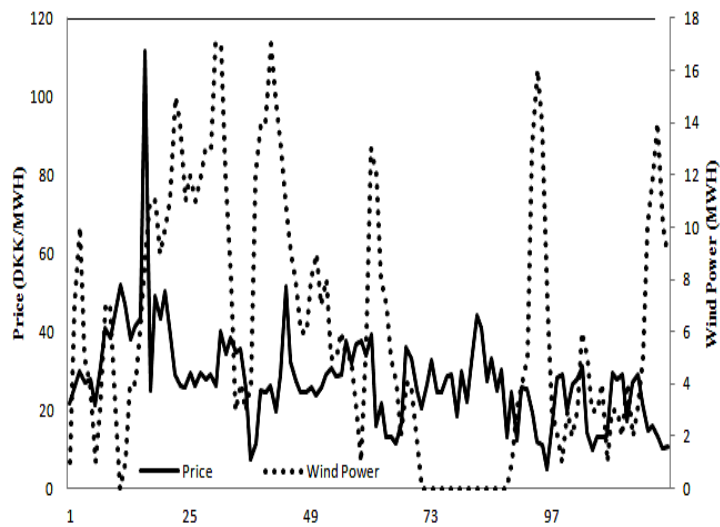
پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی



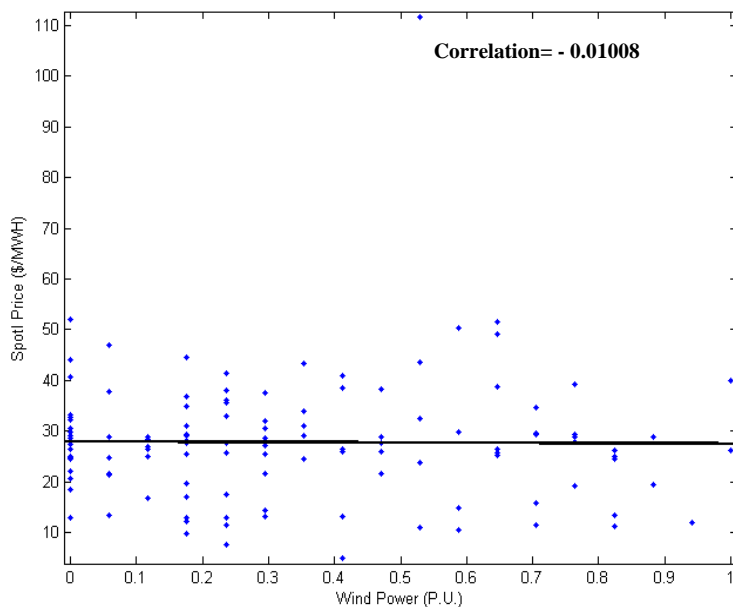
شکل (۱): تغییرات قیمت و تولید بادی منطقه DK-1 [۱۹]



شکل (۲): همبستگی تولید بادی و قیمت بازار Nord Pool منطقه DK-1 [۱۹]



شکل (۳): تغییرات قیمت و تولید بادی بازار انتاریو کانادا منطقه Bruce



شکل (۴): همبستگی تولید بادی و قیمت منطقه Bruce

داشته و یا در واقع هیچ تاثیری بر قیمت نمی‌گذارد. این در حالی است که متوسط قیمت لحظه‌ای با افزایش تولید توان بادی به میزان ۲۰ درصد، به کاهشی سریع در قیمت‌ها تا حدود ۱۵ درصد می‌انجامد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، هنگامی که نفوذ بادی به مرز بالای ۴۰ درصد برسد، کاهش در قیمت‌ها به ازای هر درصد افزایش نفوذ بادی، محسوس‌تر می‌شود.

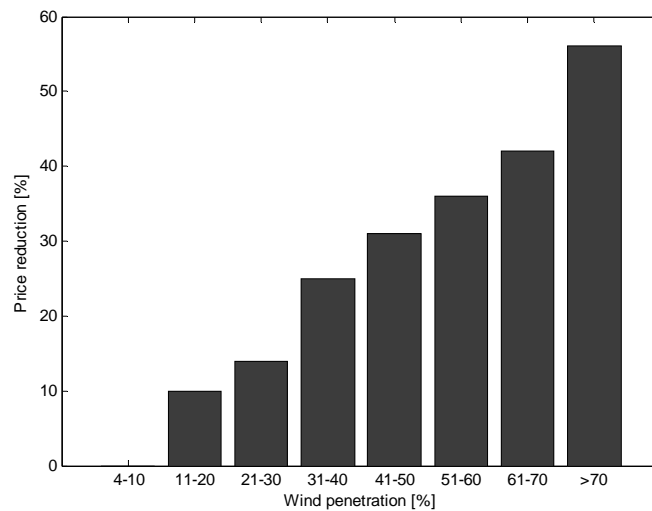
هر کدام از میله‌ها در این شکل نمایانگر کاهش متوسط قیمت لحظه‌ای بازای مقادیر مختلف از توان بادی تولیدی است. این شکل به وضوح نشان می‌دهد که در مقایسه با حالت در نظر نگرفتن تاثیر توان بادی، هر جا که نفوذ توان بادی افزایش پیدا کند، قیمت لحظه‌ای به کاهش سطح خود تمایل پیدا می‌کند.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، خروجی لحظه‌ای تولید باد بر قیمت‌ها اثر معکوس می‌گذارد. به نحوی که هرگاه تولید بادی بالاست، قیمت‌ها کاهش می‌یابند. به عبارت دیگر، میزان تاثیر تولید بادی بر قیمت در بازار Nord Pool منطقه DK-1 به خاطر نفوذ بالای این تولید، در سیستم قدرت منطقه ذکر شده بالاست.

اگر در طی همین بازه زمانی مطالعاتی در مورد قیمت در بازار استان انتاریو کانادا - مزرعه بادی Kingsbridge - [۲۰] که نفوذ تولید بادی در سیستم قدرت کمتر است انجام شود، مشاهده می‌شود که نوسانات تولید بادی تاثیر زیادی بر تعیین قیمت در بازار برق این منطقه ندارد. شکل‌های (۳) و (۴) بیانگر این مطلب هستند.

شکل (۵) تاثیر نفوذ تولید بادی در کاهش متوسط قیمت لحظه‌ای را در منطقه‌ی DK-1 بازار Nord Pool در سال ۲۰۱۰ نشان می‌دهد. در اینجا فرض بر آن بوده است که تولید توان بادی پایین‌تر از ۴ درصد، تاثیر بسیار کمی

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی



شکل (۵): نمودار کاهش در متوسط قیمت لحظه‌ای در سطوح مختلف نفوذ بادی در منطقه DK-1 در سال ۲۰۱۰

۴-۱- بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی

در این مقاله با استفاده از الگوریتم ژنتیک، ساختار شبکه عصبی به منظور افزایش کارایی بهینه شده است. الگوریتم ژنتیک به خاطر قابلیت‌هایی چون قدرت جستجو، سرعت بالا و سایر مزایا، به شکل گسترده‌ای در بهینه‌سازی توابع و بازشناسی الگو به کار گرفته می‌شود.

در این بخش، کروموزوم‌ها به شکل اعداد صحیح کدهی شده‌اند به طوری که هر یک دربرگیرنده تعداد لایه‌های مخفی و همچنین، تعداد نرون‌های موجود در هر لایه می‌باشد. تابع برازندگی هر کروموزوم به کمک رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$Fitness = \frac{1}{1 + MSE} \quad (2)$$

که در آن MSE مقدار میانگین مربعات خطای^v حاصل از تفاضل خروجی هدف و خروجی به دست آمده از شبکه عصبی است که با فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N (Act._MCP(h) - For._MCP(h))^2 \quad (3)$$

در این رابطه N تعداد نمونه‌های مورد استفاده در فرآیند یادگیری است. Act._MCP(h) مقدار واقعی قیمت تسویه بازار در ساعت h و For._MCP(h) مقدار پیش‌بینی شده قیمت تسویه بازار در ساعت h است. در این بخش تعداد جمعیت اولیه ۲۰ عدد و مقادیر احتمال تقاطع و جهش به ترتیب ۰/۸ و ۰/۲ در نظر گرفته شده‌اند.

نکته جالب توجه این است که با افزایش قیمت لحظه‌ای در طول ساعاتی از شبانه روز که مصرف به اوج خود می‌رسد، توان بادی به عنوان عامل مسطح کننده قیمت در سیستم فعالیت می‌کند. به عبارت دیگر، افزایش در تولید توربین‌های بادی به این معنی است که نیاز کمتری برای صرف هزینه‌های اضافی به منظور ساخت نیروگاه‌ها برای تامین بار پیک احساس می‌شود.

۴-۲ مدل پیشنهادی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزارهای تقریب تابعی با کارایی بسیار زیاد در حوزه‌های مختلف از جمله پیش‌بینی قیمت و بار هستند. در کنار این ابزار، الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی هم به عنوان ابزارهایی موفق برای بهینه‌سازی اهداف مختلف استفاده می‌شوند. نقطه اشتراک این دو ابزار آن جایی است که فرآیند آموزش و حتی تعیین ساختار شبکه عصبی به یک مسئله بهینه‌سازی ختم می‌شود. دو راه برای کاربرد الگوریتم‌های تکاملی در مبحث بهینه‌سازی شبکه عصبی وجود دارد که عبارتند از: بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی و بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی

در ادامه، نحوه به‌کارگیری این موارد در شبکه عصبی بیان و الگوریتم رقابت استعماری بیان می‌شود.

۴-۲- بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی

الگوریتم یادگیری پرسپترون چندلایه، نوعی از الگوریتم‌های یادگیری باسرپرست است که به منظور کاهش خطا تا زمانی که خروجی مطلوب شبکه عصبی حاصل نشده است، وزن‌ها و بایاس‌ها را بروز می‌کند. از آنجایی که ورودی‌های شبکه عصبی از یک جنس نیستند، به منظور یکسان‌سازی ورودی‌ها، از ایده نرمالیزه کردن داده‌ها استفاده شده است.

آموزش شبکه‌های عصبی مرسوم، بر پایه‌ی الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان است. بنابراین، توانایی حرکت به سمت بهینه مطلوب را ندارد [۲۱]. از این رو برای بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی، سه نوع الگوریتم تکاملی به کار گرفته و نتایج به دست آمده با یکدیگر مقایسه شده‌اند. این سه نوع الگوریتم عبارتند از: ژنتیک، ازدحام ذرات و رقابت استعماری. نتایج بدست آمده، کارایی بالای الگوریتم رقابت استعماری را برای پیش‌بینی قیمت بیان می‌کند که در ادامه به بررسی الگوریتم یاد شده پرداخته می‌شود.

۴-۳- الگوریتم رقابت استعماری

در الگوریتم رقابت استعماری، تعدادی کشور (متناظر با کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک) وجود دارد. در واقع این مجموعه از کشورها، نقاطی تصادفی درون فضای جستجو هستند. سپس، چند کشور قوی‌تر برخوردار از قدرت بیشتر به عنوان استعمارگر انتخاب می‌شوند. تعداد مستعمرات هر استعمارگر، متناسب با قدرت آن استعمارگر است [۲۲-۲۴]. ممکن است در روند حرکت کشورها در طول اجرای الگوریتم، یک کشور مستعمره قدرتی فراتر از استعمارگر خود پیدا کند. در این حالت، جای کشور مستعمره و استعمارگر عوض خواهد شد. در هر مرحله از تکرار الگوریتم، میان استعمارگران رقابتی برقرار است. در این رقابت، استعمارگری که نسبت به دیگر استعمارگران قدرت کمتری دارد، یکی از مستعمرات خود را از دست می‌دهد. در این فرآیند، ضعیف‌ترین مستعمره از ضعیف‌ترین استعمارگر به طور تصادفی به یکی از استعمارگران دیگر ملحق می‌شود. احتمال انتساب این مستعمره جدید به هر یک از استعمارگران دیگر نیز متناسب با میزان قدرت

آن‌هاست. هنگامی که تعداد استعمارگران به یک برسد، الگوریتم به پایان می‌رسد. بدین منظور گام‌های اجرای بهینه‌سازی با این الگوریتم به شکل زیر است:

(۱) تصمیم‌گیری تولید کشورهای اولیه، تعیین استعمارگران و مستعمره‌ها:

$$country = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}}]$$

که در آن N_{var} نمایانگر ابعاد و $country$ (کشور) یک آرایه شامل ویژگی‌های مختلفی چون فرهنگ و زبان است. ارزیابی تابع هزینه‌ی یک کشور مطابق رابطه زیر است:

$$cost_i = f(country_i) = f(p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}}) \quad (۴)$$

لازم به توضیح است که هرچه هزینه یک کشور کمتر باشد قدرت آن بیشتر است و بر عکس.

(۲) مدل‌سازی سیاست جذب و حرکت مستعمره‌ها به سمت استعمارگران خود.

بر این اساس، کشور استعمارگر، مستعمره را در راستای محورهای فرهنگ و زبان جذب می‌کند. کشور مستعمره به اندازه x واحد در راستای خط واصل به سمت استعمارگر حرکت کرده و به موقعیت جدید کشانده می‌شود. در این حالت، فاصله میان استعمارگر و مستعمره با d نشان داده شده است. x نیز عددی تصادفی با توزیع یکنواخت (و یا هر توزیع مناسب دیگر) است:

$$x \sim U(0, \beta \times d) \quad (۵)$$

که در آن β عددی بزرگتر از یک و نزدیک به ۲ است.

(۳) چنانچه قدرت مستعمره‌ای از قدرت استعمارگرش بیشتر شود، جابجایی مستعمره قوی با استعمارگرش انجام می‌شود.

(۴) تعیین قدرت کل یک امپراطوری که برابر است با قدرت کشور استعمارگر به علاوه درصدی از قدرت کل مستعمرات آن:

$$T.C._n = Cost(imp._n) + \xi \text{ mean}\{Cost(col._n)\} \quad (۶)$$

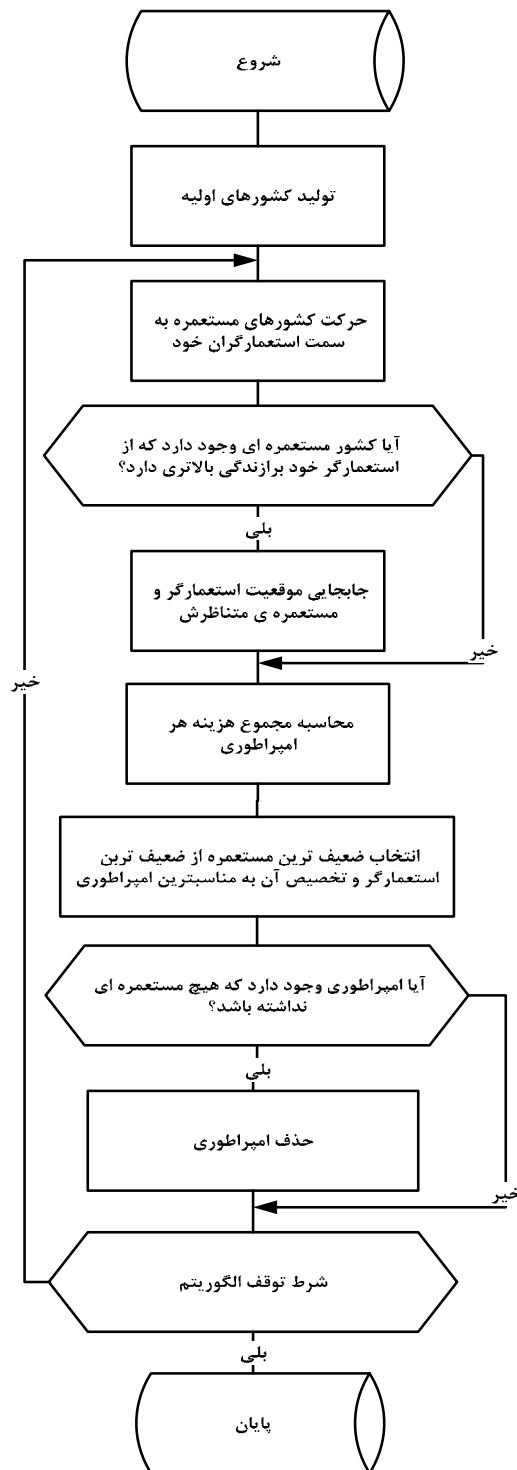
که در آن $T.C._n$ هزینه کل امپراطوری n ام، $imp._n$ کشور استعمارگر n ام، $col._n$ کشور مستعمره n ام و ξ عددی مثبت است که معمولاً بین صفر و یک نظر گرفته می‌شود.

(۵) حذف استعمارگران بدون مستعمره

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی

نظر گرفته می‌شود. در واقع در داخل این تابع به جای استفاده از بهینه‌سازی‌های مبتنی بر گرادیان، روش بهینه‌سازی تکاملی استفاده می‌شود. شکل (۶) فلوچارت الگوریتم استعماری را بیان می‌کند.

(۶) اگر تنها یک امپراطوری باقی مانده باشد، برنامه متوقف شود و در غیر این صورت به مرحله ۲ می‌رود. بدین منظور برای بهینه‌سازی وزن‌ها، این تغییرات بر روی تابع آموزش شبکه عصبی انجام می‌شود، به نحوی که مطالب مرتبط با الگوریتم تکاملی رقابت استعماری در آن در



شکل (۶): فلوچارت الگوریتم استعماری

می‌دهد. به طوری که در دانمارک غربی میزان نفوذ تولید توان بادی، تا حدود ۲۵ درصد تولید کل افزایش پیدا کرده است. از این رو، در این بازار چشم‌اندازی برای افزایش سهم مشارکت تولید بادی در حدود ۵۰ درصد تا سال ۲۰۵۰ به چشم می‌خورد. بنابراین، توان بادی نه تنها بر روی قیمت ساعتی بلکه بر روی بازار لحظه‌ای نیز تاثیرات مهمی می‌گذارد. در حقیقت این منطقه می‌تواند به عنوان نماینده‌ای از بازارهای برق تجدید ساختار یافته با سهم بالای مشارکت انرژی‌های تجدید پذیر باشد، به طوری که سهم مشارکت توان بادی در این منطقه نسبت به تمامی مناطق دیگر در جهان بالاتر است. در این مقاله، به دلیل سهم بالای مشارکت مزایای بادی، از داده‌های این بازار برای مطالعه پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت استفاده شده است.

مدل عصبی پیشنهادی بر داده‌های قیمت ناحیه DK-1 دانمارک اعمال شده است. مجموعه ۱۷ داده قیمت پیشین $P_{h96}, P_{h73}, P_{h72}, P_{h49}, P_{h48}, P_{h25}, P_{h24}, P_{h3}, P_{h2}, P_{h1}$ برای پیش‌بینی قیمت در ساعت هدف P_h به عنوان داده‌های آزمون معرفی شده است. این روش انتخاب ویژگی، به خوبی تمایلات کوتاه مدت قیمت (مانند انتخاب داده‌های قیمت ۱، ۲ و ۳ ساعت قبل)، دوره‌های روزانه (مانند انتخاب داده‌های قیمت ۲۴، ۴۸، ۷۲ و ۹۶ ساعت قبل) و نیز دوره‌های هفتگی (مانند انتخاب ۱۶۸ ساعت پیشین)، را دنبال می‌کند. همچنین داده‌های آموزشی پیشنهادی همان گونه که در [۵] و [۷] اشاره شد، شامل ۴۸ روز گذشته است. بنابراین، داده‌های آموزش شامل ۱۱۵۲ الگوی آموزش است. پس از پروسه آموزش، مقادیر ۲۴ ساعته قیمت تسویه روز آینده قابل پیش‌بینی هستند.

در این شبیه‌سازی ۷۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی، ۱۵ درصد از داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون و ۱۵ درصد دیگر داده‌ها به عنوان داده‌های اعتبارسنجی^{۱۱} انتخاب شده‌اند.

شکل (۷) تابع برازندگی بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی به وسیله الگوریتم ژنتیک را بیان می‌کند که مناسب‌ترین جواب، یک شبکه عصبی سه لایه با ۲۵ نرون در لایه مخفی است.

فارغ از این که چه نوع الگوریتمی به کار گرفته شود، ابتدا باید تابع هزینه مرتبط با آن را پیدا کرد. بدین منظور متغیر A - این متغیر یکی از سطرهای ماتریس جمعیت است و در برگزیده وزن‌های شبکه است - به شکل یک بردار سطری تعریف می‌شود. در حقیقت با استفاده از این بردار، شبکه عصبی مورد نظر ایجاد می‌شود. برای این منظور، تابعی تشکیل می‌شود که وظیفه اصلی آن ایجاد شبکه براساس تعداد لایه‌ها و نرون‌های موجود در هر لایه است. حال مرحله ارزیابی براساس مقادیر مختلف A آغاز می‌شود. بنابراین، با فرض داشتن تابع وزن‌ها، با وارد کردن مقادیر ورودی، خروجی شبکه شبیه‌سازی شده است. در این فرآیند شاخص خطای MSE تحت عنوان تابع هزینه ذخیره شده است.

۵- نتایج شبیه‌سازی

شاخص‌های متعددی برای بیان دقت روش‌های پیش‌بینی استفاده می‌شود که در این مقاله برای بررسی کارآمدی مدل پیشنهادی از شاخص‌های MAE^{۱۲} و MAPE^{۱۳} استفاده شده است و به شکل زیر معرفی می‌شوند:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N |Act. - MCP(h) - For. - MCP(h)| \quad (۷)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N \frac{|Act. - MCP(h) - For. - MCP(h)|}{Ave. - MCP} \times 100 \quad (۸)$$

که در آن Ave._MCP مقدار متوسط قیمت واقعی تسویه بازار است.

۵-۱- اعمال مدل پیشنهادی بر داده‌های بازار

Nord Pool منطقه‌ی DK-1 سال ۲۰۱۲ برای

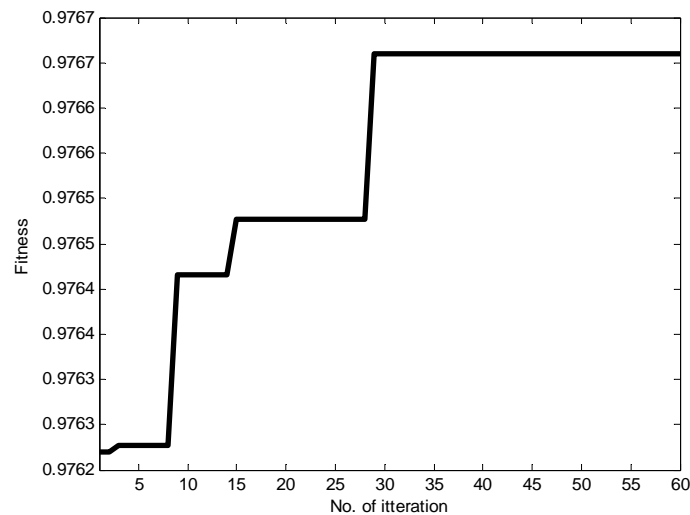
پیش‌بینی قیمت روز بعد

بازار Nord Pool به عنوان بزرگترین و با سابقه‌ترین بازار برق در اروپا از دهه ۹۰ میلادی است. این بازار در چهار کشور شامل نروژ، سوئد، فنلاند و دانمارک فعالیت می‌کند. تولید الکتریسیته در بازار دانمارک بیشتر بر پایه نیروگاه‌های حرارتی است. با وجود این توان بادی سهم بالایی را برای تامین تقاضای مشترکان به خود اختصاص

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی

برازندگی استفاده شده در شکل (۸)، تابع هزینه شاخص MSE است. جدول (۱) مقایسه نتایج برای الگوریتم‌های اعمالی در طول این ۵۰ اجرای بهینه‌سازی را بیان می‌کند.

شکل (۸) همگرایی بهترین جواب در طول ۵۰ اجرای متمایز بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی روز هدف (۱۳ نوامبر) را بیان می‌کند. توجه شود که تابع

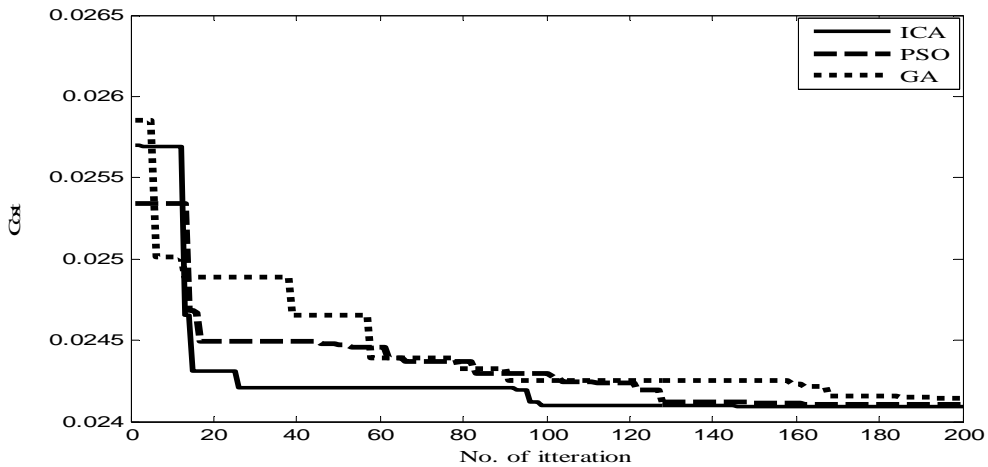


شکل (۷): تابع برازندگی بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی

کمی پیش‌بینی کرده است. جدول (۲) مقایسه عددی نتایج مدل عصبی پیشنهادی با شبکه عصبی مرسوم - که ساختار آن به شکل سعی و خطا و آموزش آن براساس الگوریتم کلاسیک پس‌انتشار خطاست-، با و بدون در نظر گرفتن تولید بادی، برحسب معیارهای MAE، MSE و MAPE آورده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، میانگین شاخص‌های خطا برای حالت در نظر گرفتن تاثیر تولید بادی در مقایسه با حالت در نظر نگرفتن تاثیر تولید بادی در استفاد از مدل شبکه‌های عصبی، کمتر است. این در حالی است که میانگین شاخص‌های خطا با استفاده از مدل پیشنهادی کمتر از دو حالت قبل است، که این خود بیانگر کارآمدی مدل پیشنهادی در پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت است.

در این شبیه‌سازی، جمعیت اولیه هر الگوریتم ۵۰ عدد بوده است. همچنین، در الگوریتم رقابت استعماری، شاخص imp_n برابر ۱۰، $pRev$ برابر ۰/۳ و شاخص ξ و Ass. Coefficient به ترتیب برابر ۰/۰۲ و ۲ است. مدل پیشنهادی در شکل (۹) نشان داده شده است.

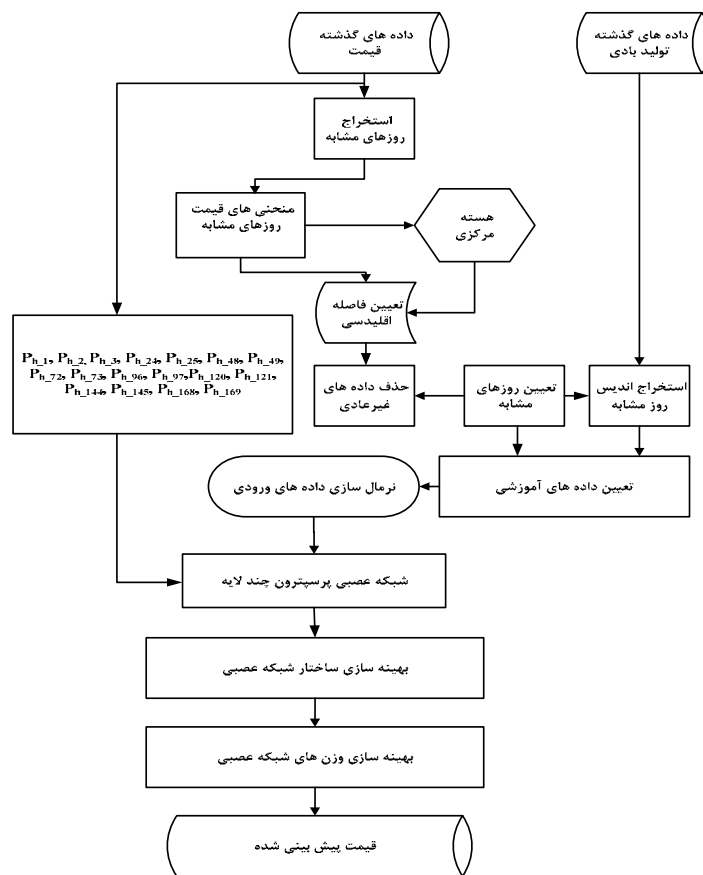
به منظور نشان دادن کارایی این مدل ۴ هفته نمونه از فصل‌های مختلف سال ۲۰۱۲ میلادی به عنوان هفته‌های هدف انتخاب شده‌اند تا امکان ایجاد فضای جامع‌تری را برای مقایسه بوجود آورند. هفته انتخابی زمستان از تاریخ ۱۲ تا ۱۸ فوریه است. هفته‌های انتخابی بهار، تابستان و پاییز به ترتیب: ۱۳ تا ۱۹ می، ۱۲ تا ۱۸ آگوست و ۱۱ تا ۱۷ نوامبر است. نتایج پیش‌بینی برای چهار روز نمونه در شکل‌های (۱۰) تا (۱۳) ارائه شده‌اند. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، مدل پیشنهادی، سیگنال قیمت روزانه را با خطای



شکل (۸): همگرایی بهترین جواب برای الگوریتم‌های ICA و PSO، GA

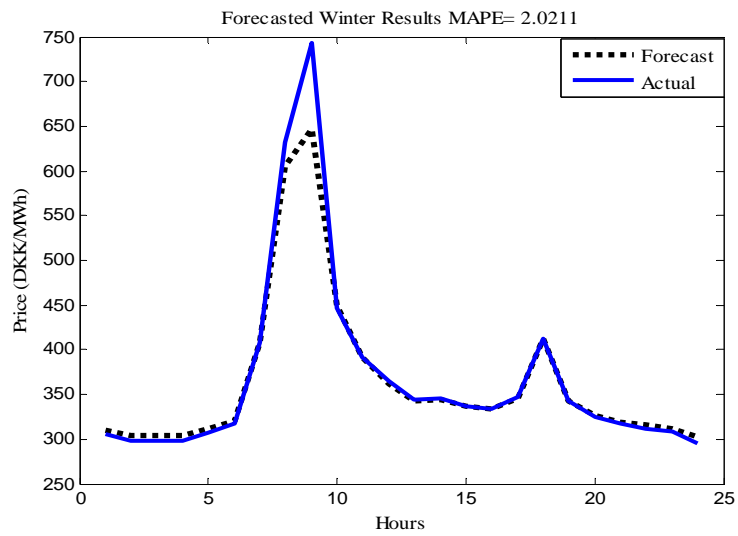
جدول (۱): نتایج شبیه‌سازی برای ۵۰ اجرای مجزا برای هر تکرار

نوع الگوریتم	بهترین مقدار تابع برازندگی	میانگین تابع برازندگی	بدترین مقدار تابع برازندگی	میانگین همگرایی هر تکرار
GA	۰/۰۲۴۲۱	۰/۰۲۴۴۴	۰/۰۲۵۸۶	۱۵۸
PSO	۰/۰۲۴۱۸	۰/۰۲۴۳۵	۰/۰۲۵۳۴	۱۲۸
ICA	۰/۰۲۴۰۹	۰/۰۲۴۲۴	۰/۰۲۵۷۰	۹۱

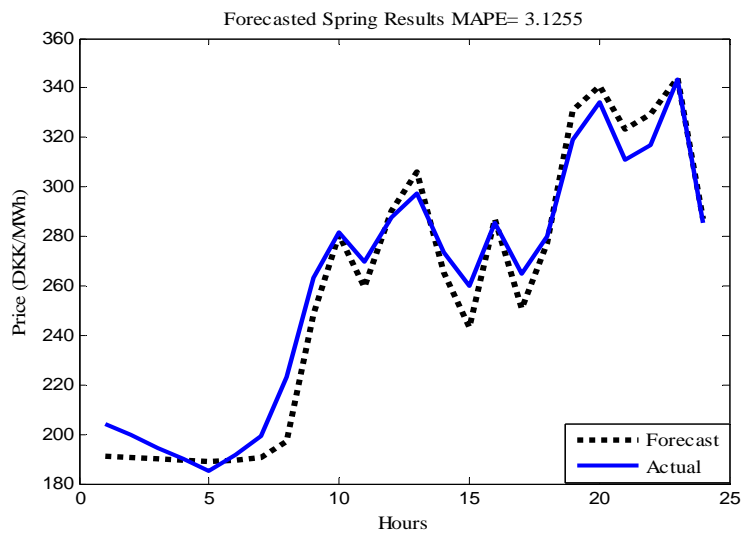


شکل (۹): مدل پیشنهادی

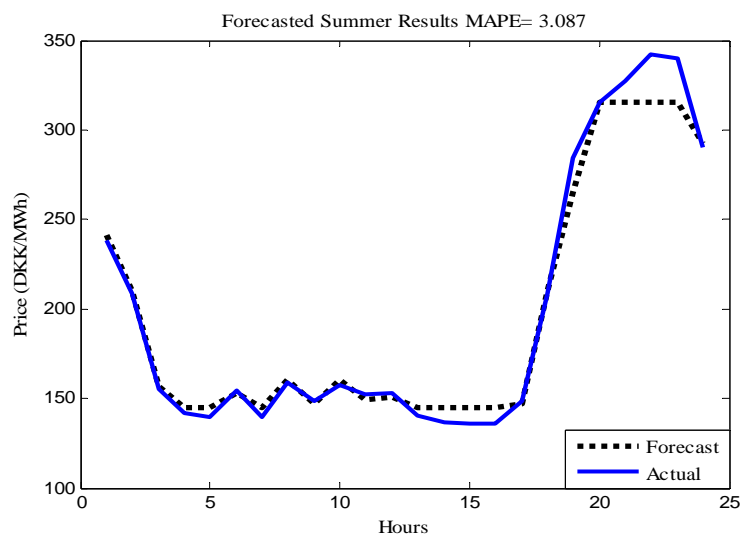
پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی



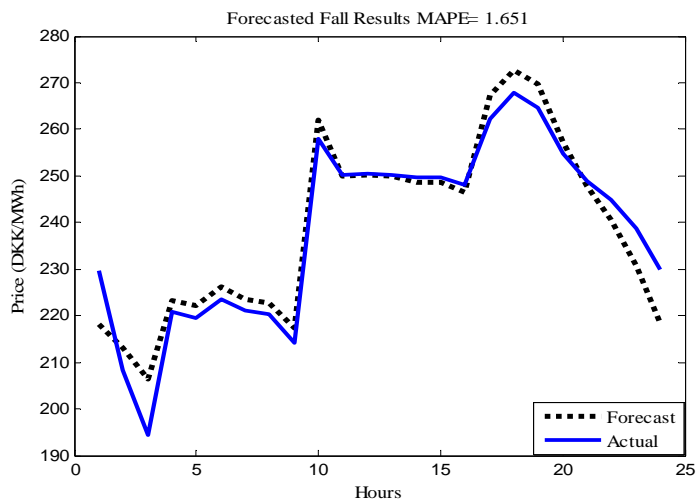
شکل (۱۰): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت روز ۱۳ فوریه



شکل (۱۱): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت روز ۱۹ می



شکل (۱۲): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت روز ۱۲ آگوست



شکل (۱۳): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت روز ۱۱ نوامبر

جدول (۲): مقایسه عددی نتایج مدل عصبی پیشنهادی با شبکه عصبی مرسوم، با و بدون در نظر گرفتن تولید بادی

	Conventional neural network						Proposed model			
		Without wind power effect			With wind power effect					
		MAPE	MSE	MAE	MAPE	MSE	MAE	MAPE	MSE	MAE
Winter week	Sun.	5.5819	0.1532	0.3057	4.7025	0.0279	0.1440	3.1260	0.007143	0.0233
	Mon.	5.9871	0.0208	0.1010	4.0657	0.0085	0.0610	2.0211	0.0055	0.0383
	Tue.	5.4288	0.1357	0.3369	4.3889	0.0719	0.2362	1.6634	0.0253	0.1511
	Wed.	8.8653	0.1542	0.3327	7.1315	0.0515	0.1904	4.6708	0.0014	0.0325
	Thu.	7.1533	0.0322	0.1367	4.7617	0.0153	0.0856	3.6016	0.0032	0.0333
	Fri.	6.9918	0.2835	0.4393	5.1495	0.0990	0.2651	3.1731	0.0032	0.0495
	Sat.	12.4142	0.0229	0.1428	9.0690	0.0767	0.2619	6.4826	0.000701	0.0165
Average		7.4889	0.1146	0.2564	5.6098	0.0501	0.1777	3.5340	0.00663	0.0492
Spring week	Sun.	12.9001	0.0700	0.1714	11.9232	0.0484	0.1605	10.0348	0.0340	0.1595
	Mon.	14.6692	0.2395	0.3718	12.2738	0.0181	0.0905	11.1405	0.0145	0.0876
	Tue.	15.5161	0.0433	0.1823	14.3706	0.0459	0.1688	10.8357	0.0283	0.1022
	Wed.	11.1936	0.1475	0.3047	9.6038	0.0501	0.2053	8.7637	0.0455	0.1849
	Thu.	7.2221	0.2181	0.3766	4.2087	0.0250	0.1275	2.3567	0.0157	0.1007
	Fri.	9.5472	0.2744	0.4551	6.7798	0.0973	0.2441	4.3565	0.0647	0.2133
	Sat.	8.6514	0.0868	0.2086	5.9549	0.0614	0.1897	3.1255	0.0224	0.1187
Average		11.3856	0.1542	0.2957	9.3021	0.0494	0.1694	7.2304	0.0321	0.1381
Summer week	Sun.	9.6091	0.1553	0.2456	5.3309	0.0172	0.1023	3.0870	0.0093	0.0713
	Mon.	8.4250	0.2828	0.4221	6.8972	0.0515	0.1800	4.9279	0.0372	0.1621
	Tue.	7.6163	0.1887	0.3436	5.4837	0.0470	0.1734	3.9126	0.0348	0.1460
	Wed.	8.2626	0.3314	0.4747	5.1898	0.0727	0.1982	3.6157	0.0167	0.1012
	Thu.	7.3880	0.0256	0.1333	4.6667	0.0163	0.1001	2.5779	0.0037	0.0491
	Fri.	7.4139	0.0550	0.1770	4.4264	0.0451	0.1713	3.2662	0.0249	0.1295
	Sat.	6.3375	0.1231	0.2329	4.4015	0.0557	0.1774	2.9499	0.0354	0.1424
Average		7.8646	0.1659	0.2898	5.1994	0.0436	0.1575	3.4767	0.0231	0.1145
Fall week	Sun.	8.3900	0.3422	0.5062	4.2923	0.1999	0.3425	1.6510	0.0710	0.2143
	Mon.	7.3744	0.1759	0.3704	5.9236	0.0514	0.1762	4.1119	0.0407	0.1754
	Tue.	7.3941	0.0477	0.1833	5.6260	0.0414	0.1637	2.1509	0.0240	0.1259
	Wed.	8.3107	0.3750	0.5054	4.1816	0.1833	0.3635	2.8268	0.1224	0.2724
	Thu.	8.9894	0.0636	0.1950	6.3645	0.0459	0.1652	4.3413	0.0148	0.0985
	Fri.	7.4338	0.1218	0.2650	5.0397	0.0460	0.1474	3.3773	0.0146	0.0962
	Sat.	5.2990	0.0909	0.2222	3.7235	0.0405	0.1646	1.0627	0.0013	0.0278
Average		7.5987	0.1738	0.3210	5.0216	0.0869	0.2175	2.7888	0.0412	0.14435

پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی

روش‌های ARIMA، شبکه عصبی مرسوم و مدل پیشنهادی را بیان می‌کند.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، میانگین شاخص خطای MAPE در استفاده از شبکه عصبی مرسوم نسبت به روش سری زمانی ARIMA طی چهار ماه اول سال ۲۰۱۳ در منطقه SE-1 کمتر بوده است. این شاخص در استفاده از مدل پیشنهادی طی این بازه زمانی به میزان ۳/۱۴۰۲ درصد تقلیل می‌یابد.

شکل‌های (۱۴) و (۱۵) نتایج پیش‌بینی برای هفته‌های انتخابی ماه‌های ژانویه و آوریل ۲۰۱۳ را نشان می‌دهند. نتایج پیش‌بینی هفتگی نشان می‌دهد، مدل پیشنهادی به خوبی مقدار واقعی و تغییرات قیمت را دنبال کرده است.

۵-۲- اعمال مدل پیشنهادی بر داده‌های بازار

Nord Pool منطقه‌ی SE-1 سال ۲۰۱۳ برای

پیش‌بینی هفتگی قیمت

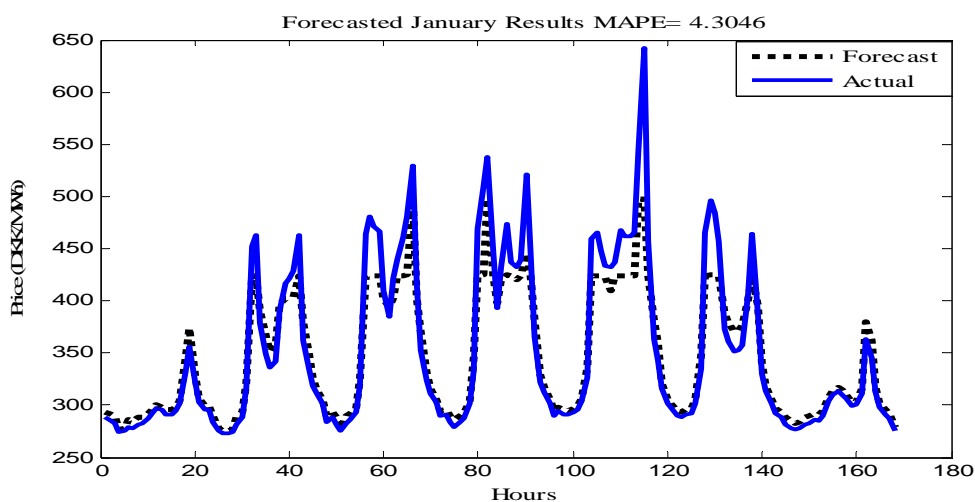
پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت معمولاً برای بازه‌های زمانی ساعتی، روزانه و هفتگی انجام می‌شود. در این مقاله برای نشان دادن کارآمدی مدل پیشنهادی، پیش‌بینی قیمت به شکل هفتگی برای داده‌های قیمت منطقه SE-1 سال ۲۰۱۳ انجام شده است.

در ادامه، مدل پیشنهادی، قیمت را برای بازه‌های ۱۳ تا ۱۹ ژانویه، ۱۰ تا ۱۶ فوریه، ۱۰ تا ۱۶ مارس و ۱۴ تا ۲۰ آوریل پیش‌بینی کرده است.

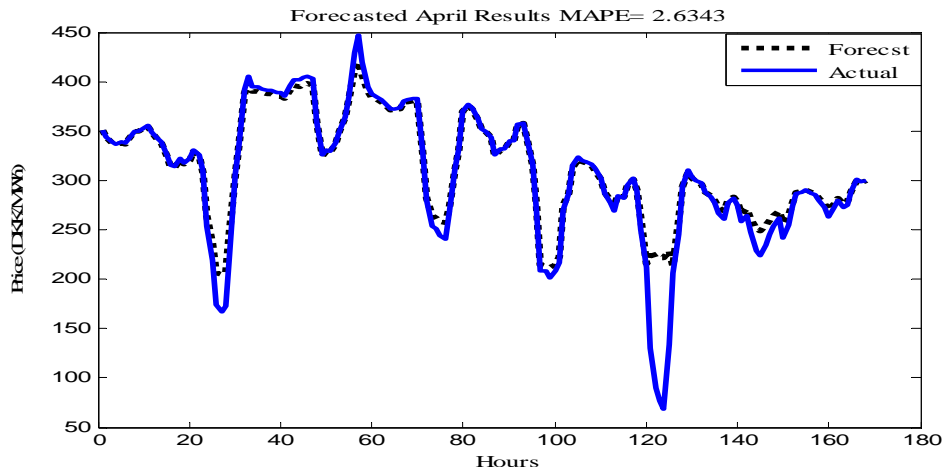
جدول (۳) مقایسه نتایج شاخص خطای MAPE برای

جدول (۳): مقایسه مقادیر شاخص خطای MAPE برای پیش‌بینی قیمت چهار ماه اول سال ۲۰۱۳ بازار Nord Pool

Date	ARIMA	Conventional ANN	Proposed model
Jan.	7.7177	5.6886	4.3046
Feb.	5.1221	3.5184	2.6313
Mar.	6.0476	4.0706	2.9909
Apr.	4.8537	5.3057	2.6343
Average	5.9352	4.6458	3.1402



شکل (۱۴): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت ۱۳ تا ۱۹ ژانویه سال ۲۰۱۳



شکل (۱۵): پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت ۱۴ تا ۲۰ آوریل سال ۲۰۱۳

۶- نتیجه‌گیری

مراجع

- [1] M. Shahidehpour, H. Yamin and Z. Li, "Market Operations in Electric Power Systems: Forecasting, Scheduling, and Risk Management," John Wiley, pp. 57-113, New York, April 2002.
- [2] T. Jonsson and P. Pinson, "Forecasting Electricity Spot Prices Accounting for Wind Power Predictions," IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013.
- [3] J. Kennedy, B. Fox, D. Flynn, "Use of Electricity Price to Match Heat Load with Wind Power Generation," Proc. of the IEEE Conference on Sustainable Power Generation & Supply, 2009
- [4] S. J. Huang and K. R. Shih, "Short-term load forecasting via ARMA model identification including nongaussian process considerations," IEEE Transactions on Power Systems, Vol.18, No. 2, pp. 673-679, 2003.
- [5] 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, No. 2, pp. 1035-1042, 2005.
- [6] D. J. Pedregal and J. R. Trapero, "Electricity prices forecasting by automatic dynamic harmonic regression models," Energy Conversion and Management, Vol. 48, No. 5, pp. 1710-1719, 2007.
- [7] N. Amjady, "Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network," IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 21, No. 2, pp. 887-896, 2006.
- [8] G. Li, C.-C. Liu, C. Mattson, and J.

استفاده از ورودی‌های تأثیرگذار بر قیمت نهایی بازار برق، باعث بهبود پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت می‌شود. بررسی‌ها نشان می‌دهند که نفوذ بالای تولید بادی در شبکه قدرت می‌تواند قیمت در بازار برق را تحت تأثیر قرار دهد. به همین علت، در بازارهایی که سهم مشارکت توان بادی در آن‌ها بالاست، در نظر گرفتن تأثیر توان بادی بر قیمت لحظه‌ای در بازار برق امری ضروری است. این در حالی است که این میزان نفوذ تأثیرات غیر خطی بر روی قیمت می‌گذارد.

بر اساس نتایج شبیه‌سازی می‌توان اقرار کرد که کاربرد الگوریتم‌های هوشمند برای بهینه‌سازی ساختار و وزن‌های مدل عصبی پیش‌بین، موثر بوده است. همچنین، استفاده از داده‌های روزهای مشابه و به‌ویژه در نظر گرفتن اثر تولید بادی برای پیش‌بینی قیمت، ایده‌ای کارآمد در جهت بهبود دقت مدل عصبی است. در این مقاله، از داده‌های قیمت سال ۲۰۱۲ و ۲۰۱۳ بازار Nord Pool مناطق DK-1 و SE-1 که دارای میزان نفوذ بالای بادی هستند، برای پیش‌بینی استفاده شده است. همان‌طور که مشاهده شد، مدل عصبی پیشنهادی نسبت به مدل‌های عصبی مرسوم نتایج بهتری را ارائه می‌کند. شایان ذکر است، توسعه تحقیق حاضر در سایر ابعاد نیز قابل بررسی است، چه از نظر بکارگیری انواع دیگر ساختارهای هوشمند و چه از منظر کاربرد سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی.

- on Computer and Knowledge Engineering, 2013.
- [20] Ontario electricity market, Available online at the following website: <http://www.ieso.ca/imoweb/marketdata/marketData.asp>.
- [21] Z. Chen, "Optimization of Neural Network Based on Improved Genetic Algorithm," Proc. of the IEEE Conference on Computational Intelligence and Software Engineering, pp. 1-3, 2009.
- [22] E. Atashpaz-Gargari, C. Lucas, "Imperialist Competitive Algorithm: An Algorithm for Optimization," Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computatio, 2007.
- [23] H. Mohammadi, S. Falahati, M. Zaraati, "A new method for selective harmonic elimination in VSI using Imperialist Competitive Algorithm," Journal of Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 2, No. 4, pp. 65-74, 2012.
- [24] E. Gholipour, M. Basiri Kejani, "Power system dynamic stability by SSSC-based supplementary damping controller using Imperialist Competitive Algorithm," Journal of Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 3, No. 4, pp. 39-50, 2013.
- Lawarree, "Day-ahead electricity price forecasting in a grid environment," IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 22, No. 1, pp. 266–274, 2007.
- [9] D. Singhal and K. S. Swarup, "Electricity price forecasting using artificial neural networks," Electrical Power and Energy Systems, vol. 33, no. 3, pp. 550-555, 2011.
- [10] W. Hsu and J. Lin, "A comparison of methods for multiclass support vector machines," IEEE Trans. on Neural Networks., Vol. 13, No. 2, pp. 415–425, 2002.
- [11] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning representations by back propagating errors," Nature, Vol. 323, No. 1, pp. 533-536, 1986.
- [12] J. P. S. Catalão, S.J.P.S. Mariano, V. M. F. Mendes and L. A. F. M. Ferreira, "Short-term electricity price forecasting in a competitive market: A neural network approach," Electric Power Systems Research, Vol.77, No. 10, pp. 1297-1304, 2007.
- [13] V. Vahidinasab, S. Jadid and A. Kazemi, "Day-ahead price forecasting in restructured power system using artificial neural networks". Electric Power Systems Research, Vol. 78, No. 8, pp. 1332-1342, 2008.
- [14] P. Mandal, T. Senjyu, N. Urasaki, T. Funabashi and A. K. Srivastava, "A Novel Approach to Forecast Electricity Price for PJM Using Neural Network and Similar Days Method," IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 2058-2065, 2007.
- [15] Y. Yuhang, L. Yingliang, M. Yao, X. Yingju and Y. Hao, "Training Data Selection for Short Term Load Forecasting" Proc. of the IEEE Conference on measuring Technology and Mechatronics Automation, pp. 1040-1043, 2011.
- [16] Elena Deza and Michel Marie Deza, "Encyclopedia of Distances," Springer, pp. 94-97, 2009.
- [17] T. Soares, F. Fernandes, H. Morais, P. Faria, Z. Vale, "ANN-Based LMP Forecasting in a Distribution Network with Large Penetration of DG" Proc. of the IEEE Conference on Transmission & Distribution, 2012.
- [18] Nord Pool market, Available online at the following website: <http://www.nordpoolspot.com>.
- [19] I. Nazer, H. Taherian and M. R. Aghaebrahimi, "Short-Term Price Forecasting Under High Penetration of Wind Generation Units in Smart Grid Environment," Proc. of the IEEE Conference

¹ Auto Regressive Moving Average

² Auto Regressive Integrated Moving Average

³ Data Mining

⁴ Imperialist Competitive Algorithm

⁵ Spot Price

⁶ Spike

⁷ Mean Squared Error

⁸ Mean Absolute Error

⁹ Mean Absolute Percentage Error

¹⁰ Validation